

**UNIVERSIDAD NACIONAL HERMILIO VALDIZÁN
ESCUELA DE POST GRADO**



=====

**DESARROLLO DE UN MODELO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL
QUE PERMITA LA IDENTIFICACION DE LA SITUACION
FINANCIERA DE LAS EMPRESAS EN EL PERU**

=====

**TESIS PARA OPTAR EL GRADO ACADEMICO DE
DOCTOR EN GESTION EMPRESARIAL**

M. Sc. Fermín Rolando Montesinos Chávez

HUÁNUCO – PERÚ

2017

DEDICATORIA

A Dios todo poderoso, gracias por guiarme y
acompañarme en cada instante de la vida

A mis padres, en especial, por el aporte valioso desinteresado
y silencioso que me han brindado durante
toda mi vida, el cual ha alimentado la semilla que
me estimula a ser mejor cada día.

AGRADECIMIENTOS

El autor desea expresar su más sincero agradecimiento y reconocimiento al Dr. Pedro Villavicencio Guardia por su tiempo y buena disposición ante cualquier consulta.

A todas aquellas personas que de una u otra forma contribuyeron en la realización del presente trabajo.

RESUMEN

El concepto de insolvencia se asocia a la incapacidad de una persona natural o jurídica para cumplir regularmente sus obligaciones. En la evaluación de la solvencia empresarial juega un papel primordial la información económico financiero transmitido a través de los estados contables. Esta situación, ha incrementado el interés académico y empresarial en el tema del fracaso de las empresas. El objetivo de la presente investigación es determinar en qué medida un modelo de inteligencia artificial permitirá la identificación de la solvencia e insolvencia empresarial en el Perú, integrado las redes neuronales artificiales y la lógica difusa, utilizando como atributos los ratios financieros. El primero de estos modelos es entrenada mediante una estrategia de retropropagación (Backpropagation), y que consigue clasificar correctamente cerca de un 92%, el segundo se utiliza la lógica difusa que a, pesar de su simplicidad estructural, logra un promedio de acierto cercano al 80% de las muestra. Los modelos indican que los atributos tomados en cuenta contienen evidencias suficientes para identificar la solvencia e insolvencia empresarial.

Palabras clave: Solvencia. Insolvencia. Redes neuronales. Lógica Difusa

ABSTRACT

The concept of insolvency is associated with the inability of a natural or legal person to meet their obligations on a regular basis. In the evaluation of business solvency, financial economic information transmitted through the financial statements plays a key role. This situation has increased academic and business interest in the issue of corporate failure. The objective of the present investigation is to determine the extent to which an artificial intelligence model will allow the identification of solvency and business insolvency in Peru, integrated artificial neural networks and fuzzy logic, using financial ratios as attributes. The first of these models is trained by a backpropagation strategy, which successfully classifies about 92%, the second uses diffuse logic that, despite its structural simplicity, achieves an average of accuracy close to 80% of the samples. The models indicate that the attributes taken into account contain sufficient evidence to identify solvency and corporate insolvency.

Keywords: Solvency. Insolvency. Neural networks. Diffuse logic

RESUMO

O conceito de insolvência está associada com a incapacidade de um obrigações singulares ou colectivas se reunir regularmente pessoa. Na avaliação da solvência empresarial desempenha um papel importante a informação financeira e económica transmitida através das demonstrações financeiras. Esta situação tem aumentado o interesse acadêmico e empresarial no assunto do insucesso empresarial. O objetivo desta pesquisa é determinar até que ponto um modelo de inteligência artificial irá permitir a identificação de solvência e insolvência de empresas no Peru, integrado redes neurais artificiais e lógica fuzzy, usando atributos como índices financeiros. O primeiro desses modelos é treinado através de uma estratégia de retropropagação (Backpropagation), e se classificou corretamente cerca de 92%, o segundo a lógica fuzzy é usado que, apesar de sua simplicidade estrutural, conseguiu uma média de quase atingiu o 80% da amostra. Modelos indicam que levar em conta atributos contêm provas suficientes para identificar a solvência e insolvência de empresas.

Palavras-chave: credibilidade. Insolvência. Redes neurais. lógica fuzzy

INTRODUCCION

En las últimas décadas se ha asistido a un cambio profundo en el ámbito empresarial debido fundamentalmente al avance de la tecnología. La presencia de nuevos paradigmas en el tratamiento de la información que generan las empresas denominado Gestión del Conocimiento, al igual que el procesamiento masivo de esta información, una marcada tendencia hacia la globalización de los mercados, el riesgo y la incertidumbre en la toma de decisiones empresariales, han contribuido a dicho avance. Todo esto enmarcado por un mundo cada vez más complejo donde el viejo mundo de las certezas ya no existe y donde el ser competitivo y sostenible en el tiempo se constituye en un reto imperativo para la supervivencia de las empresas. En este contexto, el avance de la tecnología y de los nuevos paradigmas no debe limitarse a simular las funciones para el procesamiento manual de la información, sino que estas herramientas deben ser un soporte fundamental para el logro de los objetivos de la gestión empresarial traducida en decisiones adecuadas, eficaces y oportunas.

Los cambios mencionados anteriormente se pueden extender al campo de las decisiones empresariales, especialmente al de las finanzas, las cuales no se han escapado a estos cambios y nuevos paradigmas. Así, se pueden observar profundas transformaciones que van desde las finanzas tradicionales en las que los estudios se han enmarcado sobre una base fundamentalmente descriptiva, contable e institucional, a las finanzas modernas, que buscan explicar los fenómenos financieros e indicar el camino para la toma de decisiones financieras. Estas explicaciones se basan en la construcción de modelos cuantitativos que utilizan el lenguaje científico, un razonamiento adecuado y

VII

verificaciones empíricas. En este contexto de continuo cambio, pueden producirse errores en la toma de decisiones empresariales y, por tanto, en la gestión, que probablemente deriven en periodos de crisis. No obstante, las decisiones futuras pueden verse condicionadas favorablemente por los mecanismos disponibles para superar estas situaciones, tales como; morosidad, reestructuraciones, insolvencia o quiebra propiamente dicha, las dificultades financieras de las empresas poseen grave trascendencia para su entorno económico, tanto más si cabe en períodos en los que el contexto económico adverso acrecienta la tasa de mortalidad de las empresas. De ahí que el estudio de las condiciones de predicción de eventos de fallo financiero, y su aplicación a la solvencia e insolvencia empresarial, hayan venido siendo cuestiones recurrentes en la literatura financiera (Piñeiro et al., 2012).

Aplicando la clásica división que hizo Simón (1960) de los procesos de decisión entre estructurados y no estructurados, es claro que esa decisión es de tipo no estructurado ya que no existe un procedimiento definido para abordarla, siendo necesario el juicio y la propia evaluación del decisor. Tal y como señalan diversos autores (Ball y Foster, 1983, p. 217; Martín Marín, 1984, p. 630), no existe una teoría comúnmente aceptada que explique el fenómeno del fracaso empresarial, por lo que a priori no es posible establecer qué variables financieras ni qué valores en las mismas determinan la futura solvencia o insolvencia de una firma. Existen diferentes formas de realizar esta predicción, los métodos estadísticos multivariantes, como el análisis discriminante propuesto por Altman (1968) o el logit condicional propuesto por Ohlson (1980), siguen siendo utilizados con profusión, sin embargo el carácter poco estructurado del problema ha inducido el desarrollo de métodos de análisis más flexibles en los que la

VIII

heurística y los procesos de aprendizaje interactivo tienen un papel preponderante. Todo ello ha impulsado el desarrollo de nuevos y más sofisticados métodos de análisis de la solvencia, y entre este tipo de sistemas ocupan un papel destacado aquellos que están basados en técnicas de Inteligencia Artificial.

La aplicación de técnicas procedentes del campo de la Inteligencia Artificial surge como un intento de superar esta limitación, pues estas últimas no parten de hipótesis preestablecidas y se enfrentan a los datos de una forma totalmente exploratoria, configurándose como procedimientos estrictamente no paramétricos.

El objetivo principal de la presente investigación es contrastar la eficacia del desarrollo de un modelo de Inteligencia Artificial, integrando las redes de neuronas artificiales (RNA) como la lógica difusa, que demuestran una singular capacidad de adaptación a las particularidades del problema. La información financiera que ha servido de base datos para la aplicación de estas herramientas, se ha obtenido de un periodo, donde los cambios económicos experimentados desencadenaron fenómenos que puedan poner en peligro la supervivencia de las empresas y que el desempeño de sus ejecutivos, motivaron a ser solventes e insolventes.

INDICE

DEDICATORIA.....	I
AGRADECIMIENTO.....	II
RESUMEN.....	III
ABSTRACT.....	IV
RESUMO-.....	V
INTRODUCCIÓN.....	VI
INDICE.....	IX

CAPITULO I

1 EL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN.....	1
1.1 Descripción del problema.....	1
1.2 Formulación del problema.....	5
1.3 Problema general y problemas específicos.	6
1.3.1 Problema general.....	6
1.3.2 Problemas específicos.	6
1.4 Objetivo general y objetivos específicos.	6
1.4.1 Objetivo general.....	6
1.4.2 Objetivos específicos	7
1.5 Hipótesis y sistema de hipótesis.	7
1.5.1 Hipótesis General.....	7
1.5.2 Hipótesis específica.....	8
1.6 Variables.	8
1.7 Justificación e importancia.	9
1.7.1 Justificación.....	9
1.7.2 Importancia.....	10
1.8 Viabilidad	10
1.8.1 Accesibilidad.....	11
1.8.2 Financiamiento.....	11
1.8.3 Antecedentes	11

1.9 Limitaciones.....	12
-----------------------	----

CAPITULO II

2 MARCO TEÓRICO.....	13
2.1 Antecedentes	13
2.2 Bases Teóricas	17
2.2.1 Redes Neuronales Artificiales (RNA).....	19
2.2.2 Aplicación de las redes neuronales artificiales	33
2.2.3 Lógica Difusa	34
2.2.4 Ratios Financieros	48
2.2.5 Definiciones conceptuales.....	57
2.2.6 Bases epistémicos	63
2.2.7 Bases antropológicas.....	63

CAPITULO III

3 METODOLOGÍA.....	65
3.1 Nivel de Investigación.....	65
3.2 Tipo de Investigación.....	65
3.3 Diseño y esquema de investigación.	66
3.4 Población y muestra.	67
3.4.1 Estrategias de Selección y Muestreo	68
3.5 Definición operativa del instrumento de recolección de datos.	69
3.6 Técnicas de recojo, procesamiento y presentación de datos.....	71
3.7 Información estadística de las variables	73

CAPITULO IV

4 RESULTADOS.....	74
4.1 Análisis usando la herramienta de las Redes Neuronales Artificiales 74	
4.2 Redes neuronales artificiales (PERCEPTRON Multicapa), utilizando 6 ratios financieros sin normalizar y el algoritmo de aprendizaje retropropagación (Backpropagation).	79
4.2.1 Resultados con las variables de entrada (6 ratios financieros) sin normalizar.....	80

4.2.2 Resultados con las variables de entrada (6 ratios financieros) normalizados.....	83
4.3 Análisis usando la herramienta de la Lógica Difusa	89
4.3.1 Sistema de Inferencia Difuso (FIS)	91
4.3.2 Etapas del Desarrollo de un Sistema de Inferencia Difuso (FIS).....	92
4.3.3 Proceso de Fusificación.....	92
4.3.4 Reglas Difusas SI - Entonces.....	97
4.3.5 Operaciones de composición	99
4.3.6 Mecanismos de Inferencia.....	100
4.3.7 Agregación	101
4.3.8 Proceso de Desborrosificación o Defusificación	101
4.3.9 Verificación de los Datos.....	103

CAPITULO V

5 DISCUSION DE LOS RESULTADOS.....	106
------------------------------------	-----

CAPITULO VI

6 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	110
6.1 CONCLUSIONES	110
6.2 RECOMENDACIONES	113

ANEXOS

CAPÍTULO I

1 EL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN.

1.1 Descripción del problema.

Durante la década de los años 90 ante la dación de la “Ley de Reestructuración Empresarial” en diciembre de 1991, Decreto Ley N° 26116, marcó un cambio radical en el modelo peruano de reestructuración empresarial: se pasó de un modelo fundamentalmente liquidatorio y judicializado, a un modelo privado que promueve la reestructuración de negocios viables. El modelo propició la reestructuración de los negocios viables, según lo que los acreedores considerasen más conveniente a sus intereses y, a su vez, limitó la intervención del Poder Judicial, trasladando el rol de supervisor del proceso a una autoridad administrativa específicamente creada para ello: el INDECOPI¹. Esto se evidencia a partir de 1993, cuando un número creciente de compañías comienzan a declararse en insolvencia, convirtiéndose en un problema común a nivel de pequeñas y grandes empresas. Las cifras de solicitudes para acogerse al sistema eran sostenidamente crecientes; en 1993, el número de empresas era de 90, en el año 1995 se incrementó a 133, en 1998 la cifra creció en forma exponencial llegando a 766, alcanzando su máxima expresión en los años 2000 y 2001 en el que 1.698 y 1.635 empresas respectivamente, solicitaron ser admitidas en el Sistema de Reestructuración Patrimonial por razones de insolvencia financiera. A partir de esos años, las cifras comienzan a descender hasta llegar al año 2003 con sólo 505 empresas.

¹ Instituto Nacional de Defensa de la Competencia y de la Propiedad Intelectual

Esta crisis financiera empresarial cobra matices dramáticos para la economía peruana en la medida en que el 70,3% de firmas insolventes que ingresaban ante el INDECOPI -órgano regulador de ingreso y salida del mercado- terminaban en liquidación o quiebra, y sólo el 23,9% tenían la posibilidad de reestructurarse.

En respuesta a la agudización de esta crisis, el gobierno puso en vigencia el Sistema de Reestructuración Empresarial, asignándole el rol supervisor del proceso al INDECOPI. Sin embargo, como este mecanismo no constituyó una solución al problema de las quiebras, hubo la necesidad de introducir nuevas reformas en el sistema, para lo cual se promulgó el Decreto Legislativo N° 845, “Ley de Reestructuración Patrimonial” en 1996 y la Ley N° 27146, “Ley de Fortalecimiento del Sistema de Reestructuración Patrimonial” en 1999. Este marco legal además de fortalecer el Procedimiento de Insolvencia, también crea el Procedimiento Simplificado, el Concurso Preventivo y el Procedimiento Transitorio; que tampoco fueron suficientes para frenar la ola de solicitudes de insolvencia de importantes firmas en el Perú.

De acuerdo a los estudios del INDECOPI, durante el período 1993 - 2003, se han acogido al Sistema de Reestructuración Patrimonial por problemas de insolvencia financiera 5.788 empresas, que involucran a más de 450.000 trabajadores y un monto total de deudas reconocidas de 17.790 millones de Nuevos Soles. Ver cuadro N° 1.1.

Este problema que ha venido enfrentando la economía peruana a partir de la década de los noventa, sobre el cual aún no se ha llegado a elaborar una teoría

positiva que permita la anticipación de la insolvencia. Por ello, desde una óptica puramente empírica, se han elaborado diversos modelos de alerta para evitar las dificultades financieras y, con ello, la desaparición de la empresa.

CUADRO N° 1.1

PERÚ: SOLICITUDES DE DECLARATORIA DE INSOLVENCIA PRESENTADAS A INDECOPI, 1993-2003

AÑO	SOLICITUDES PRESENTADAS	DECLARADAS INSOLVENTES	%
1993	90	44	48,9
1994	128	65	50,8
1995	133	77	57,9
1996	170	110	64,7
1997	344	116	33,7
1998	766	229	29,9
1999	824	470	57,0
2000	1698	548	32,3
2001	1635
2002	926
2003	505
1993-2003	7219		

Nota: El 21 de enero de 1993 se dio inicio a la aplicación del Sistema de Reestructuración Empresarial, luego pasó a denominarse Sistema de Reestructuración Patrimonial actualmente Sistema Concursal.

1/ No incluye solicitudes declaradas inadmisibles

Fuente: INDECOPI-Comisión de Procedimientos Concursales.

La importancia de identificar los factores que afectan la probabilidad de insolvencia empresarial radica en que a partir de ellos se puedan diseñar estrategias que permitan evitarla y, en caso de producirse, que se puedan reducirse al máximo los costos acarreados por la misma. La consultora española AXESOR (2010) encontró que entre enero del 2007 y agosto de 2010, un total de 125.000 empresas vinculadas al sector construcción se declararon en insolvencia y otras 25.000 más en quiebra. Esta situación es particularmente grave ya que estas 150.000 empresas representan el 41,5% del total de la economía española. Uno de los factores determinantes de las quiebras empresariales está constituido por el retraso en los cobros y la morosidad empresarial en el pago de las deudas. Así mismo, Sanz y Ayca (2006a y 2006b)

estudiaron el caso de la empresa venezolana Cementaciones Petroleras Venezolanas (CPVEN) que durante los años 1999-2001 sufrió una severa situación de insolvencia financiera. Mediante un análisis de escenarios concluyeron que los costos de insolvencia financiera para la empresa se ubicaron entre el 25% y el 30% de su valor de pre insolvencia empresarial.

Por tal motivo, es de interés por parte de las empresas la evaluación anticipada de la crisis financiera empresarial al permitir a la empresa disponer de un sistema de diagnóstico, que incluya aspectos de calificación de la solvencia y la rentabilidad, que ayude a corregir las deficiencias que las empresas tienen con la finalidad de mejorar su desempeño. En la medida que las empresas mantengan los niveles de solvencia y rentabilidad adecuados, podrán seguir subsistiendo como empresas viables dentro de la economía y reportando beneficios a los inversionistas y a la sociedad en su conjunto, podemos imaginarnos lo que significa que una empresa quiebre, las responsabilidades que tiene que cumplir, con sus accionistas proveedores y trabajadores.

Esto ha impulsado realizar la siguiente investigación para la identificación de la solvencia e insolvencia utilizando sofisticados métodos entre estos se encuentra aquellos que están basados en técnicas de la inteligencia artificial, integrando las redes neuronales artificiales y la lógica difusa, utilizando como atributos los ratios financieros, con el propósito de obtener sistemas que procesan los conocimientos, sobre todo los del mundo real, de la forma más naturalmente inteligente posible.

1.2 Formulación del problema.

Una adecuada evaluación anticipada de la crisis financiera empresarial que permita a la empresa disponer de un sistema de diagnóstico, que incluya aspectos de calificación de la solvencia e insolvencia, ayudando a corregir las deficiencias que las empresas tienen con la finalidad de mejorar su desempeño y en la medida que las empresas mantengan los niveles de rentabilidad adecuados, podrán seguir subsistiendo como empresas viables dentro de la economía, reportando beneficios a los inversionistas y a la sociedad en su conjunto, se podría evitar lo ocurrido en el periodo 1993 – 2003. El Perú, siendo un país emergente y habiendo pasado periodos de crisis económica, décadas atrás por políticas mal diseñadas es, sin lugar a duda, un escenario para el desarrollo de modelos de inteligencia artificial que permitan clasificar a las empresas en solventes e insolventes, apoyándose en la información financiera de la empresas, de difícil acceso pero necesario para su estudio.

De esta forma, la implementación de un modelo de clasificación que constituya una herramienta de apoyo a los especialistas en el proceso de toma de decisiones en situaciones de alerta de la insolvencia, valiéndose de la gran ayuda que aportan las herramientas computacionales y las tecnologías inteligentes existentes en la actualidad, que están relacionadas directamente con funciones y características humanas de campos cercanos al psicológico (inteligencia artificial) y a los procesos biológicos. (Redes neuronales, algoritmos genéticos, lógica difusa, etc.).

La pregunta frente a la situación: ¿El desarrollo y diseño de estas tecnologías inteligentes, en la construcción de modelos que integren la lógica

difusa y las redes neuronales artificiales, las cuales representan el conocimiento de una forma entendible por los humanos y manejable por los sistemas informáticos, sobre todo los del mundo real?

1.3 Problema general y problemas específicos.

1.3.1 Problema general

¿El modelo de inteligencia artificial permitirá identificar con precisión la solvencia e insolvencia empresarial en el Perú, utilizando como atributos la construcción de los ratios financieros obtenidos de la información contable de las empresas?

1.3.2 Problemas específicos.

PE₁: ¿Los niveles de solvencia e insolvencia empresarial podrán identificarse a través de un modelo de red neuronal artificial (Perceptrón Multicapa), integrado como herramienta apropiada a la lógica difusa?

PE₂: ¿Que ratios financieros obtenidos de la información contable de las empresas como variables de entrada al modelo propuesto permitirá identificar con mayor exactitud la solvencia o insolvencia empresarial?

1.4 Objetivo general y objetivos específicos.

Los objetivos generales y específicos propuestos en la investigación son los siguientes:

1.4.1 Objetivo general

Determinar en qué medida el modelo inteligencia artificial permitirá la identificación de la solvencia e insolvencia empresarial en el Perú, utilizando

como atributos la construcción de los ratios financieros obtenidos de la información contable de las empresas.

Diseñar un modelo de inteligencia artificial en base a la red neuronal artificial (PERCEPTRON Multicapa) integrado con la lógica difusa, para identificar la solvencia o insolvencia empresarial.

1.4.2 Objetivos específicos

- Demostrar que modelo de red neuronal artificial (PERCEPTRON Multicapa) integrado con la lógica difusa permite identificar la solvencia empresarial.
- Aplicar el modelo de inteligencia artificial en base a la red neuronal artificial (PERCEPTRÓN Multicapa) integrado con la lógica difusa, para identificar los niveles solvencia e insolvencia empresarial.
- Seleccionar los ratios financieros como variables de entrada al modelo propuesto basado en la red neuronal artificial (PERCEPTRÓN Multicapa) y la lógica difusa permitiendo la identificación con exactitud la solvencia o insolvencia empresarial.

1.5 Hipótesis y sistema de hipótesis.

1.5.1 Hipótesis General

H_i; El modelo de inteligencia artificial utilizando como atributos los ratios financieros obtenidos de la información contable de las empresas, permite identificar con precisión la solvencia e insolvencia de las empresas en el Perú.

1.5.2 Hipótesis específica

Hi₁: El modelo de red neuronal artificial (PERCEPTRÓN Multicapa) integrado con la lógica difusa, permite identificar los niveles de solvencia e insolvencia empresarial.

Hi₂: Los ratios financieros de liquidez, endeudamiento, productividad y rendimiento obtenidos de la información contable de las empresas como variables de entrada al modelo propuesto permiten identificar con mayor exactitud la solvencia o insolvencia empresarial.

1.6 Variables.

VARIABLES	DIMENSION	VARIABLE INDEPENDIENTE
INDEPENDIENTE Modelo de Inteligencia Artificial	Modelo de Red Neuronal, Lógica Difusa	<ul style="list-style-type: none"> • Eficiencia • Número de Capas Ocultas • Número de Neuronas en la Capa Oculta • Número de Neuronas en la Capa de Salida • Tipo de Función de Activación en la Capa de Salida • Función de Error
	Ratios Financieros	<ul style="list-style-type: none"> • Liquidez. • Solvencia o endeudamiento. • Gestión • Rentabilidad
DEPENDIENTE: Situación financiera	Solvencia e Insolvencia	<ul style="list-style-type: none"> • Eficiencia • Suma de errores cuadráticos • Curva de COR • Porcentaje de pronósticos incorrectos

1.7 Justificación e importancia.

1.7.1 Justificación

Teórica

La investigación propuesta busca, mediante el uso de los conceptos de inteligencia artificial, a través de la integración de las redes neuronales artificiales y la lógica difusa con el intento de obtener un sistema que procese conocimientos, sobre todo del mundo real, de la forma más naturalmente inteligente posible, que permita la anticipación de la crisis financiera de una empresa que incluya aspectos de calificación de la solvencia y la rentabilidad, que ayude a corregir las deficiencias que las empresas tienen con la finalidad de mejorar su desempeño.

Metodológica

La intención de esta investigación, es ofrecer una metodología de cómo se puede producir la integración de la lógica difusa con la redes neuronales artificiales métodos de inteligencia artificial, que pueden considerarse un instrumento alternativo para realizar predicciones sobre la solvencia e insolvencia empresarial.

Práctica

Se quiere dar solución al problema que ha venido enfrentando la economía a lo largo de los últimos años sobre el cual aún no se ha llegado a elaborar una teoría positiva que permita la anticipación de la crisis financiera empresarial. Por ello, desde una óptica puramente empírica, se han elaborado diversos modelos haciendo uso de la estadística, pero sin hacer uso de la inteligencia artificial en nuestro país.

1.7.2 Importancia

La presente trabajo de investigación es importante porque en el caso de las finanzas aparecen aplicaciones obvias, por ejemplo:

- Clasificar, a un grupo de empresas, en candidatas potenciales al fracaso o al éxito en los negocios, según ciertos ratios contables que es el problema real al que nos vamos a enfrentar.
- Para la compra/venta de acciones de una determinada empresa por parte de inversionistas.
- Clasificar, a los solicitantes de un crédito, de empresas potencialmente buenos o malos en función de determinados datos financieros obtenidos de sus informes contables del negocio.

Se pretende constatar la utilidad de la inteligencia artificial que no requiere una previa especificación de una forma funcional lineal, ni la adopción de supuestos restrictivos acerca de las características de las distribuciones estadísticas de las variables y errores del modelo.

Profundizar en el desarrollo de sistemas de inferencia difusos en el área financiera basados en la técnica de identificación difusa, igualmente se promueve el uso de estas técnicas de la lógica difusa en problemas reales.

1.8 Viabilidad

El presente trabajo de investigación ha sido viable por lo siguiente:

1.8.1 Accesibilidad

Se ha tenido acceso a la información de los estados financieros de las empresas y se seleccionaran de la lista de empresas que se declararon en quiebra o insolventes de INDECOPI, el segundo grupo de empresas solventes, se obtendrán de la lista de empresas de CONASEV², teniendo en consideración el mismo periodo, esta información servirá para el proceso de aprendizaje o entrenamiento como el de validación del modelo. Sólo tomara tiempo de sistematizar la información.

1.8.2 Financiamiento

El financiamiento se llevó a cabo a través de recursos propio del investigador, debido a que actualmente no existen fuentes de financiamiento de fácil acceso para este tipo de estudios.

1.8.3 Antecedentes

Revisando la bibliografía y algunos artículos relacionados con la investigación, se ha observado que existen investigaciones de inteligencia artificial basada en redes neuronales artificiales y la lógica difusa en otros campos y no en la identificación de la solvencia e insolvencia empresarial. Se tomará en cuenta como una orientación a la investigación presente.

En el tratamiento del problema no se profundizará en el análisis sobre el papel jugado por el tamaño de la empresa en la insolvencia; es decir, no se estudia en forma específica qué factores afectan más a una gran empresa y qué factores a una de menor tamaño. Esto se debe a que nuestro objetivo de la

² Comisión Nacional Supervisora de Empresas y Valores

investigación se orienta al análisis de la solvencia o insolvencia en forma global, a través de una metodología no tradicional, sin tener en cuenta el tamaño de la empresa.

1.9 Limitaciones.

- Ausencia de investigaciones realizadas, los antecedentes respecto a la aplicación de la lógica difusa en la identificación de la solvencia e insolvencia empresarial, fueron nulos. Sin embargo, existen investigaciones sobre solvencia basadas en técnicas estadísticas las cuales resultaron útiles para el desarrollo del método propuesto.
- La información financiera obtenida de las empresas para este análisis es dentro del periodo 1993 - 2003, debido a que la economía salía de un proceso de liberalización y globalización económica, así mismo, se inició la estabilización económica del país reflejándose en las tasas de inflación y devaluación como se puede mostrar en el siguiente cuadro N° 1.2. Las empresas experimentaron problemas de adaptación a las nuevas condiciones del mercado y se volvieron más sensibles a las crisis financieras internacionales, por lo que se escogió ese periodo.

**CUADRO N° 1.2
INFLACION PROMEDIO ANUAL Y DEVALUACION EN EL PERU
(PORCENTAJES)**

AÑO	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003
Inflación (%)	23,7	11,10	11,50	8,50	7,30	3,50	3,80	2,00	0,20	2,30
Devaluación (%)	10,4	2,70	8,80	8,50	10,00	15,5	3,10	0,50	0,30	-1,10

Fuente: BCR de Perú

CAPITULO II

2 MARCO TEÓRICO

2.1 Antecedentes

Una de las múltiples técnicas que emplea la Inteligencia Artificial para simular el comportamiento inteligente de los seres humanos, son las denominadas Redes Neuronales Artificiales (RNA), las mismas que seducen a profesionales de distintas disciplinas por el gran potencial que ofrecen para resolver problemas complejos. Estos fueron objeto de especial interés en los primeros tiempos de la Inteligencia Artificial (años 50 y 60). Sin embargo, los resultados no fueron alentadores, pues el escaso desarrollo que por aquellas fechas presentaba la tecnología informática provocó que muchas investigaciones acabaran en fracaso. Además, diversos trabajos como el de Minsky y Papert (1969), pusieron de manifiesto graves limitaciones en el proceso de aprendizaje de las arquitecturas de redes más usuales por aquel entonces, esto motivó que durante la década de los 70 el interés por las redes neuronales artificiales desapareciera casi por completo.

Sin embargo, a partir de los años 80 los computadores más potentes resultando del avance de la tecnología informática y el mejor conocimiento de la estructura del cerebro humano provocaron un resurgimiento del interés por el tema, y por ello en los últimos años se constata un número creciente de aplicaciones, para diversos propósitos y en diversas áreas de estudio, entre ellas la determinación del grado de solvencia financiera y se profundizó cuando se desarrolla el algoritmo de retropropagación o backpropagation (BP), a finales de

los años ochenta. Su introducción vino motivada por el deseo de mejorar los resultados que se alcanzaban con los modelos estadísticos (análisis discriminante y regresión logística, principalmente), pues estos proporcionan regiones de decisión definidas a través de funciones lineales, mientras que con la inserción de capas “ocultas” de neuronas en un modelo PERCEPTRON es posible la definición de regiones mucho más complejas y, por lo tanto, la reducción del número de empresas incorrectamente clasificadas.

Como señalan Serrano Cinca y Martín del Brío (1993, p.156), la información económica, y especialmente la que proporcionan los estados financieros de las empresas, suele constar de multitud de datos correlacionados, a veces incompletos e incluso erróneos o adulterados. Estas características son la materia prima en la que las redes neuronales proporcionan mejores resultados, ya que gozan de una elevada capacidad de filtrar los ruidos que acompañan a la información, así como de una alta tolerancia a los fallos. En el mismo sentido, Brown y O'Leary (1995, p. 10) 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.

Otros estudios relacionados con el tema de la solvencia, los que tratan de predecir las calificaciones otorgadas por agencias de rating (Dutta y Shekhar, 1994; Surkan y Singleton, 1990) evidencia clara superioridad de los modelos basados en redes neuronales, lo cual conduce a pensar en lo adecuado de este tipo de sistemas para modelar las decisiones de los agentes económicos. Esto

entra dentro de la lógica, dado que aquellas están inspiradas en la estructura del cerebro humano.

Debido a todas estas propiedades, diversos modelos de redes han sido empleados a lo largo de los últimos años relacionados con el análisis de la solvencia, y algunos de ellos han trascendido el plano teórico para ser implementados en la práctica por parte de diversas instituciones financieras, de lo que se puede indicar los siguientes:

- En España, (Martínez de Lejarza Esparducer, 1996), utilizó un modelo PERCEPTRON Multicapa, que trata de la crisis en el sector de seguros español utilizando un PERCEPTRON muy sencillo que consta de solo dos neuronas en la capa oculta, y obtiene resultados claramente superiores a los del análisis discriminante
- Del Rey Martínez (1996), utilizó el modelo PERCEPTRON Multicapa y haciendo uso de la información contable procedente de los Registros Mercantiles de la Comunidad Valenciana, años 1992, 1993 y 1994, para el pronóstico de las situaciones de quiebra y suspensión de pagos en las empresas no financieras, a través de un PERCEPTRON con tres capas de neuronas. Este modelo también presenta la característica positiva de que el número de empresas insolventes clasificadas incorrectamente es menor que el de las solventes asignadas por error al grupo de las quebradas o insolventes.
- En las investigaciones como la de Soldevilla y Guillén (1997), llevaron a cabo un modelo por la falta de pago de préstamos concedidos a particulares por una entidad bancaria utilizando una red PERCEPTRON entrenada a través de la retropropagación y se comparan los resultados

con los del análisis logit, resultando ligeramente superior el modelo neuronal.

- López González y Flórez López, (1999), utilizan un sistema de Mapas Autoorganizados de Kohonen, técnica que ya había sido empleada en el trabajo de Serrano Cinca y Martín del Brío para el análisis de la crisis del sector bancario español durante los años setenta y ochenta, con el modelo obtenido se caracteriza adecuadamente la solvencia empresarial, obteniéndose mapas topográficos significativos y detectándose los indicadores más significativos en su formación.
- Koh y Tan (1999), establecen un PERCEPTRON Multicapa, a través de un modelo muy sencillo, con cuatro neuronas en una única capa oculta, donde abordan el problema de la predicción de la insolvencia. Los resultados indican que la red neuronal alcanza resultados tan buenos como los de un modelo probit o como los pronósticos de los auditores.

Con respecto a la lógica difusa se ha extendido en el campo empresarial a las áreas de decisión, en las cuales se manejan estimaciones subjetivas basadas en la información disponible y en su propia experiencia, tales como: Modelos de decisión utilizados con criterios de optimización, evaluación financiera, renovación de equipos, localización de plantas industriales, selección de carteras y estrategia de entrada a mercados. En el país aún no se han realizados trabajo alguno en que se han utilizado la lógica difusa para el problema de insolvencia empresarial.

2.2 Bases Teóricas

A diferencia de la filosofía y la psicología, que tratan de entender cómo funciona la inteligencia en abstracto, la Inteligencia Artificial es un intento por descubrir y aplicar los aspectos de la inteligencia humana que pueden ser simulados mediante construcciones artificiales. Se observa que hasta en las etapas tempranas de su desarrollo, ha presentado productos sorprendentes en sus aplicaciones (Stuart et al., 1995).

Hoy en día, el campo de la Inteligencia Artificial enmarca varias sub áreas tales como los sistemas expertos, la demostración automática de teoremas, el juego automático, el reconocimiento de la voz y de patrones, el procesamiento del lenguaje natural, la visión artificial, la robótica, las redes neuronales, etc. (Castillo et al., 1998).

La inteligencia artificial surge así como una disciplina cuyo objetivo es proveer técnicas para el desarrollo de programas capaces de simular la inteligencia que utilizan los humanos para solucionar problemas en una gran cantidad de dominios (Krishnamoorthy et al, 1996), por lo que provee un conjunto de formalismos que pueden representar los problemas, las herramientas y técnicas para resolverlos. Según diversos autores (Krishnamoorthy et al, 1996); (Newell, 1969) las actividades esenciales asociadas con la inteligencia son:

- Responder de manera flexible a una gran variedad de situaciones.
- Dar sentido a los mensajes contradictorios y/o ambiguos.
- Reconocer la importancia relativa de los diferentes elementos de la situación problemática planteada.

- Encontrar similitudes entre situaciones, sin importar las diferencias que las separan.
- Encontrar las diferencias entre situaciones, sin importar lo similares que puedan parecer.

La Inteligencia Artificial es multidisciplinar y se apoya en los conceptos y técnicas de otras disciplinas, tales como: la Informática, la Ingeniería, la Sociología, la Ciencia del Comportamiento, la Psicología Cognoscitiva, la Investigación Operativa, la Economía, la Teoría General de Sistemas, etc. (Sánchez Tomás, 1993). En el momento actual la Inteligencia Artificial se aplica a numerosas actividades humanas, y como líneas de investigación más explotadas destacan el razonamiento lógico, la traducción automática y comprensión del lenguaje natural, la robótica, la visión artificial y, especialmente, las técnicas de aprendizaje y de ingeniería del conocimiento. Estas dos últimas ramas son las más directamente aplicables al campo de las finanzas pues, desde el punto de vista de los negocios, lo que interesa es construir sistemas que incorporen conocimiento y, de esta manera, sirvan de ayuda a los procesos de toma de decisiones en el ámbito de la gestión empresarial.

En el ámbito de las finanzas el estudio de la solvencia implica una investigación selectiva dentro de un espacio de alternativas inmenso pues, no existe un procedimiento que conduzca de forma inequívoca a la solución óptima. Por lo tanto, la selección ha de estar basada en reglas prácticas o heurísticas, debiendo fijarse también un criterio de suficiencia para determinar cuándo las soluciones encontradas son satisfactorias.

Ese análisis heurístico se ha implementado tradicionalmente a través de la aplicación de técnicas estadísticas, tales como el análisis discriminante lineal o los 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, 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. Estas hipótesis vienen referidas a las propiedades de distribución de las variables de partida, las cuales han sido ampliamente estudiadas en trabajos empíricos como el de Watson (1990), Martikainen et al., (1995), o Lau et al. (1995), entre otros.

La aplicación de técnicas procedentes del campo de la Inteligencia Artificial surge como un intento de superar esta limitación, pues estas últimas no parten de hipótesis preestablecidas y se enfrentan a los datos de una forma totalmente exploratoria, configurándose como procedimientos estrictamente no paramétricos, elaborando programas capaces de generar conocimiento a través de un proceso consistente en anticipar patrones en los datos, en una fase posterior, usar ese conocimiento para realizar inferencias sobre nuevos datos, las arquitecturas de Redes Neuronales Artificiales van encaminadas a este propósito.

2.2.1 Redes Neuronales Artificiales (RNA)

El Modelo Biológico

Para comprender el funcionamiento de una neurona artificial conviene entender en primer lugar como funciona la estructura de las neuronas biológicas y la interconexión de las mismas en el cerebro humano.

Las neuronas humanas reciben impulsos (información) del exterior que son recepcionados por múltiples dendritas en los extremos de las neuronas. En el cuerpo neuronal, el soma procesa ese impulso y si los estímulos son grandes se libera neurotransmisores y envía energía por el axón que las conecta con otras neuronas. Como consecuencia una neurona podrá estar activa (excitada) o inactiva (no excitada).

En ese sentido el cerebro no actúa como un único procesador sino por millones de microprocesadores en paralelo que resuelven problemas complejos en forma lenta como por ejemplo la visión. El ojo humano recibe una multitud de información y estímulos de luz que son procesados en el cerebro humano y representan la imagen. Incluso el volumen de información particionada se incrementa cuando la imagen está en movimiento.

En ese sentido, los matemáticos siguen la lógica biológica tratando de establecer una relación respecto del funcionamiento de las mismas y transformando ese funcionamiento en un algoritmo matemático.

El cerebro resulta ser un complejo sistema de procesamiento, no lineal, masivamente paralelo, y adaptativo, pero además es extraordinariamente eficiente desde un punto de vista energético. Según Hawking (1999) el cerebro emplea 10^{-16} Julios para ejecutar una operación por segundo, mientras que una computadora actual emplea unos 10^{-6} , diez órdenes de magnitud más.

Cuadro 2.1: Comparación entre el cerebro humano y una computadora

Características	Computadora	Cerebro Humano
Velocidad de proceso	= 10^{-9} seg. (1000 MHz)	= 10^{-2} seg. (100 Hz)
Estilo de procesamiento	secuencial	paralelo
Número de procesadores	pocos	10^{11} - 10^{14}
Conexiones	pocas	10,000 por procesador
Almacenamiento del conocimiento	direcciones fijas	distribuido
Tolerancia a fallos	nula	amplia
Tipo de control de proceso	Centralizado	Auto - organizado

Redes neuronales artificiales (RNA)

Una red neuronal artificial es un modelo de computación inspirado en nuestros conocimientos sobre neurociencia, es decir, el estudio de las neuronas de nuestro sistema nervioso, aunque sin tratar de ser biológicamente realistas en detalle. En los últimos años estos modelos han experimentado un gran desarrollo gracias al descubrimiento de su excelente comportamiento en problemas de reconocimiento de patrones, predicción y clasificación, entre otros. Las redes neuronales artificiales son mecanismos matemáticos que aprenden a reconocer o clasificar patrones y, tal como lo hace nuestro propio cerebro, dicho aprendizaje no descansa sobre un modelo preconcebido sino que busca las correlaciones existentes entre las variables del problema que se está estudiando.

Las Redes Neuronales permiten la solución de problemas complejos, utilizando procedimientos que no se sustentan en una secuencia de pasos, sino que inspirados en el cerebro humano, utilizan una combinación de elementos simples de proceso (neuronas) interconectados, que operan en forma paralela para resolver los problemas.

El conocimiento de una red neuronal no se almacena en instrucciones, el poder de la red está en su topología y en los valores de las conexiones (pesos) entre neuronas. Las redes neuronales artificiales son una teoría que aún está en proceso de desarrollo, su verdadera potencialidad no se ha alcanzado todavía; aunque los investigadores han desarrollado potentes algoritmos de aprendizaje de gran valor práctico.

Una definición del concepto de Red Neuronal Artificial es la encontrada en el trabajo de Hetch (1990), cita tomada a su vez de Pandya and R. B. Macy (1996):

“Una red neuronal es una estructura de procesamiento de información distribuida y paralela que consiste en unidades de procesamiento, que pueden poseer memoria propia y realizar operaciones de procesamiento de información localmente, interconectadas vía canales de señal unidireccionales denominados conexiones. Cada unidad de procesamiento tiene una única conexión de salida que bifurca en una cantidad arbitraria de conexiones, cada una cargando la misma señal - la salida de la unidad de procesamiento. Dicha salida puede ser de cualquier tipo matemático deseado. El procesamiento de la información que transcurre en cada unidad de procesamiento puede ser definido arbitrariamente con la restricción de que debe ser completamente local; esto significa que sólo puede depender de los valores actuales de las señales de entrada a la unidad de procesamiento a través de sus conexiones de entrada y los valores almacenados en la memoria local de dicha unidad de procesamiento”.

Otras definiciones válidas son, las que plantea ARPA³ en su Neural Network Study (DARPA, 1988) en la que una: “red neuronal artificial es un sistema compuesto de muchos elementos simples de procesamiento operando en paralelo y cuya función es determinada por la estructura de la red, fuerza de las

³ Advanced Research Projects Agency (ARPA), creada por la directiva 5105.15 del Department of Defense (DoD) de los Estados Unidos. Su responsabilidad principal es el desarrollo de proyectos avanzados en los campos de investigación y desarrollo que designe individualmente el Departamento de Defensa. Antes de 1993 su nombre era DARPA (Defense Advanced Research Projects Agency). <http://www.darpa.mil>. Consultado el 08/11/2005

conexiones y el procesamiento llevado a cabo en los elementos individuales o nodos”. Por su parte, Kohonen (1998) plantea que: “una red neuronal artificial es un conjunto de redes interconectadas masivamente en paralelo de elementos simples, usualmente adaptativos, y con organización jerárquica, las cuales intentan interactuar con los objetos del mundo real del mismo modo que lo hace el sistema nervioso biológico”. Existen también otros estudiosos que han desarrollado definiciones similares, como (Haykin, 1999 y Gurney, 1995).

También existen definiciones que se aproximan más a los modelos biológicos, como la de Zurada (1992), quien plantea que “una red neuronal artificial, es un sistema celular físico que puede adquirir, almacenar y utilizar el conocimiento experimental”. Independientemente de las diferencias en las distintas definiciones, el elemento clave del paradigma de las redes neuronales artificiales son las estructuras novedosas del sistema de procesamiento de la información. La neurona artificial pretende simular las características más importantes de las neuronas biológicas. Cada una se caracteriza en un instante cualquiera por un estado de activación que transforma el estado actual en una señal de salida. En los sistemas biológicos el proceso de cambio de estado es un proceso asincrónico, mientras que en las neuronas artificiales este proceso es sincrónico.

La neurona artificial pretende simular las características más importantes de las neuronas biológicas. Cada una se caracteriza en un instante cualquiera por un estado de activación que transforma el estado actual en una señal de salida. En los sistemas biológicos el proceso de cambio de estado es un proceso

asincrónico, mientras que en las neuronas artificiales este proceso es sincrónico.

Existen tres tipos de neuronas:

- De Entrada: son aquellas que reciben estímulos externos, relacionadas con el aparato sensorial y cumplen la función de ingreso de información al sistema.
- Ocultas: Son aquellas que se encargan de procesar la información ingresada. Se genera algún tipo de representación interna de la información y se la procesa.
- De Salida: Una vez finalizado el período de procesado, la información llega a las unidades de salida, cuya misión es dar la respuesta del sistema.

Neurona Artificial

El objetivo de una neurona artificial es recibir las entradas de las neuronas vecinas y calcular un valor de salida que es enviado todas las neuronas conectadas con ella. Todas las neuronas que componen la red se hallan en un determinado estado, pudiendo tomar valores continuos o discretos.

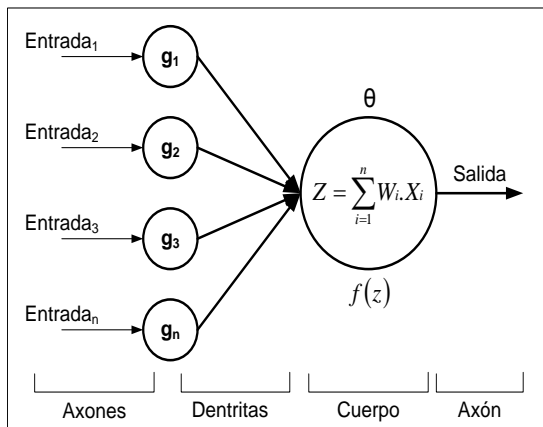


Figura 2.1. Esquema de una neurona artificial

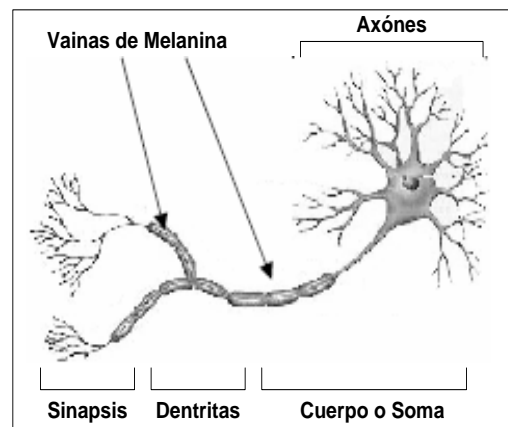


Figura 2.2. Célula neuronal del cerebro humano.

Asociada con cada unidad neuronal denominada U_i existe una función denominada de activación, $f(\text{Net}_i)$, que transforma la entrada neta de la neurona en una señal de salida $y_i(t) = f(\text{Net}_i(t))$. La salida está dada por una función continua cualquiera definida dentro de un intervalo. Toda función con límites inferiores y superiores y que posea un incremento monótonico será una función de activación satisfactoria. Las funciones de activación típicas son

- Función Escalón: la salida, que en este caso es binaria, solo se activa cuando la entrada neta es mayor a cierto valor umbral predefinido:

$$f(x) = \begin{cases} 0 & x \geq \text{Umbral} \\ 1 & x < \text{Umbral} \end{cases}$$

Como el valor Umbral es definido por el usuario, se suele tomar el valor medio de la máxima suma de las entradas.

- Función Sigmoidal (o logística): Un caso particular sería la función lineal mixta $f(x) = x$. La función de activación sigmoidal es la más utilizada en la actualidad:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

$f(x)$ es una función continua, derivable y acotada dentro del intervalo $[0, 1]$

- Función Gaussiana: la campana de Gauss permite de manera muy simple centrar el intervalo (en ancho y altura) en el que se desean obtener las salidas determinadas para cada una de las neuronas.

$$f(x) = \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \cdot e^{-1/2 \left(\frac{x - \mu_i}{\sigma_i} \right)^2}$$

Donde μ_i es la media de la clase i y σ_i es la varianza de la clase i .

Aprendizaje de las Redes Neuronales Artificiales (RNA)

El aprendizaje de las redes neuronales artificiales se puede definir de dos maneras: como la modificación del comportamiento inducido por la interacción con el entorno y como resultado de las experiencias conducentes al establecimiento de nuevos modelos de respuesta a estímulos externos (Zurada, 1992).

En el campo de las redes neuronales, el aprendizaje es el proceso por el cual una señal modifica los pesos de la red en respuesta a la información de entrada (Krishnamoorthy, 1996). Existen dos criterios para clasificar el tipo de aprendizaje: el primero respecto a la supervisión, que se divide en:

- Supervisado: el entrenamiento es controlado por un agente externo, denominado maestro o supervisor, que determina la respuesta que debería generar la red y en caso de no coincidir la respuesta real con la deseada, el supervisor procede a modificar el peso W_i de las conexiones. Algunas formas de llevarlo a cabo son:
 - i. Aprendizaje por corrección de errores: Ajusta los pesos de las conexiones en función del error cometido en la salida. Un ejemplo es la regla de aprendizaje del Perceptrón que desarrolló Rosenblatt en 1958. El algoritmo planteado consideraba únicamente los errores individuales teniendo en cuenta los errores individuales y no el error global cometido durante el proceso completo de aprendizaje de la red, por lo tanto este algoritmo fue mejorado por Widrow y Hoff (1960)

(Widrow et al., 1960) y fue denominado regla delta o regla del mínimo error cuadrado (LMSE).

$$\text{Error}_{\text{global}} = \frac{1}{2P} \sum_{k=1}^P \sum_{j=1}^N (y_j^{(k)} - d_j^{(k)})^2$$

Siendo:

N: Número de neuronas de salida.

P: Número de información que debe aprender la red.

Otro algoritmo de aprendizaje por corrección de errores es el Least Mean Square Error (LMS) y se trata de una generalización de la regla delta para redes forward con n capas ocultas Rumelhart et al., (1986).

- ii. Aprendizaje por refuerzo: Durante el entrenamiento no se indica la salida que se desea que proporcione la red ante una determinada entrada. Entonces, la función del supervisor es, la de indicar mediante una señal de refuerzo si la salida obtenida en la red se ajusta a la deseada; en función de ello se ajustan los pesos basándose en un mecanismo de probabilidades. Una implementación del algoritmo por refuerzo lo constituye el denominado Linear Reward-Penalty o LR-P de Narendra y Thathacher en 1974 (Narendra et al., 1974).
- No Supervisado: En este caso no existe un agente externo que controle el proceso de aprendizaje de la red, por lo que se lo denomina autosupervisado. La red no recibe información externa que le aclare si la salida generada fue correcta o no. Existen varias formas de interpretar la salida de estas redes, las cuales dependen de su estructura, organización y algoritmo de aprendizaje que la generó, pero se podría decir que la salida representa el grado de familiaridad entre la información que se le proporciona a la entrada y la información entregada

hasta entonces. Algunas maneras de llevar a cabo este tipo de aprendizaje son:

- i. Aprendizaje Hebbiano: Hebb en 1949 postuló: “Cuando un axón de una celda A está suficientemente cerca como para conseguir excitar una celda B y repetida o persistentemente toma parte en su activación, entonces algún proceso de crecimiento o cambio metabólico tiene lugar en una o ambas celdas, de tal forma que la eficiencia de A, cuando la celda a activar es B, aumenta”. Hebb entiende por celda a un conjunto de neuronas fuertemente conectadas a través de una estructura compleja (Hebb, 1949).

Se trata de una regla de aprendizaje no supervisado, pues la modificación de los pesos se realiza en función de las salidas de las neuronas obtenidas tras la presentación de cierto estímulo, sin tener en cuenta si se deseaba obtener o no esos estados de activación.

- ii. Aprendizaje Competitivo y Cooperativo: En este caso las neuronas compiten (y cooperan) unas con otras con el fin de llevar a cabo una tarea dada. Cuando se presenta cierta información de entrada, sólo una de las neuronas de salida de la red, o una por determinado grupo de neuronas, se activa alcanzando su valor de respuesta máximo. Por lo tanto, las neuronas compiten por su activación, quedando una por grupo, como neurona vencedora y anulada el resto de las neuronas, que son forzadas al valor de respuesta mínimo. Los mapas autoorganizados o SOM (Self-Organizing Map), también llamados redes de Kohonen, utilizan este tipo de aprendizaje (Kohonen, 2001).

Topología de las Redes Neuronales

La topología es la disposición de las neuronas que forman la red, las cuales forman capas o agrupaciones de neuronas que están alejadas en mayor o menor medida de la entrada y la salida de la red. En este sentido, los parámetros fundamentales de red son:

- El número de capas.
- El número de neuronas por capa.
- El grado de conectividad.
- El tipo de conexiones entre neuronas.

Se puede presentar también, una clasificación según el número de capas. En cada caso se describirán brevemente las distintas implementaciones que existen para cada una de ellas:

- **Redes Monocapa:** En las redes monocapa, las neuronas que componen la única capa que existe, deben cumplir las tres funciones básicas de la red: de entrada de datos, de procesamiento de datos y de salida de información. Pueden existir conexiones auto concurrente o no. Algunas de las implementaciones más conocidas son:
- **Redes Multicapa:** Disponen de conjuntos de neuronas agrupadas en varios niveles (donde $n \geq 2$). Ahora las conexiones de las neuronas pueden estar solas en una capa, en varias o en todas; por lo tanto vale la pena aclarar los dos tipos básicos de redes multicapa:
 - ✓ **Feedforward:** Donde todas las señales neuronales se propagan hacia delante a través de las capas de la red. Normalmente las conexiones recurrentes no son útiles en aplicaciones de reconocimiento o clasificación de patrones.

- ✓ Feedforward/feedback: En este tipo de redes circula información tanto hacia delante como hacia atrás durante el funcionamiento de la red. Algunas redes neuronales tienen un funcionamiento denominado resonancia, donde la información de las n capas interactúa entre sí hasta que alcanza un estado estable.

A continuación se analizarán la red PERCEPTRON Multicapa.

Red PERCEPTRON Multicapa (MLP)

El Perceptrón Multicapa (Multilayer Perceptron, MLP), también conocido como Red Backpropagation (Backpropagation Net, BPN) es uno de los modelos de Red Neuronal Artificial más conocidos y utilizado en la práctica como clasificadores de patrones y aproximadores de funciones (Lippman, 1987; Freeman and Skapura, 1991). Pertenece a la clase de las denominadas redes no realimentadas o «feedforward», su topología es la de un sistema neuronal estructurado en capas, donde la información siempre fluye desde la capa de entrada, cuyo único papel es el de enviar los datos de entrada al resto de la red, hacia la de salida, atravesando la capa o capas ocultas. Esencialmente son las capas internas las encargadas de realizar el procesamiento de la información, extrayendo rasgos característicos de los datos de entrada. Aunque existen multitud de variantes, normalmente cada neurona de una capa se conecta a todas las neuronas de la capa siguiente; sin embargo, no existe conexión, ni por tanto interacción, entre las neuronas de una misma capa.

Funcionamiento de las redes PERCEPTRON Multicapa (MLP)

Dada una neurona U_i y su salida Y_i , el cambio que se produce en el peso de la conexión que une la salida de dicha neurona con la unidad $U_j(w_{ij})$ para un patrón de aprendizaje p es:

$$P_K = [a_1^{(k)}, a_2^{(k)}, a_3^{(k)}, \dots, a_n^{(k)}, s_n^{(k)}]$$

$$\Delta w_{ij}(t+1) = \alpha \cdot \delta_{ij} \cdot Y_{pi}$$

Donde el subíndice p se refiere al patrón de aprendizaje concreto y α es la constante o tasa de aprendizaje. La regla delta generalizada difiere con la regla delta en el valor concreto de δ_{pj} . En las redes con capas ocultas como esta se desconocen las salidas internas deseadas de las capas para poder calcular los pesos en función del error cometido. Sin embargo, inicialmente podemos conocer la salida deseada de las neuronas de salida. Para la unidad U_j de salida, se define:

$$\delta_{pj} = (d_{pj} - Y_{pj}) \cdot f'(Net_j)$$

Donde d_{pj} es la salida deseada de la red para la neurona j y el patrón p y Net_j es la entrada neta de la neurona j . Si U_j pertenece a una de las capas ocultas o entradas, se tiene:

$$\delta_{pj} = \left(\sum_{k=1}^N \delta_{pk} \cdot w_{kj} \right) \cdot f'(Net_j)$$

Donde el rango de k cubre todas las neuronas a las que está conectada la salida de U_j y el error que se produce en una neurona oculta es la suma de todos los errores cometidos por las neuronas a las que está conectada su salida, multiplicados por el peso de la conexión correspondiente.

Aprendizaje de las redes PERCEPTRON Multicapa

El algoritmo de entrenamiento más habitualmente utilizado en el MLP es el denominado “Retropropagación” (Backpropagation, BP; Rumelhart and McClelland, 1986, Rumelhart et al., 1986). Se trata de un aprendizaje de tipo supervisado en el que se muestra a la red neuronal tanto los patrones de entrada como su salida deseada, la red aprenderá a asociarlos por medio de la regla de aprendizaje, modificando los pesos sinápticos. Mediante este tipo de aprendizaje una red neuronal puede aproximar una compleja función a partir de muestras de ella o clasificar patrones a partir de ejemplos correctamente clasificados.

La regla o algoritmo de Backpropagation, consiste en dos procesos, uno hacia adelante y uno hacia atrás (Haykin, 1999). En el primero, se coloca a la entrada de la red una señal de entrenamiento, la cual atraviesa la misma generando una salida que es comparada con la salida deseada, produciéndose una señal de error por cada neurona de la capa de salida.

En el segundo, dicha señal de error es propagada desde la salida hacia atrás, donde se realiza la actualización y modificación de los pesos sinápticos en función de la razón de aprendizaje, el gradiente local y la entrada de la neurona específica.

Este proceso termina según un criterio de parada, el cual permite un error mínimo en la red.

2.2.2 Aplicación de las redes neuronales artificiales

Las Redes Neuronales Artificiales pueden aplicarse a un sin número de problemas asociados a diferentes ciencias y disciplinas, entre ellas, se ha difundido ampliamente en modelos de automatización y control, evaluación de probabilidad de formaciones geológicas y petrolíferas, el reconocimiento de firmas o imágenes, la predicción meteorológica, el reconocimiento de ondas de radares, entre otras aplicaciones.

En la literatura financiera en los últimos años se han publicado importantes trabajos sobre la utilización de redes neuronales. En particular los trabajos aplicados se orientan a fracasos financieros y la predicción de precios en mercados financieros. La realización de trabajos de predicción posiblemente sea el tema de estudio más amplio en la bibliografía.

En particular en las finanzas de empresas y en los mercados de capitales en términos generales las redes neuronales se enfocan a tres resolver problemas básicos relacionados con la optimización por ejemplo en la administración de carteras de inversión, en problemas de reconocimiento y problemas de generalización destinados a clasificación de grupos y predicción. (Serrano y Gallizo, 1996).

Predicción. Probablemente la predicción sea el área de estudios en la cual existe mayor evidencia de la utilización de Red Neuronal Artificial. En ese sentido el primer trabajo fue desarrollado en 1988 donde utiliza un modelo de Red PERCEPTRÓN Multicapa utilizando series de precios y volúmenes de la

empresa IBM donde obtiene resultados comparados con un modelo lineal autorregresivo.

Clasificación. En este sentido existe también un grupo importante de trabajos orientados a identificar las capacidades y aplicación de las RNA en problemas de clasificación y encontrar a partir de un conjunto de ejemplos la clase a la cual pertenecen esos datos. Los problemas de clasificación se utilizan principalmente a través de mapas autoorganizados. La mayoría de los trabajos en este objetivo se enfocan a identificar empresas con probabilidad de fracaso o riesgo de deuda.

Optimización. Otro conjunto de investigaciones apuntan a encontrar ante diferentes alternativas de inversión una cartera que optimice el riesgo y el rendimiento. Entre ellos, se encuentra la profundizan sobre la utilización de redes neuronales para la elección de carteras óptimas mediante una red neuronal fuzzy para predecir mediante ratios financieros la rentabilidad de las acciones.

2.2.3 Lógica Difusa

En la lógica clásica una proposición sólo admite dos valores: puede ser verdadera o falsa. Por eso se dice que la lógica usual es bivalente o binaria. Pero existen otras lógicas que admiten además un tercer valor: posible (lógica trivaluada). La lógica multivaluada incluye sistemas lógicos que admiten varios valores de verdad posibles. La lógica difusa (borrosa o, en inglés fuzzy logic) es una de ellas, que se caracteriza por querer cuantificar esta incertidumbre: Si P es una proposición, se le puede asociar un número $V(P)$ en el intervalo $[0,1]$ tal que: si $V(P) = 0$, P es falso si $V(P) = 1$, P es verdadero. Salta a la vista la

semejanza con la teoría de la probabilidad. Esta simple idea nació en un artículo de Lofti A. Zadeh publicado en 1965 y titulado "Fuzzy Sets" (Conjuntos Difusos). La lógica difusa permite representar de forma matemática conceptos o conjuntos imprecisos, tales como frío, calor, alto, bajo, mucho, poco.

La lógica difusa tiene gran utilidad porque permite tratar problemas demasiado complejos, mal definidos o para los cuales no existen modelos matemáticos precisos. Debido a este tipo de lógica se ha permitido modelar y resolver situaciones consideradas intratables desde el punto de vista de la lógica clásica, en esta última una proposición sólo admite dos valores: verdadero o falso, la lógica usual es bivalente o binaria. Existen otras lógicas que admiten además un tercer valor posible (lógica trivaluada) e incluso múltiple valores de verdad (lógica multivaluada).

Las bases teóricas de la lógica difusa (fuzzy logic) fueron enunciadas en 1965 por el ingeniero Lotfi A. Zadeh, en un principio este ingeniero no denominó a esta lógica como lógica difusa sino que la llamó principio de incompatibilidad, describió él este principio como: "Conforme la complejidad de un sistema aumenta, nuestra capacidad para ser precisos y construir instrucciones sobre su comportamiento disminuye hasta el umbral más allá del cual, la precisión y el significado son características excluyentes". Pero Zadeh no presenta la teoría básica de los controladores difusos hasta 1973. Aunque su trabajo tuvo resistencia especialmente en los Estados Unidos, a partir de él otros investigadores comenzaron aplicar la lógica difusa a diversos procesos. En 1974, el Británico Ebrahim Mamdani, aplica la lógica difusa a un sistema de control de vapor, desde la década de los 80 construyendo aplicaciones reales y productos

que funcionan basados en lógica difusa. Por ejemplo, se han generado numerosas aplicaciones, pero la primera implantación real de un controlador de este tipo fue realizada en 1980 por F.L. Smidth que aplica esta técnica al control de hornos rotativos en una cementera en Dinamarca. Solamente se empezó a dar importancia a la lógica difusa cuando desde Japón empezó a llegar información sobre numerosas aplicaciones prácticas. En 1983, Fujitec aplica lógica difusa en el control de inyección química para plantas depuradoras de agua. En 1986 Takeshi Yamakawa publica el artículo, "Fuzzy controller hardware system" y desarrolla controladores difusos en circuitos integrados. Esta técnica ha obtenido excelentes resultados como en el subterráneo de Sendai en Japón con un sistema de control difuso. En los últimos años la lógica difusa se ha utilizado la construcción de equipos electrónicos de uso doméstico y de entretenimiento, el diseño de dispositivos artificiales de deducción automática, el diseño de sistemas de diagnóstico y de control de complejos procesos industriales.

Conjuntos difusos

La denominada lógica difusa (fuzzy logic) permite tratar información imprecisa, es una metodología que proporciona una manera simple obtener una conclusión a partir de información de entrada vaga, ambigua, imprecisa, con ruido o incompleta. La lógica difusa imita como una persona toma decisiones basada en información con las características mencionadas. Características importantes en la lógica difusa son la flexibilidad, la tolerancia con la imprecisión, la capacidad para moldear problemas no-lineales y su fundamento en el lenguaje de sentido común.

En los conjuntos clásicos (Martin del Rio, 2007) algo está incluido completamente en él o no lo está en absoluto (persona alta y persona baja). Esta situación puede describirse asignado un 1 a todos los elementos incluidos en el conjunto y un 0 a los no incluidos. A la función que asigna estos valores se denomina función de inclusión o pertenencia. Los conjuntos difusos permiten describir el grado de pertenencia o inclusión de un objeto (o el valor de una variable) al concepto dado por la etiqueta que le da el nombre y lo más importante, que pueda evaluar si ese grado de pertenencia es elevado (cercano a 1) o en cambio es despreciable (cercano a 0). Las etiquetas lingüísticas pueden clasificarse en dos categorías: Las que pueden representarse como operadores que actúan en un conjunto difuso: muy, más o menos, mucho, ligeramente, altamente, bastante y las que requieren una descripción de cómo actúan en los componentes del conjunto difuso (operando): esencialmente, técnicamente, estrictamente, prácticamente, virtualmente.

Se puede definir un conjunto difuso de la siguiente manera. En términos matemáticos (Wang, 1993.). Teniendo un posible rango de valores al cual llamaremos U , por ejemplo $U=R^n$, donde R^n es un espacio de n dimensiones, a U se le denominara Universo de Discurso. En U se tendrá un conjunto difuso de valores llamado F el cual es caracterizado por una función de pertenencia μ_f tal que: $\mu_f: U \rightarrow [0, 1]$, donde $\mu_f(u)$ representa el grado de pertenencia de un μ que pertenece a U en el conjunto difuso F .

Operaciones con conjuntos difusos

Entre los conjuntos difusos pueden aplicarse determinados operadores, o bien pueden realizarse operaciones entre ellos. Al aplicar un operador sobre un

conjunto difuso se obtiene otro conjunto difuso.

Sean los subconjuntos difusos identificados por la etiquetas A y B, asociados a una variable lingüística x , para ellos pueden definirse tres operaciones básicas (Medina, Zuluaga y López, 2010) complemento, unión e intersección. Estas operaciones básicas se expresan de la siguiente manera en términos de las funciones de pertenencia de los conjuntos difusos A y B:

Intersección: es la probabilidad de la ocurrencia simultánea de dos eventos. La intersección está muy ligada al concepto de probabilidad condicional.

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min [\mu_A(x), \mu_B(x)]$$

Unión: la probabilidad de que ocurra uno u otro evento es la probabilidad de uno, más la probabilidad del otro, menos la probabilidad de que ocurran ambos eventos.

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max [\mu_A(x), \mu_B(x)]$$

Complemento: está formado por los elementos del universo que no están en él, la unión de dos conjuntos la forman los elementos que están en uno o en otro conjunto y la intersección la conforman los elementos en ambos conjuntos.

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$$

El funcionamiento de estas operaciones básicas coincide con el de las correspondientes a las de la teoría clásica de conjuntos; de hecho, la teoría de conjuntos difusos se reduce a la teoría clásica si reduce la incertidumbre a 0, y admite solo valores 0 y 1 para las funciones de pertenencia a un conjunto (0, no pertenece; 1, pertenece). La teoría clásica de conjuntos puede considerarse un caso particular de la difusa.

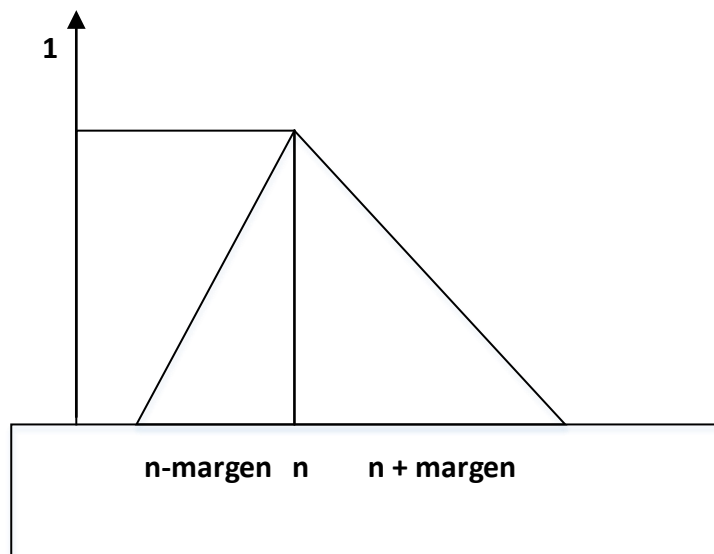
Funciones de pertenencia

Una función de pertenencia de un conjunto difuso A sobre un universo de discurso x es de la forma $\mu_A: x \rightarrow [0,1]$, donde a cada elemento de x le corresponde un valor entre 0 y 1. Este valor, llamado valor de pertenencia o grado de pertenencia (Kaufmann & Gil Aluja, 1986), representa el grado en el que el elemento de X pertenece al conjunto difuso A.

Las funciones de pertenencia nos permiten representar gráficamente un conjunto difuso. En el eje x (abscisas) se representa el universo de discurso, mientras que en el eje y (ordenadas) se sitúan los grados de pertenencia en el intervalo [0,1].

La figura N° 2.3 representa la función de pertenencia del número difuso aproximadamente n. El valor margen indica los límites del conjunto difuso. Es fácil observar que cuanto más cerca este un número del valor n, su grado de pertenencia a aproximadamente n será mayor.

Figura N° 2.3 Nivel de pertenencia



Para construir funciones de pertenencia se suelen utilizar funciones sencillas, ya que al estar definiendo conceptos difusos el uso de funciones complejas no aporta mayor precisión.

Se puede utilizar cualquier función para definir conjuntos difusos, en la práctica hay ciertas funciones que son más frecuentemente usadas, debido a su simplicidad matemática, por la facilidad en el procesamiento de datos que su uso conlleva, como por su estructura lógica para definir su valor lingüístico asociado. Establece la relación entre el grado de pertenencia y los elementos del conjunto difuso, representando la posibilidad de que un elemento se encuentre en el interior del conjunto. Esta función se establece de forma arbitraria. En la práctica se emplean funciones de pertenencia gaussianas, triangulares, trapezoidales y parabólicas.

Función triangular: viene definida por un límite inferior a , un límite superior b , y un valor m tal que $a < m < b$. Las funciones de pertenencia triangulares pueden o no ser simétricas y están determinadas por tres parámetros Triángulo (x, a, m, b)

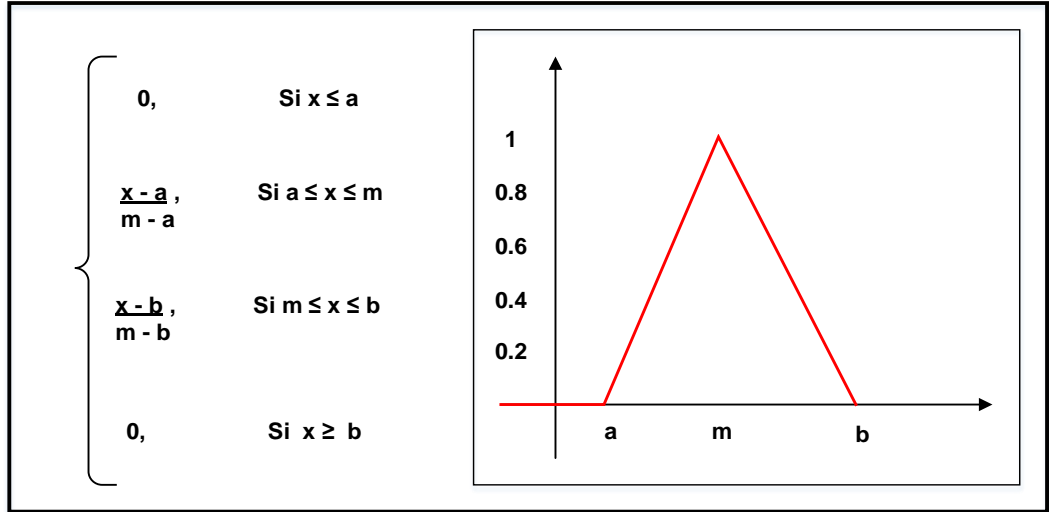
Su función de pertenencia es lineal, a izquierda y a derecha, y el α -corte para $\alpha = 1$ tiene un solo elemento o sea, la función de pertenencia alcanza el valor uno para un único número real.

Por su simplicidad, se usa en muchas situaciones prácticas, en particular cuando sobre una determinada magnitud se conocen únicamente tres valores: el mínimo, el máximo y el de mayor nivel de presunción. La función de pertenencia

es:

También puede expresarse como $A(x, a, m, b) = \max \left\{ \min \left\{ \frac{x-a}{m-a} / \frac{(b-x)}{(b-m)}, 0 \right\}, 0 \right\}$

Figura N° 2.4 Función triangular



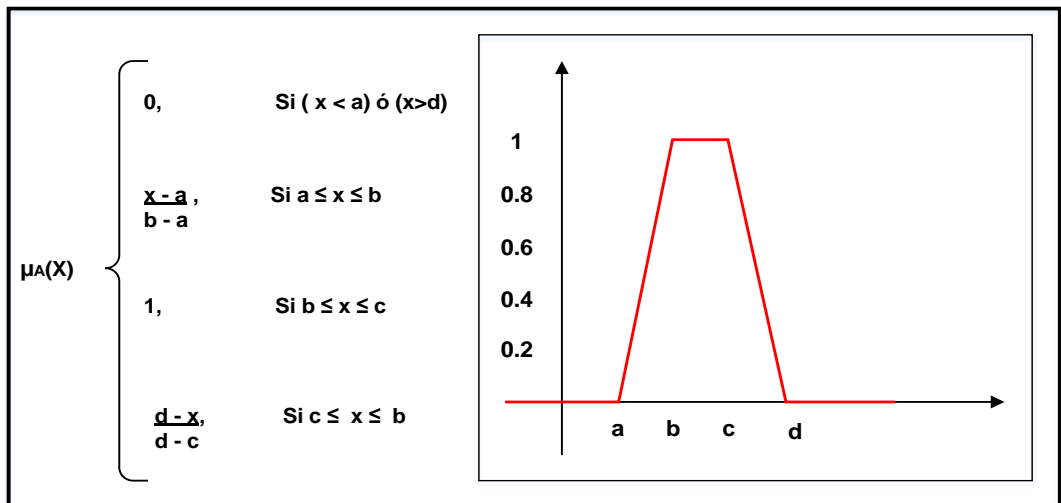
Fuente: <http://www.lcc.uma.es>

Función trapezoidal viene definida por un límite inferior a, un límite superior d, un límite de soporte inferior b, y un límite de soporte superior c, tal que:

$$a < b < c < d.$$

Su función de pertenencia es lineal, a izquierda y a derecha, y el α -corte para $\alpha = 1$ es un intervalo de numero reales. La función de pertenencia es:

Figura N° 2.5. Función trapezoidal

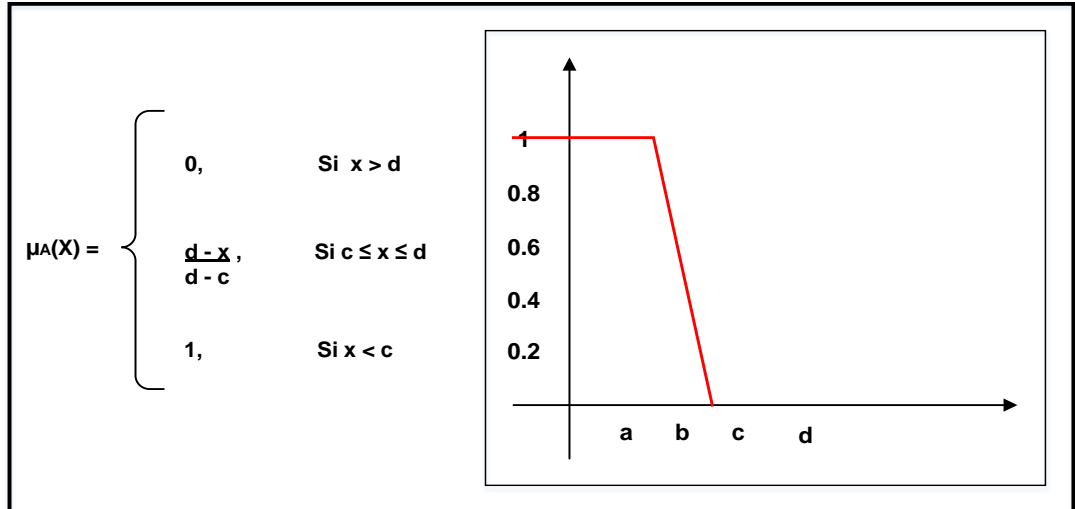


Fuente: <http://www.lcc.uma.es>

Existen dos casos particulares de la función trapezoidal, las denominadas funciones R y L:

- Funciones R con parámetros $a = b = -\infty$
- Funciones Gamma (L) con parámetros $c = d = +\infty$

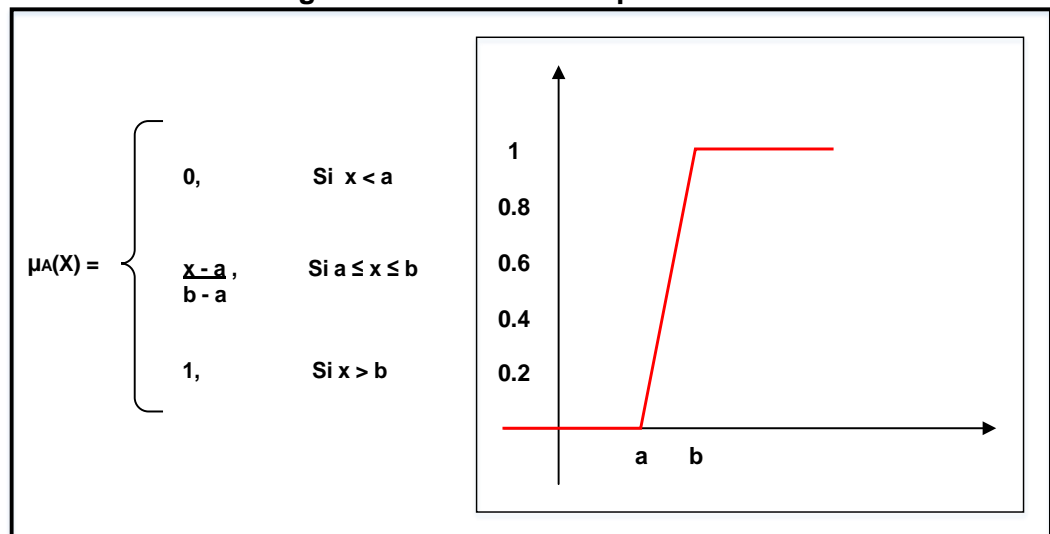
Figura N° 2.6. Función trapezoidal R



Fuente: <http://www.lcc.uma.es>

Esta función se caracteriza por un rápido crecimiento a partir de a , cuanto mayor es el valor de k , el crecimiento es más rápido aun, la primera definición tiene un crecimiento más rápido, nunca toma el valor 1, aunque tiene una asíntota horizontal en 1.

Figura N° 2.7 Función trapezoidal

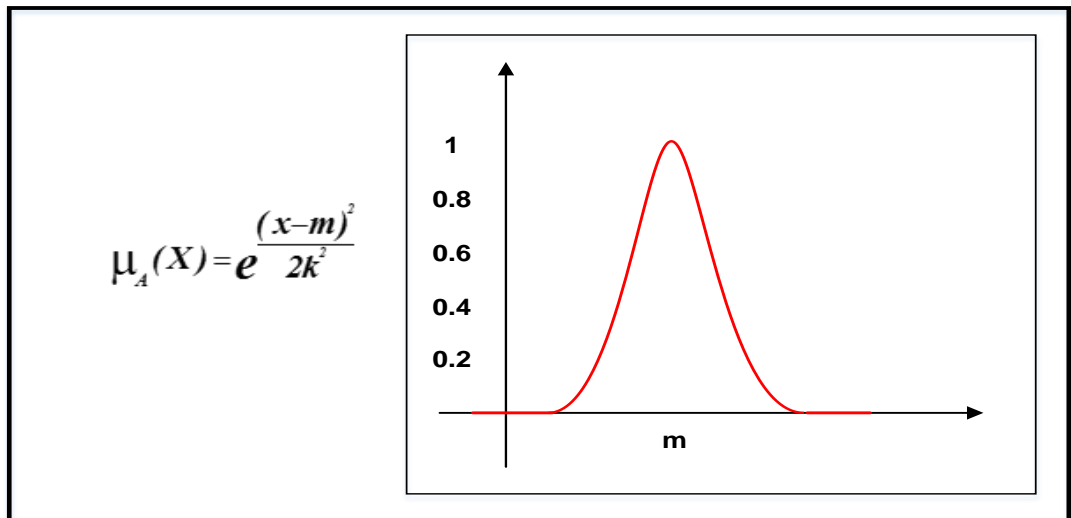


Fuente: <http://www.lcc.uma.es>

Las funciones de pertenencia trapezoidales, por su parte pueden verse como triángulos truncados donde se forma una meseta. Los elementos de la meseta se corresponden con los elementos del universo donde se alcanza el máximo grado de pertenencia.

Función Gaussiana viene definida por su valor medio m y una desviación estándar $k > 0$. Se cumple que cuanto menor es k , más estrecha es la campana.

Figura N° 2.8 Función trapezoidal Gaussiana



Fuente: <http://www.lcc.uma.es>

La función que se utiliza en el enlace anterior para dibujar gaussianas usa un parámetro k' diferente. La correspondencia entre ambos parámetros es la siguiente: $k' = 1 / 2k^2$

Variables Lingüísticas

Las variables lingüísticas son elementos fundamentales de cualquier sistema de lógica difusa. En ellas se combinan múltiples categorías subjetivas que describen el mismo concepto, así, para el caso de la variable altura existirán las categorías: bajo, mediano, alto y muy alto, que son llamadas términos

lingüísticos y representan los posibles valores de una variable lingüística. En un lenguaje más formal, una variable lingüística se caracteriza básicamente por tres parámetros $(x, U, T(x), G, M)$ donde x es el nombre de la variable, U es el universo discurso, $T(x)$ es el conjunto de términos lingüísticos que acepta la variable, G es la regla sintáctica que genera los valores lingüísticos y M es la regla semántica que asocia cada término lingüística con su significado.

Grado de Pertenencia

Es el grado con el cual una entrada bien definida es compatible con una Función de Pertenencia, puede tomar valores entre 0 y 1. Por ejemplo, el Grado de Pertenencia de x al conjunto difuso alto (A) es representado por la función $\mu_A(x)$, donde x es un valor numérico de altura dentro del universo U ($x \in U$). El rango de μ es cualquier valor entre 0 y 1, según represente algún valor entre ningún o total grado de pertenencia al conjunto difuso.

Término

Es una categoría subjetiva de una variable lingüística, y consecuentemente, es el nombre descriptivo usado para identificar una función de pertenencia. Tal como las variables algebraicas toman valores numéricos, las variables lingüísticas toman como valores términos lingüísticos.

Entradas bien definidas

Son los diferentes valores discretos de la variable del sistema, por ejemplo las alturas medidas de un grupo de personas: 1.60m, 1.75m, 1.80m, etc. En oposición al concepto de difuso, lo crisp, definido, nítido o preciso no representa ninguna incerteza o imprecisión.

Rango/Dominio

Es el intervalo sobre el cual se define una Función de Pertenencia. Por ejemplo, una función de pertenencia Alto podría tener un dominio de 1.60 a 1.90 m y su rango sería de 0.30 m.

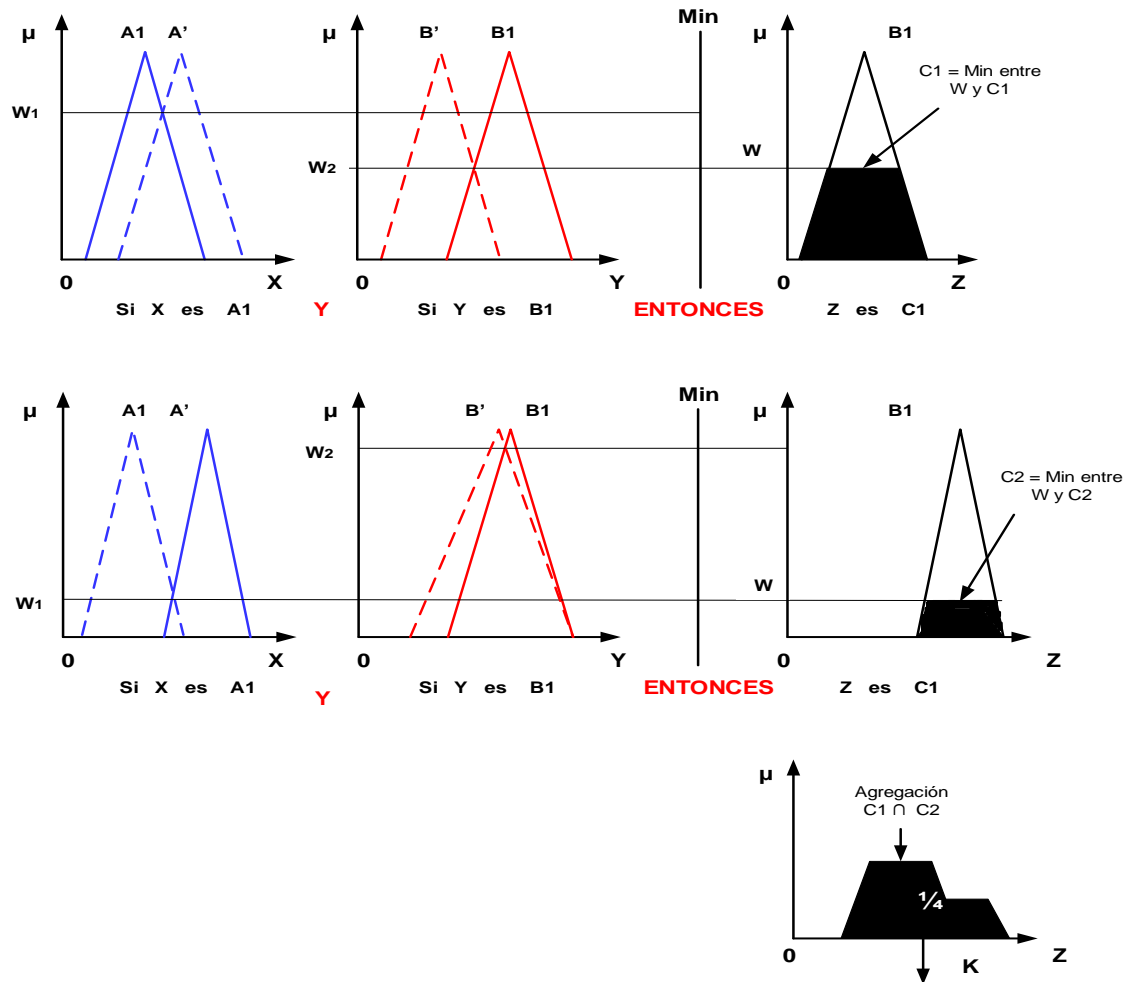
Proceso de Fusificación

En esta etapa se definen las variables tanto de entradas como de salidas del sistema (variables lingüísticas), sus valores lingüísticos y sus funciones de pertenencia; este proceso también es llamado parametrización. La expresión variables lingüísticas se refiere a conceptos o variables que pueden tomar valores ambiguo, inexactos o poco claros (Medina, 2006).

Reglas Difusas Si-Entonces

Las reglas de inferencia constituyen la base de la lógica difusa para obtener las salidas del Sistema de Inferencia Difuso (FIS). El sistema de reglas difusas usa variables lingüísticas como antecedentes y consecuentes. El antecedente expresa una inferencia o desigualdad que se debe satisfacer, y el consecuente es lo que se puede inferir y es la salida si la desigualdad del antecedente es satisfecha. Se usan reglas tipo SI-ENTONCES, compuestas por el antecedente "SI" y el consecuente "ENTONCES", usando conectores "Y" u "O" para formar las reglas de decisión necesarias (Cogollo, 2010).

FIGURA N° 2.9 : SISTEMA DE INFERENCIA DIFUSO



Operación de Composición

Las operaciones básicas de los conjuntos difusos son: la unión, la intersección, la complementación, el producto cartesiano y el coproducto cartesiano; las cuales están definidas sobre las funciones de pertenencia de los conjuntos difusos (Medina, 2004).

Agregación

En esta etapa del proceso, las salidas de cada una de las reglas se combinan para obtener un único conjunto difuso; ya en este punto las entradas del proceso de agregación son las funciones de pertenencia truncadas obtenidas de la etapa de inferencia para cada una de las n-regla (Medina, 2006).

Tipos de sistema de Inferencia Difusa

Los sistemas de inferencia difusos más reconocidos en el ámbito de la lógica difusa son denominados de acuerdo a la persona que los concibe (Correa, 2004). A continuación se mencionan las clases de sistema de inferencia que existen.

- Sistemas de Inferencia Lingüísticos o Mamdani
- Sistemas de Inferencia Takagi - Sugeno

Sistemas de Inferencia Tipo Mamdani: en este tipo de sistemas de Inferencia, existe una base de reglas consistente en una colección o conjunto de reglas si entonces. La máquina de inferencias usa las reglas para realizar un mapeo de los conjuntos de entradas difusos en los conjuntos de salidas de acuerdo a la lógica difusa (Correa, 2004).

Las reglas tienen la siguiente forma:

$R^{(1)}$: Si X_i es F_i^L y X_n es F_n^L ENTONCES Y es G^L , donde F_i^L y G^L son conjuntos difusos.

Sistema de Inferencia Tipo Takagi – Sugeno: los Sistemas de Inferencia tipo Takagi - Sugeno usan una función lineal de las entradas al modelo como consecuente de las reglas (Álvarez y Peña, 2004). En vez de considerar las reglas difusas si entonces en la forma de los sistemas lingüísticos, Takagi y Sugeno propusieron usar las siguientes reglas borrosas si entonces:

$L^{(l)}$: Si X_1 es F_1^l yy X_n es F_n^l ENTONCES $Y^l = C_0^l + C_1^l X_1 + \dots + C_n^l X_n$
donde F_i^l son conjuntos borrosos, C_i son coeficientes reales, Y^l es la salida del sistema debido a la regla $L^{(l)}$ y $l = 1, 2, 3, \dots, M$. Lo anterior significa, que Takagi y

Sugeno, consideran reglas cuya parte si es difusa, pero la parte entonces es concreta (Correa, 2004).

Proceso de Defusificación

El propósito de defusificación es convertir cada conclusión obtenida por el mecanismo de inferencia, la cual es expresada en términos de un conjunto difuso (o varios conjuntos difusos), a un simple número real.

Con el esquema de inferencia Mamdani, se utiliza el método de defusificación del centroide o centro de gravedad porque arroja un resultado coherente con la situación problemática a resolver y, a la vez, implica una relativa simplicidad en el cálculo.

Este método calcula las coordenadas y del centro de gravedad del área bajo el conjunto difuso B'

$$y' = \text{centroide}(B') = \frac{\sum_{j=1}^m \mu_{B'}(y_j) \cdot y_j}{\sum_{j=1}^m \mu_{B'}(y_j)}$$

donde m es el número de elementos y_j en Y .

2.2.4 Ratios Financieros

Los indicadores financieros la base del análisis financiero tradicional, propone el uso de ratios financieros para la evaluación de la situación y evolución económica de la empresa. Sin embargo, los ratios a pesar de ser un instrumento amplio y variado, cuyo buen diseño y conocimiento permiten profundizar y resolver algunos aspectos concretos para la toma de decisiones sobre inversión, financiación, política de dividendos, y, grado de riesgo para alcanzar la

estabilidad y crecimiento de la empresa en contextos globalizados, tiene una limitada capacidad para solucionar el problema sobre el cálculo real sobre: la rentabilidad, creación de valor, la solvencia, la liquidez, el endeudamiento, la productividad, aunque no se ha demostrado de manera concluyente la capacidad de los ratios por sí solos para la predicción del éxito o fracaso de una empresa, por lo que ha permitido a algunos analistas e investigadores utilizarlo en modelos de análisis financiero predictivo como materia prima de otras técnicas, en base a las características de mayor predominio. Existen dos tipos de ratios que son los teóricos y los empíricos, los primeros están seleccionados con base a su popularidad en la literatura, en cambio los ratios empíricos son aquellos que se seleccionan de acuerdo a los resultados que han dado a través de procesos de correlación con ciertos factores.

Con respecto a la selección y reducción de los ratios para el análisis de una empresa, se ha tomado en cuenta lo que concluye (Bukovinsky, 1993) que en la utilización de numerosos ratios origina tres problemas significativos que son:

1. La falta de una teoría sólida para guiarse. Esto puede dar como resultados una colección fortuita de indicadores al ser seleccionados por su popularidad o por la intuición del investigador, esto puede llevar a incluir dos o más ratios que midan esencialmente los mismos componentes del balance general o el estado de resultados.
2. Como el conjunto de variables está compuesto por un número determinado de medidas contables, se presentan casos de indicadores que están representados por ratios, pues mucho de estas pueden incluir las mismas medidas contables.

3. La inclusión de muchos indicadores, existe la posibilidad de crear resultados de difícil interpretación que puede significar redundancia.

Teniendo en cuenta la teoría, numerosos autores citan cuatro categorías de ratios propuestas y son: la rentabilidad, la eficiencia, la solvencia y la liquidez: Sin embargo, (Rees, 1991) utiliza el término productividad para designar a los ratios como de eficiencia y además propone un factor más que denomina de apalancamiento.

El estudio de Courtis, (1978, citado en Ibarra Mares, 2009, p. 41), pues propone un marco categórico para la clasificación de los ratios financieros a través de intentar primero conformar una teoría general del análisis financiero mediante ratios. Para ello trata de explicar cómo deben ser utilizados los ratios con el objetivo de definir las principales características de la empresa, las cuales resume en tres variables importantes que afectan a la situación financiera y son: la rentabilidad, la solvencia y el funcionamiento de gestión.

Podemos ver que los factores que han sido más utilizados en los principales trabajos y que tienen actualmente un sólido fundamento teórico son los siguientes siete: la rentabilidad, la creación de valor, la productividad, la eficiencia, la liquidez, de gestión, la solvencia y el endeudamiento.

Los índices de liquidez, solvencia, gestión y rentabilidad, los más utilizados por investigadores son definidos como cocientes que miden la relación que existe entre determinadas cuentas de los Estados Financieros de las empresas, ya sea tomados individualmente o agrupados, siendo utilizados en la evaluación de las

empresas y en la gestión empresarial, por cuanto reflejan la situación financiera, la eficiencia con que han desarrollado sus operaciones y el grado de corrección con el que han sido manejados sus recursos.

- **Índices de Liquidez.**

Son aquellos que permiten medir la capacidad con la que cuentan las empresas para hacer frente a sus obligaciones de corto plazo. Otros especialistas dicen que estos indicadores muestran el nivel de solvencia financiera de corto plazo de las empresas, en función a la capacidad que tienen para pagar sus obligaciones de vencimiento a corto plazo, que se derivan del llamado “ciclo de comercialización”. En conclusión, miden cuán fácilmente las empresas pueden apoyarse sobre su tesorería.

- **Índices de Solvencia o Endeudamiento.**

Son indicadores a partir de los cuales se mide la capacidad de endeudamiento de las empresas, los mismos que explican el respaldo del que disponen las Empresas para afrontar sus obligaciones (Pasivos Corriente y no Corriente). Dicha relación calculada con respecto al Patrimonio, permite determinar la proporción en que éste se encuentra comprometido por sus deudas, brindando una idea acerca de la autonomía financiera de las empresas. Estos indicadores se presentan de dos formas: la primera, relaciona las deudas totales con el patrimonio, en tanto que la segunda, hace lo propio con las deudas a largo plazo.

Estos ratios miden la solvencia financiera de largo plazo con que cuenta la empresa, para hacer frente al pago de sus obligaciones con regularidad. Las razones de deuda a activos y deuda a capital se utilizan para la evaluación de la solvencia. A pesar de que se enfocan a la

capacidad de pagarle a los acreedores a largo plazo, tanto los acreedores como los inversionistas siguen con atención la evolución de estos ratios financieros para juzgar el grado de riesgo de insolvencia o de estabilidad en las utilidades. También se denominan ratios de apalancamiento porque muestran hasta qué punto las empresas están endeudadas. En síntesis, permiten observar la capacidad de endeudamiento de la empresa, así como el financiamiento por sus deudas contraídas. Finalmente, es un indicador de estructura de capital de las empresas.

- **Índices de Gestión.**

Son aquellos que permiten evaluar los efectos de las decisiones y las políticas seguidas por la empresa en la utilización de sus fondos, en lo referente a cobros, ventas al crédito, inventarios y ventas totales. Es decir, miden la efectividad con que se vienen utilizando los recursos de la empresa.

Permiten evaluar el nivel de actividad y la eficacia con la cual se están utilizando los recursos disponibles, a partir del cálculo del número de rotaciones de determinadas partidas del estado de la situación financiera del empresa durante el año, de la estructura de las inversiones y del peso relativo de los diversos componentes del gasto, sobre los ingresos que genera la empresa a través de las ventas.

- **Índices de Rentabilidad.**

Los índices de rentabilidad permiten evaluar el resultado de gestión empresarial, se obtienen como un cociente producto de relacionar utilidades netas con el patrimonio, así como con los rubros de capital

social, capital adicional y participación patrimonial del trabajo. Adicionalmente, surgen de relacionar la utilidad bruta (ventas netas menos costo de ventas) y las ventas netas.

Con la selección de estos indicadores como variables de entrada para la identificación de la insolvencia y solvencia empresarial de acuerdo de la revisión de varias investigaciones relevantes y de la literatura de análisis financiero de modo de incluir todos aquellos ratios más frecuentes utilizados. De esta forma fue elaborada la lista de 14 ratios que hicieron parte del análisis en el cuadro N° 02, agrupados, bajo un criterio simplificador, en cuatro grupos principales: Liquidez, Solvencia o Endeudamiento, Gestión y Rentabilidad. Y su definición se puede apreciar en el cuadro N° 2.2.

Cuadro N° 2.2
ÍNDICES FINANCIEROS

Índice Financiero	Indicadores o Ratios Financiero	Abreviatura
Índices de Liquidez	Índice Corriente o Liquidez General	Raz. Corr.
	Prueba Acida	Prueb. Aci.
Índices de Solvencia o Endeudamiento	Endeudamiento Total.	Raz. End.
	Solvencia Patrimonial.	Raz. Pat.
	Índice de Capitalización	Ind. Cap.
	Cobertura del Activo Fijo	Raz. CAF
Índices de Gestión	Plazo Promedio de Cobranza	PPC
	Plazo de Inmovilización de Existencias	PIE
	Rotación del Activo Fijo	RAF
	Rotación del Activo Total	RAT
	Costo de Ventas a Ventas	CV/V
Índices de Rentabilidad	Rentabilidad Sobre el Capital Propio (ROE).	ROE
	Rentabilidad Sobre la Inversión (ROA)	ROA
	Rentabilidad Sobre las Ventas.	RSV

Cuadro N° 2.3
DESCRIPCIÓN E INTERPRETACIÓN DE LOS ÍNDICES FINANCIEROS

RATIOS FINANCIEROS	FÒRMULA	APLICACIÒN	INTERPRETACIÒN DEL INDICADOR
I. LIQUIDEZ. 1. Índice Corriente o Liquidez General. (Raz. Corr)	$\text{Raz. Corr} = \frac{\text{ACTIVO CORRIENTE}}{\text{PASIVO CORRIENTE}}$	<p>Permite determinar la capacidad de pago en el corto plazo de la empresa.</p> <p>Mide la capacidad máxima de endeudamiento en el corto plazo.</p>	<p>Indica el grado de cobertura que tienen los activos de mayor liquidez (disponibles, exigibles y realizables) sobre las obligaciones de menor vencimiento o mayor exigibilidad. Cuanto mayor sea el ratio, mayor será la capacidad de la empresa para satisfacer las deudas que vencen a corto plazo. Se considera aceptable cuando la relación es de 2:1.</p>
2. Prueba Ácida. (Prub Aci)	$\text{Prub.Aci} = \frac{\text{ACT.CTE.} - \text{EXIST.} - \text{GAST.PAG. x ANTICIPADO}}{\text{PASIVO CORRIENTE}}$	<p>Mide en forma más precisa la liquidez de la empresa, al considerar sólo los activos más líquidos, prescindiendo de aquellos activos menos realizables, y los gastos pagados por anticipado por ser desembolsos ya realizados.</p>	<p>Es una medida más exigente sobre la capacidad de corto plazo que posee la empresa para cumplir con sus obligaciones corrientes, pues sólo considera sus activos corrientes disponibles y exigibles más no los realizables. Se considera aceptable cuando la relación es de 1:1.</p>
II. SOLVENCIA O ENDEUDAMIENTO. 1. Endeudamiento Total. (Raz. End.)	$\text{Raz. End.} = \frac{\text{PASIVO TOTAL}}{\text{ACTIVO TOTAL}}$	<p>Mide la proporción del total de activos aportados por los acreedores de la empresa; es decir, el grado de dependencia del capital ajeno.</p> <p>Permite apreciar la solvencia financiera en la capacidad de endeudamiento de la empresa, y el retorno de la inversión.</p>	<p>Es un indicador de riesgo financiero (posibilidad de que la empresa no cumpla con sus obligaciones financieras) de la empresa, y depende de la política financiera que aplica ésta.</p> <p>Un mayor apalancamiento financiero implica un mayor financiamiento a través de deuda, y por lo tanto, un mayor riesgo financiero y menor solvencia para la empresa. Lo óptimo es que el ratio no sea mayor a 0.3 (30%).</p>
2. Solvencia Patrimonial. (Raz. Pat)	$\text{Raz. Pat.} = \frac{\text{PATRIMONIO NETO}}{\text{PASIVO TOTAL}}$	<p>Permite establecer la relación entre el capital propio y el capital ajeno, así como el nivel de endeudamiento de la empresa.</p> <p>Mide el respaldo que brinda el patrimonio de la empresa a los capitales de terceros.</p>	<p>Es un indicador que evidencia el nivel de compromiso de los recursos propios de la empresa con los recursos de terceros. Si el ratio es mayor a uno, la empresa tendrá menos comprometidos sus recursos propios y por lo tanto será más solvente. Se considera satisfactorio cuando es mayor a 1.0 (100%).</p>
3. Índice de Capitalización. (Ind. Cap.)	$\text{Ind.Cap.} = \frac{\text{DEUDA A LARGO PLAZO}}{\text{DEUDA A LARGO PLAZO} + \text{PATRIMONIO}}$	<p>Mide la participación del capital ajeno en el financiamiento de largo plazo de la empresa (capital permanente de la empresa).</p> <p>Permite establecer la relación entre los fondos a largo plazo que suministran los acreedores y los que aportan los dueños de la empresa, así como el impacto del endeudamiento a largo plazo en la solvencia de la misma.</p>	<p>Es un indicador de estructura de capital. Cuanto más elevada sea la participación del capital ajeno en el capital total, más peligrosos serán los impactos negativos del mercado o de las pérdidas de explotación; en consecuencia, será menor su resistencia a las crisis. Un menor índice de capitalización ofrece mayor seguridad económica y aumenta la solvencia para la solicitud de créditos. De acuerdo a los fundamentos teóricos y la evidencia empírica, lo óptimo es que la proporción de capital ajeno no supere de 0.3 (30%), en la estructura de capital.</p>

4. Cobertura del Activo Fijo. (Raz. CAF)	C.A.F.= $\frac{\text{DEUDA A LARGO PLAZO} + \text{PATRIMONIO NETO}}{\text{ACTIVO FIJO NETO}}$	Permite medir la participación de los capitales propio y ajeno, de larga permanencia, en el financiamiento de las inversiones efectuadas por la empresa.	Cuanto menos sea este ratio a la unidad, una mayor proporción de los activos circulantes de la empresa, estará financiada con capitales permanentes o de largo plazo, contando con una mayor solvencia financiera. Lo ideal es que el ratio sea mayor a 1.0, pues indica mayor solvencia financiera.
III. GESTION. 1. Plazo Promedio de Cobranza.	P.P.C = $\frac{\text{CUENTAS x COBRAR COMERCIALES} * 360 \text{ DIAS}}{\text{VENTAS NETAS}}$	Sirve para medir la velocidad o plazo de retorno de los créditos. Es el periodo probable de convertibilidad de las ventas realizadas, en efectivo.	Determinan el número de días que en promedio transcurren entre el momento en que se realiza la venta y el momento en que se hace efectivo el cobro. Lo óptimo es que el período promedio de cobros no supere los 30 días.
2. Plazo de Inmovilización de Existencias.	P.I.E. = $\frac{\text{EXISTENCIAS} * 360 \text{ DÍAS}}{\text{COSTO DE VENTAS}}$	Permite establecer el número de días en promedio que toma vender o consumir todas las existencias, o las veces que han sido remplazadas durante un periodo determinado, con el objeto de mantener stocks adecuados.	Expresan el número de días que en promedio, los productos terminados se mantienen en el almacén. Depende del sector. También se puede considerar como el número de días que transcurre entre la adquisición de una materia prima y la venta del producto terminado. Tiempo en que el stock tarda en convertirse en efectivo. Lo ideal es tener un período promedio de rotación de existencias de 30 días. Depende de la actividad.
3. Rotación de Activo Fijo.	R.A.F. = $\frac{\text{VENTAS NETAS}}{\text{ACTIVO FIJO NETO}}$	Permite medir la productividad de la planta o fábrica en proporción a la inversión efectuada en bienes permanentes o inmovilizados.	Este ratio también es conocido como Rotación de Inmuebles, Maquinaria y Equipo. Se interpreta como la medición de la eficiencia relativa con la cual la empresa ha utilizado los bienes de capital para generar ingresos a través de las ventas. Lo ideal es que este indicador sea de 20 veces por año.
4. Rotación del Activo Total.	R.A.T. = $\frac{\text{VENTAS NETAS}}{\text{ACTIVO TOTAL}}$	Sirve para medir la eficiencia en el uso de los activos de la empresa, con relación a los ingresos generados por la actividad del negocio.	Expresa la eficiencia en el empleo de todos los activos de la empresa para la generación de ingresos. Una rotación elevada indica una gran actividad de la empresa. Lo ideal es tener un ratio elevado porque indica un mejor uso del Activo Total en la generación de ventas. Se considera que el óptimo es de 5.
5. Costo de Ventas a Ventas.	C.V/V. = $\frac{\text{COSTO DE VENTAS}}{\text{VENTAS}}$	Este ratio permite indicar la proporción en que los ingresos generados por la empresa mediante ventas, han sido absorbidos por los costos aplicados en la producción de los productos terminados.	Refleja la proporción de las ventas que son absorbidas por su costo. Cuanto menor sea este indicador, la empresa viene administrando eficientemente sus costos, por lo tanto, la Utilidad Bruta será mayor. Lo ideal es que el ratio no supere de 0.7 (70%) como proporción de costos respecto a las ventas.
IV. RENTABILIDAD. 1. Rentabilidad Sobre el Capital Propio (ROE).	R.O.E. = $\frac{\text{UTILIDAD NETA}}{\text{PATRIMONIO NETO}}$	Sirve para medir el rendimiento de los recursos propios mediante la utilidad que han generado las inversiones de la empresa.	Expresa el rendimiento neto obtenido en función de los recursos propios de la empresa. En la medida que este índice sea positivo la empresa habrá generado una mayor utilidad neta por unidad monetaria invertida. Lo ideal es tener un índice de Rentabilidad para el Capital Propio de 0.2 (20%) anual.

<p>2. Rentabilidad Sobre la Inversión (ROA).</p>	$\text{R.O.A.} = \frac{\text{UTILIDAD NETA}}{\text{ACTIVO TOTAL}} \times 100$	<p>Permite medir el rendimiento de la inversión efectuada por la empresa, como consecuencia del uso de los recursos propios y ajenos.</p>	<p>Es un indicador del éxito global de una inversión comparando el retorno de tal inversión con la inversión que inicialmente se hizo. Mide el rendimiento de la inversión realizada, como consecuencia del uso de recursos propios y ajenos. Lo ideal es tener el mayor Índice de Rentabilidad promedio del sector económico. Se considera un óptimo de 0.3 (30%) anual.</p>
<p>3. Rentabilidad Sobre las Ventas.</p>	$\text{R.S.V.} = \frac{\text{UTILIDAD NETA}}{\text{VENTAS NETAS}} \times 100$	<p>Sirve para determinar la ganancia con respecto a las ventas generadas. Permite establecer el rendimiento de las ventas en comparación con los gastos operativos, financieros y otros, los que no corresponden a operaciones normales de la empresa.</p>	<p>Expresa la rentabilidad neta generada por la empresa, después de intereses e impuestos por unidad monetaria vendida. A medida que sea mayor el índice, la empresa habrá generado mayores utilidades, lo cual mide la eficiencia relativa de la misma. Es ideal tener un Índice de Rentabilidad Sobre las Ventas de 0.1 (10%).</p>

2.2.5 Definiciones conceptuales.

Haciendo una revisión de las distintas acepciones que los autores plantean para la insolvencia empresarial o la quiebra, vemos diversidad en los trabajos extranjeros, aunque se puede detectar cierta evolución desde la identificación de situaciones de insolvencia presentes a la fecha de la evaluación, hacia objetivos predictivos de la situación de insolvencia., como podemos apreciar a continuación:

- Moyer, Charles, R., Mcguigan, James, R., y Kretlow, William, J. (2000), indican que la manifestación más extrema de una empresa con problemas es su quiebra, porque significa la desaparición de la empresa. La quiebra de una empresa puede estudiarse desde varios puntos de vista, los que más sobresalen son el económico y financiero, en el aspecto económico una empresa quiebra cuando obtiene un rendimiento de sus inversiones menor a su costo de capital. Es más común que la quiebra se perciba en un contexto financiero como insolvencia técnica extrema, insolvencia legal o quiebra. Una empresa es técnicamente insolvente extrema si es incapaz de cumplir sus obligaciones a medida que se vencen, aunque el valor de sus activos supere al de sus pasivos. Una empresa es legalmente insolvente si el valor registrado de sus activos es menor que sus pasivos.
- Stephen A. Ross (2006) señala que la quiebra financiera es una situación en la cual los flujos de efectivo de las operaciones de la empresa no son suficientes para hacer frente a las obligaciones contraídas y la empresa se ve forzada a tomar acciones correctivas, que no habría tomado de tener un flujo de efectivo suficiente. Hace mención a una definición acerca de las quiebras financieras que puede

explicarse si la vinculamos con la insolvencia, la cual es definida en la obra Black's Law Dictionary como:

“Incapacidad para pagar las deudas propias; falta de medios para pagar las deudas propias. Condición de los activos y pasivos de una mujer (o de un hombre) en la cual la disposición inmediata de los primeros será insuficiente para hacer frente a los segundos”.

Esta definición involucra dos temas generales: el capital y los flujos. La insolvencia basada en el capital ocurre cuando la empresa tiene un valor neto patrimonial negativo y, por ende, el valor de sus activos es inferior a de sus deudas. La insolvencia basada en los flujos se presenta cuando el flujo de efectivo operativo es insuficiente para pagar sus obligaciones en la fecha correspondiente y surge la incapacidad para el pago de las obligaciones de la empresa.

- Según Brealey y Myers (2010) sustentan que la insolvencia financiera se produce cuando los acuerdos de pago de deudas se rompen o se cumplen con dificultad. En ocasiones la insolvencia lleva a la bancarrota o a la quiebra de empresas que se producen cuando los accionistas ejercen su derecho de impago. Este derecho tiene un valor cuando una empresa se encuentra en problemas y la responsabilidad limitada permite a los accionistas salir de esta situación, dejando todos sus problemas a sus acreedores. Asimismo, señalan que la insolvencia financiera no termina siempre en quiebra, mientras pueda ir disponiendo de liquidez para pagar los intereses de su deuda y puedan disminuir las tensiones entre deudores y acreedores. La insolvencia financiera tiene costos cuando estos conflictos de intereses afectan a las decisiones de inversión, financiación y producción.

- Por su parte, Van Horne (2003), señala que las compañías en angustia financiera tienen un número limitado de opciones. Sugiere que es preferible buscar algún tipo de solución con los acreedores de manera voluntaria, como la ampliación, la composición o hasta la liquidación. Al citar el caso norteamericano, el autor alude el capítulo 11 de la Ley de Quiebras y sostiene que es posible la reorganización de una compañía mediante la reducción de sus cargos fijos, sin embargo, para que se pueda aprobar un plan de reorganización, tiene que ser justo, equitativo y factible. Entonces, aun cuando las posibilidades de salvación de una empresa financieramente insolvente sean mínimas, existe la opción de recomponerla vía mecanismos financieros de mercado.
- Weston & Brigham (1982) señalan que en términos generales esto se produce cuando los ingresos no cubren los costos, lo que ocasiona la falta de capacidad para hacer frente el pago de obligaciones circulantes, derivándose en una reorganización y muchas veces en la bancarrota de la empresa.
- Gitman (2003), afirma que las empresas quiebran o fracasan debido a bajos rendimientos o resultados negativos, como también cuando la empresa es incapaz de obtener un rendimiento, que este por encima de su costo de capital. Un segundo tipo de fracaso es la insolvencia técnica, tiene lugar cuando una empresa es incapaz de pagar sus pasivos a su vencimiento, donde sus activos no han dejado de ser mayores que sus pasivos, pero es obvio que enfrenta una crisis de liquidez. El tercero y más grave tipo de fracaso, es la quiebra que ocurre cuando los pasivos de una empresa exceden el valor justo de mercado de sus activos y posee un valor contable negativo, lo que ocasiona que

los derechos de los acreedores no podrán ser satisfechos hasta en tanto los activos de la empresa no puedan ser liquidados a un precio mayor que su valor en libros. Aunque la quiebra es una forma obvia de fracaso, ésta y la insolvencia técnica reciben en los tribunales el mismo tratamiento. Ambas son consideradas por igual, como indicadores de fracaso financiero de la empresa.

- Graveline y Kokalari (2008) mencionan tres grupos de conceptos: dejar de pagar una deuda; reunir las condiciones previstas en la normativa vigente sobre quiebra; o tener una situación patrimonial precursora del fracaso futuro; si bien en el primer grupo definen la insolvencia como la incapacidad de atender obligaciones financieras a su vencimiento. En el segundo grupo se puede considerar a las empresas en quiebra o liquidadas a beneficio de los acreedores. Y un buen representante del tercer grupo sería Altman (1981), que define el fracaso como insolvencia técnica o en el sentido de capital consistente en falta de liquidez.
- Precisan otros autores, que la quiebra económica significa que los ingresos no cubren los costos o que la tasa de utilidad sobre los costos históricos de inversión es menor que el costo del capital de la empresa. Puede significar además, que las utilidades reales han descendido por debajo de los rendimientos esperados; y por otro, la quiebra financiera que está vinculada con la insolvencia, porque la empresa no puede hacer frente a sus obligaciones de corto plazo cuando vencen, aunque su activo total exceda de su pasivo total. Esto es insolvencia técnica.
- En el Perú, el aporte teórico más importante con relación al problema de investigación corresponde a Flint (1999), quién citando a Pedro

Nueno sostiene que “la crisis de insolvencia es producto de tres fases del deterioro por los cuales atraviesa la empresa: Fase 1, primeros indicios o síntomas; Fase 2, intensificación de los problemas y; Fase 3, gestión de supervivencia e insolvencia”.

Los primeros indicios de una crisis se manifiestan en una reducción súbita de las ventas y la acumulación de inventarios. Generalmente las empresas ingresan en este período, luego de una etapa relativamente prolongada y agresiva de expansión lograda con alto endeudamiento. En esta primera fase, los especialistas recomiendan una reestructuración estratégica y financiera de la empresa, lo cual implica básicamente la adopción de un programa orientado a preservar, recolectar y movilizar de la mejor manera los recursos financieros y principalmente el efectivo, antes que las posibilidades de financiación disminuyan o desaparezcan.

Debido a la caída de la producción en esta segunda fase, se presentan frecuentes pérdidas en el balance de la empresa, haciéndose más urgente la demanda de efectivo. Ante la necesidad urgente de liquidez, las empresas se ven obligadas a vender activos - instalaciones esenciales y divisiones rentables del negocio-, recortar gastos en investigación y desarrollo, vender marcas y patentes, etc.

Si la situación continúa deteriorándose -señala Flint- la empresa ingresa a la tercera fase; es decir, se toma la decisión de proceder a la reestructuración por insolvencia, dentro del marco legal creado por el Decreto Legislativo N° 845, Ley de Reestructuración Patrimonial, que determina si la empresa puede

reestructurarse o no. Si la empresa no tiene viabilidad o no alcanza un número de votos superior al 66,6 % se procede a su liquidación y posterior quiebra.

Para la norma vigente en el Perú, la insolvencia no es lo mismo que la quiebra, la insolvencia implica reconocer problemas, pero no implica que se encuentre en quiebra la cual es una suerte de “partida de defunción”⁴.

Como conclusión y para la presente investigación vemos tres grupos de conceptos diferentes.

Una empresa es insolvente cuando:

1. Dejar de pagar una o varias de sus deudas, aunque sea de forma temporal.
2. Reúne las condiciones previstas en la normativa vigente sobre quiebra (o procedimientos similares). Una empresa está en quiebra si es incapaz de pagar sus deudas y presenta una solicitud de quiebra, de acuerdo con el Decreto Ley 26116 - Ley de Reestructuración Empresarial.
3. Su situación patrimonial muestra un valor reducido en los activos o una escasez de liquidez que pueden desencadenar en fracaso.

Entendiéndose por solvencia a la capacidad financiera (capacidad de pago) de la empresa para cumplir sus obligaciones de vencimiento a corto plazo y los recursos con que cuenta para hacer frente a tales obligaciones, o sea una relación entre lo que una empresa tiene y lo que debe.

⁴ Documento de Trabajo N° 008-2000 - NDECOPI

Para que una empresa cuente con solvencia, debe estar capacitada para liquidar los pasivos contraídos, al vencimiento de los mismos y demostrar también mediante el estudio correspondiente que podrá seguir una trayectoria normal que le permita conservar dicha situación en el futuro.

2.2.6 Bases epistémicos

La concepción epistemológica como menciona (Hull, 1990), que plantea que el desarrollo del conocimiento científico se da a partir de la elaboración de una analogía entre la evolución biológica y la evolución conceptual. La ciencia, considera, debe ser tratada como algo natural, una forma de conocimiento sobre la cual se pueden hacer afirmaciones parecidas a leyes. No obstante reconoce que el intento de formular leyes acerca de los procesos de selección en general parece atrevido, dado que las generalizaciones elaboradas por los biólogos evolucionistas tienen problemas, por ejemplo, no pueden considerarse definitivas.

2.2.7 Bases antropológicas

Redes Neuronales Artificiales (RNA) y la lógica difusa son un campo muy importante dentro de la Inteligencia Artificial. Tratando de representar el conocimiento de un modo conexionista y adaptativo, replicando la estructura neuronal del cerebro humano para crear sistemas que lo mimeticen en parte, mediante sistemas electrónicos o mediante simulación por computador, aprovechando sus propiedades de cálculo. Estos sistemas están compuestos por multitud de procesadores simples que operan sobre la base de reconocimiento de patrones, que pueden adquirir, almacenar y utilizar conocimiento experimental, obtenido a partir de ejemplos.

Fundamental en este paradigma es el aprendizaje mediante patrones o ejemplo a través de modelos que solucionen problemas difíciles de resolver mediante técnicas algorítmicas convencionales. La estructura del cerebro es radicalmente diferente no está compuesto por un único microprocesador altamente complejo y eficiente, sino por miles de millones de ellos, las neuronas, que realizan de modo impreciso y relativamente lento un tipo de cálculo muy simple.

CAPITULO III

3 METODOLOGÍA.

3.1 Nivel de Investigación.

De acuerdo a la naturaleza del estudio de la investigación, reúne por su nivel las características de un estudio explicativo, pues va más allá de la descripción de conceptos o fenómenos o el establecimiento de relaciones entre conceptos ya que se busca un modelo explicativo para las relaciones entre las variables consideradas. Durante el desarrollo de la presente investigación se tratará de explicar de cómo el modelo de inteligencia artificial basados en redes neuronales artificiales y la lógica difusa identifica la solvencia e insolvencia empresarial usando como variables de entrada los ratios financieros, estableciendo de esta manera una relación de influencia entre dos variables; Causa (Modelo de Inteligencia Artificial) y Efecto (identificación de la solvencia e insolvencia empresarial), así mismo permitirá explicar que ratios financieros son los indicadores adecuados que expliquen en el modelo la mayor exactitud en la identificación de la solvencia e insolvencia empresarial.

3.2 Tipo de Investigación.

El presente trabajo de investigación, se caracterizará por estar inmerso dentro de los siguientes tipos de investigación:

- a) POR SU NATURALEZA, es empírica, porque durante el desarrollo de la investigación se trabajará con hechos de experiencia directa no manipulados como son los estados financieros de las empresas.

- b) POR SU ALCANCE, la presente investigación es sincrónica, ya que nos permitirá estudiar la evolución del fenómeno del problema de la investigación en un periodo de diez años.
- c) POR SU AMPLITUD, la investigación en referencia es macro financiera, ya que el ámbito de estudio lo constituyen las empresas solventes e insolventes de una muestra a nivel nacional.
- d) POR SU FUENTE, el trabajo de investigación es mixta, ya que se conjugará constantemente los datos obtenidos de fuentes primarias (datos recogidos por el investigador), como también de las fuentes secundarias (datos recogidos por otras personas y para otros fines).
- e) EL OBJETO AL QUE SE REFIERE, el presente trabajo de investigación por la naturaleza del problema es disciplinar, ya que está asociado a dos dimensiones básicas que son el modelo de inteligencia artificial y la solvencia e insolvencia empresarial.

3.3 Diseño y esquema de investigación.

El diseño de la investigación es experimental adecuado a la naturaleza del presente trabajo de investigación cuasi experimental:

G₁ X O₁

G₂ X O₂

G₁: Grupo N^o 1 experimental, conformado por 160 empresas solventes e insolventes

X: Tratamiento experimental basado en Redes Neuronales Artificiales usando como herramienta la Lógica Difusa. (Entrenamiento y Prueba)

O₁: Pre test (Respecto al entrenamiento)

- G₂: Grupo N^o 2 experimental, conformado por 28 empresas solventes e insolventes
- X: Tratamiento experimental basado en Redes Neuronales Artificiales usando como herramienta la Lógica Difusa. (Entrenamiento y Prueba)
- O₂: Pre test (Respecto al entrenamiento)

3.4 Población y muestra.

Población o Universo

En la presente investigación, para determinar el universo de estudio se ha seguido un procedimiento de exclusión, según los objetivos, alcances del trabajo y la disponibilidad de información.

Así, de las 5.788 empresas con problemas económico - financieros comprendidas en el Sistema de Reestructuración Patrimonial durante el período 1993 - 2003, se tuvo en cuenta sólo a 4.524 empresas (78,2%) enmarcadas dentro del Procedimiento de Insolvencia; es decir, quedaron excluidas las empresas que se acogieron al Procedimiento Simplificado, Concurso Preventivo y Procedimiento Transitorio, debido a que estos mecanismos recién fueron implementados entre 1997 - 2000.

Además, estos últimos por ser procesos de corta duración, los expedientes no contienen la información completa requerida para la investigación. En estos casos, el objetivo de los deudores generalmente es protegerse del pago de sus obligaciones y del probable embargo de sus activos.

En cambio, el Procedimiento de Insolvencia tiene la finalidad de reestructurar pasivos o en el peor de los casos, establecer un calendario de pago de deudas.

3.4.1 Estrategias de Selección y Muestreo

La muestra representativa se obtuvo mediante un proceso de muestreo aleatorio-probabilístico para proporciones, usando la siguiente fórmula:

$$n = \frac{(Z)^2 (p) (q) (N)}{(N-1) (E)^2 + (Z)^2 (p) (q)}$$

Donde:

n = Tamaño de la Muestra	=	?
N = Universo o Población	=	4.524
Z = De la Normal, 5% Nivel de Significación	=	1,96
E = Precisión	=	0,07
p = Probabilidad de Éxito	=	0,5
q = Probabilidad de Fracaso	=	0,5

Reemplazando valores tenemos:

$$n = \frac{(1,96)^2 (0,5) (0,5) (4524)}{(4.524-1) (0,07)^2 + (1,96)^2 (0,5) (0,5)}$$

$$n = \frac{(3,8416) (0,5) (0,5) (4524)}{(4.523) (0,0049) + (3,8416) (0,5) (0,5)}$$

$$n = \frac{4.344,8496}{22,16 + 0,9604}$$

$$n = \frac{4.344,8496}{23,1204}$$

$$n = \boxed{188 \text{ empresas}}$$

**CUADRO Nº 3.1
DETERMINACIÓN DEL UNIVERSO Y LA MUESTRA
POR SECTOR ECONÓMICO**

SECTOR ECONÓMICO	UNIVERSO		MUESTRA
	PI	%	E = 0,07
INDUSTRIA	1.679	37,1	70
COMERCIO Y SERVICIOS	2.361	52,2	98
EXTRACCION	484	10,7	20
TOTAL	4.524	100,0	188

Nota: PI son las siglas de Procedimiento de Insolvencia.
Fuente.: Elaboración propia.

La elección de cada elemento o sujeto de la muestra (empresa insolvente) a ser estudiada, se efectuó haciendo uso de números aleatorios con lo cual se evitó los sesgos. Para aplicar este procedimiento se utilizará el Listado de Empresas en Insolvencia de los Expedientes Principales Públicos de la Comisión de Reestructuración Patrimonial del INDECOPI. En función del muestreo llevado a cabo para las empresas insolventes si incluyo las empresas solventes obtenidas de CONASEV, por cada empresa insolvente se incluyó una empresa solvente del mismo giro y periodo.

3.5 Definición operativa del instrumento de recolección de datos.

Las técnicas e instrumentos que se utilizaron en las diferentes etapas del desarrollo del proyecto de Investigación y que han sido considerados en el cronograma respectivo, se detalla en los siguientes cuadros:

1. PARA EL ACOPIO BIBLIOGRÁFICO.		
TÉCNICA	INSTRUMENTO	
Del fichaje	1. Fichas bibliográficas	Revisión bibliográfica fuentes secundarias
	1. Fichas de resumen.	
	2. Fichas de referencia	

2. PARA EL ACOPIO DE DATOS.		
TÉCNICA	INSTRUMENTO	GRUPO DE ENTRENAMIENTO Y PRUEBA
De la observación.	Cotejos de los estados financieros.	Para el proceso de entrenamiento y su aprendizaje de la RNA, se llevó a cabo el cotejo de los estados financieros de las 94 empresas insolventes y las 94 empresas solventes
De la sistematización	Fórmulas de los ratios financieros	Establecer los ratios financieros de las 94 empresas solventes e insolventes e indicar cuantos serán para entrenamiento y cuantos para prueba.

3. PARA EL PROCESAMIENTO DE DATOS.		
TÉCNICA	INSTRUMENTO	CONSTRUCCIÓN DE INTERVALOS
SPSS Y MATLAB	1. Cuadros estadísticos.	Se utilizaron todos estos instrumentos para el análisis y la construcción de los intervalos de clase de los ratios financieros
	2. Estadígrafos como:	
	La media.	
	La desviación estándar.	
	La varianza de la muestra.	
	El coeficiente de asimetría.	
	El valor máximo.	
El valor mínimo.		

4. PARA LA PRESENTACIÓN DE DATOS.		
TÉCNICA	INSTRUMENTO	PRESENTACIÓN
Métodos y Técnicas estadísticas	1. Cuadros estadísticos.	Para la presentación de los resultados y sus interpretación
	2. Gráficos estadísticos como:	
	Gráficos de Cajas.	
	Polígonos.	
	Histogramas.	

5. PARA EL INFORME FINAL.	
TÉCNICA	INSTRUMENTO
1. Contexto académico.	EL INFORME DE INVESTIGACIÓN: a través del cual los resultados finales de la investigación serán presentados a la Escuela de Post Grado y sustentados públicamente.
2. Contexto no académico.	EL INFORME DE INVESTIGACIÓN: a través del cual los resultados finales de la investigación serán presentados a las instituciones financieras para su respectiva socialización.

3.6 Técnicas de recojo, procesamiento y presentación de datos.

La muestra de empresas objeto de análisis se ha restringido a empresas que están sujetas a un tipo de control, siendo el periodo de cobertura de la muestra el de 1993 al 2003. Un motivo para seleccionar este conjunto de empresas ha sido que son las únicas fuentes de información y que son datos oficiales, no se pudo tener acceso a otras fuentes como la SUNAT⁵, otorgando la información mínima requerida para llevar a cabo el análisis empírico propuesto en la presente investigación. Además, la calidad y fiabilidad de la información contenida en dichos documentos se presupone superior si se tiene en cuenta que son objeto de supervisión y regulación por parte de la CONASEV y fiscalización de los procedimientos en trámite sin que ello implique que el sistema concursal peruano por parte de INDECOPI.

Como se ha indicado en la parte metodológica, las 188 empresas insolventes y solventes a ser estudiadas en la presente investigación fueron seleccionadas en forma aleatoria, a partir de un universo que para fines del estudio se ha dividido en sector industria, extracción y comercio y servicios.

Es necesario precisar que mientras el número de empresas por años se determinó al azar; advirtiéndose que en algunos períodos hay una mayor densidad de empresas, lo cual nos indica que la crisis fue más intensa en dichos años. Por otro lado, las unidades económicas sujetas a investigación son de diversos tamaños -considerando volumen de ventas y patrimonio- lo que implica que la insolvencia es un problema que afecta tanto a las pequeñas empresas, como a las grandes empresas en el Perú.

⁵ SUPERINTENDENCIA NACIONAL DE ADMINISTRACION TRIBUTARIA

Las empresas que integran la muestra seleccionada se distribuyen en dos grupos. Uno, constituido por 94 empresas que durante el periodo objeto de análisis se han visto inmersas en algún tipo de situación concursal, que se denominará grupo de empresas insolventes, y, otro integrado por 94 empresas que no se han visto afectadas por dicho tipo de situaciones y que será denominado como grupo de empresas solventes. De las cuales el 85% se ha utilizado para establecer el modelo y el 15% para su respectiva validación como se puede apreciar en el cuadro N° 3.2, el mismo procedimiento se realizó con las empresas solventes. Conocidas la distribución de la muestra en esos dos grupos, por un lado, se van a analizar la naturaleza de sus diferencias, y, por otro se va a buscar un modelo o regla de comportamiento que permita la clasificación, en uno de los grupos descritos, de nuevas empresas, podría ser de alguna entidad financiera para los que a priori se desconoce su topología de pertenencia.

**CUADRO N° 3.2
MUESTRA POR SECTOR ECONÓMICO**

SECTOR ECONÓMICO	MUESTRA		MUESTRA	
	Insolventes y Solventes	%	Construcción del Modelo (85%)	Validación (15%)
INDUSTRIA	70	37	60	10
COMERCIO Y SERVICIOS	98	52	84	14
EXTRACCION	20	11	16	4
TOTAL	188	100,0	160	28

Fuente: Elaboración propia.

Por otro lado, en la etapa de recopilación de información se ha observado que alrededor del 50% de las empresas con personería jurídica que ingresaron al Procedimiento de Insolvencia, lo hicieron sin presentar sus estados financieros. En el anexo N° 03 se presenta el formato de recolección de datos de acuerdo a la estructura de los estados financieros.

También se hizo uso de métodos y técnicas de la Estadística Descriptiva, en este sentido se utilizó los cuadros estadísticos, los gráficos estadísticos (gráficos de barras, circulares y polares), y los estadígrafos como (la media, desviación típica, error típico, intervalo de confianza y la varianza), prueba de homogeneidad de varianzas, ANOVA con sus respectivos análisis e interpretaciones.

Para los resultados de la clasificación se utilizó la siguiente tabla:

RESULTADOS DE LA CLASIFICACION.

COND			Grupo de pertenencia pronosticado		Total
			Insolvente	Solvente	
Original	Recuento	Insolvente			
		Solvente			
	%	Insolvente			
		Solvente			

3.7 Información estadística de las variables

En los anexos N° 01 y N° 02 se muestra los ratios de las 188 empresas teniendo en cuenta las empresas solventes y las empresa insolventes. Cabe indicar, para fines de la investigación se clasificaron en tres sectores económicos industria, comercio y servicio, extracción, tomando como referencia la Clasificación Industrial Internacional Uniforme (CIIU), no se ha tomado en cuenta las entidades financieras debido a la diferencia de la estructura de los estados financieros.

CAPITULO IV

4 RESULTADOS

Cuando se quieren utilizar las Redes Neuronales Artificiales (en adelante RNA) para solucionar problemas del mundo real, se pueden encontrar dificultades para manejar determinados conocimientos naturales, puesto que éstos suelen ser de los denominados "mal definidos". Por ejemplo, puede ser dificultoso para esta herramienta clasificar a una empresa "bastante grande" o "muy solvente", puesto que estos cuantificadores mal definidos "bastante", "muy", etc., dependen en gran medida del contexto. Otras situaciones potencialmente difíciles de resolver serían los conocimientos del tipo: "Si es muy solvente, entonces debe ser rentable"; aquí, puede no ser suficiente la flexibilidad funcional de las Redes Neuronales Artificiales, ya que es más un problema de representación de los conocimientos, que de flexibilidad para manejarlos. Para poder tratar adecuadamente estos problemas mal definidos puede ser necesario integrar modelos adaptativos con técnicas y métodos que permitan el procesamiento de información borrosa como la Lógica Difusa (en adelante LD), son útiles y complementarias a la hora de manejar conocimientos imprecisos.

4.1 Análisis usando la herramienta de las Redes Neuronales Artificiales

En este capítulo se describen y analizan los resultados obtenidos en el diseño de un modelo de inteligencia artificial, empleado en primer lugar la herramienta de las Redes Neuronales Artificiales (en adelante RNA). De

acuerdo a la metodología propuesta, se irán desarrollando cada uno de los pasos que a continuación se describe.

Se procedió a determinar un modelo de inteligencia artificial para identificar con mayor exactitud la solvencia e insolvencia empresarial, para lo cual se hizo uso las RNA a través del modelo PERCEPTRON Multicapa conocido con las siglas MLP, integrando con la LD. En este sentido se realizó un ajuste al modelo de PERCEPTRON Multicapa utilizando el algoritmo de entrenamiento habitualmente utilizado en este tipo red el denominado Retro-Propagación (Backpropagation). Se trata de un aprendizaje no supervisado, solo requiere los datos de entrada y los irá clasificando en categorías en base a las características distintivas de ellos, no se realizan comparaciones entre las salidas reales y salidas esperadas. El algoritmo de entrenamiento modifica los pesos de la red de forma que produzca vectores de salida consistentes, el proceso de entrenamiento extrae las propiedades estadísticas del conjunto de vectores de entrenamiento y agrupa en clases los vectores similares, este tipo de red neuronal es el más utilizado, por su sencillez, en diferentes campos de la investigación y es prácticamente conocido en el área de la finanzas, por qué da un giro en las diferentes investigaciones sobre la interpolación tradicional estricta en un espacio multidimensional.

Es importante señalar que para identificar cual es el modelo que predice la solvencia e insolvencia empresarial, se hizo uso de atributos como los ratios financieros que señalan el estado económico de este tipo de empresas según sus propias características.

Etapa Experimental: Redes neuronales artificiales (PERCEPTRON Multicapa), y el algoritmo de aprendizaje Backpropagation.

El modelo de red utilizado en esta etapa del experimento, es el conocido como el PERCEPTRON Multicapa se fundamenta en varios paradigmas, el principal y más utilizado es el de aprendizaje por retropropagación de error (Backpropagation). La función de transferencia o de activación utilizada fue la Sigmoide en la cual los valores de la función oscilan entre 0 y 1.

Para determinar el número de neuronas en la capa oculta no existen reglas generales o teorías, de acuerdo al Neural Network FAQ (1996), lo recomendable es empezar a probar con un número pequeño de neuronas ocultas e incrementarlo gradualmente sólo si la red neuronal parece no aprender. De esta forma, el problema del sobreajuste que puede ocurrir al existir más pesos (parámetros) que muestras de datos puede ser reducido. Este es el método que se empleará para determinar el número de neuronas en la capa oculta de la red. Se realiza entonces un procedimiento automático de búsqueda, por medio de una "corrida" de los parámetros que determinan el comportamiento de la red, por lo que, para obtener los parámetros de la red neuronal que arroja el menor error.

Se empleará una capa de entrada en función (ratios financieros) a las variables de entrada, una sola capa oculta, ya que una capa es suficiente por lo que en la práctica las redes neuronales con una o dos capas ocultas son las más utilizadas y han tenido un buen desempeño. El incremento en el número de capas también incrementa el tiempo de procesamiento como también el

peligro de sobreajuste lo que conduce a un pobre desempeño en la predicción fuera de muestra, el sobreajuste ocurre cuando un modelo de predicción tiene muy pocos grados de libertad, en otras palabras, se tienen relativamente pocas observaciones en relación con sus parámetros y por lo tanto es capaz de memorizar datos individuales en lugar de aprender patrones generales. En esta capa se hará variar el número de neuronas entre 6 y 30, la de salida constará de una sola capa con una sola neurona.

La etapa contó con dos tipos de datos, al igual que los modelos estadísticos: un conjunto de entrenamiento, que contiene la causa y el efecto, otro de prueba o validación. Haykin, (1994, citado por Martín del Brío y Sanz, 2002, p. 73) sostiene del todo el conjunto de entrenamiento se emplea aproximadamente un 80% de los patrones para entrenar, reservándose un 20% como conjunto de prueba.

Por lo que los ratios financieros de las empresas se dividen en dos conjuntos de datos:

- Conjunto de entrenamiento. Lo constituye el conjunto 160 empresas, 80 son solventes y 80 insolventes que nos representa el 85% del total de las empresas de la muestra. Se seleccionan de forma consecutiva y ordenada.
- Conjunto de validación o prueba. Está formado por el conjunto de 28 empresas, 14 empresas solventes y 14 son insolventes, representado 15% del total de las empresas de la muestra, una vez seleccionados los patrones de entrenamiento. Este conjunto de datos se utiliza para evaluar la capacidad de generalización o predicción de la red.

Para el pre - procesamiento de los datos, aunque no es estrictamente necesario, puede ser recomendable realizar una transformación de los datos (Isasi y Galván, 2003, p. 70), para lo cual los datos de entrada (ratios financieros), pero se tomará en cuenta sin normalizar y en caso de ser normalizados se utiliza la siguiente fórmula:

$$\tau = \frac{(x - \min)}{(\max - \min)}$$

El cuadro N° 4.1 se sintetiza algunos de los parámetros utilizados:

**CUADRO N° 4.1
PARAMETROS UTILIZADOS EN RED NEURONAL ARTIFICIAL**

OPCION	VALOR
Tasa de aprendizaje inicial	0,4
Límite inferior de la tasa de aprendizaje	0.001
Reducción de la tasa de aprendizaje, en ciclos	10
Umbral Superior	1.0
Umbral inferior	0.0
Centro de intervalo	0
Desplazamiento del intervalo	± 0,5

Fuente: Elaboración propia

Cada configuración se entrenó en la fase de aprendizaje con un máximo de 1.000 ciclos.

Para esta parte de la investigación se hará uso del programa IBM SPSS Statistics 22 y los módulos adicionales de para realizar esta tarea.

Prueba o Validación

Luego de entrenada la red, se efectuó la validación en las 28 empresas con que se contó para esta fase; se analizaron 160 casos con diferentes configuraciones, con pesos que permanecieron constantes de los obtenidos en

la fase de aprendizaje. Cada caso implicó ingresar los ratios financieros correspondientes a una empresa y, luego del paso por la red, se obtuvo un valor de salida entre 0 y 1, utilizándose para considerarla solvente o insolvente los umbrales que se usaron en la fase de aprendizaje.

Para indicar la bondad del ajuste es a través de la suma de errores cuadráticos que la red intenta minimizar durante el proceso de entrenamiento y prueba, como el porcentaje promedio de pronósticos incorrectos debido a que la variable dependiente en nuestro caso es categórica.

4.2 Redes neuronales artificiales (PERCEPTRON Multicapa), utilizando 6 ratios financieros sin normalizar y el algoritmo de aprendizaje retropropagación (Backpropagation).

El análisis en esta etapa se utilizó 6 ratios financieros de los 14 que al inicio se consideró, teniéndose la inquietud de conocer cuáles son los indicadores que tienen una mayor importancia en la identificación de la insolvencia empresarial, fue necesario conocer si existen diferencia significativas en las medias de los ratios de las empresas solventes e insolventes, se realizó en primer lugar la prueba paramétrica de análisis de la varianza, conocido como ANOVA de un factor, para lo cual, se ha tomado en cuenta el estadístico de prueba de la razón F que se utiliza para determinar la significancia estadística, En el caso de los datos presentados en el cuadro N° 2.3, se obtiene una F de 13,776, 13,628, 15,354, 36,649, 22,304 y 31,426, en los indicadores; solvencia patrimonial (Raz Pat), rotación del activo fijo (RAF), rotación del activo total (RAT), índice corriente (Raz Corr), prueba ácida (Prub Acid), endeudamiento total (Raz End) respectivamente, estos valores son

mayores que el valor crítico de la razón F al nivel de 0,05, al valor de 3,84. Por consiguiente el valor p (sig) calculado sería $p < 0,05$. Como estamos realizando la prueba con un nivel de significancia de 0,05, afirma (Ritchey, 2006) que existe una fuerte relación y los efectos principales del grupo permite realizar una clasificación precisa de la variable independiente. Por lo expuesto, en esta fase, se utilizó como variables de entrada ingreso los 6 ratios financieros con mayor significancia estadística, con los parámetros mencionados en el cuadro N° 4.2.

**CUADRO N° 4.2
PRUEBAS DE IGUALDAD DE LAS MEDIAS DE LOS GRUPOS**

	Lambda de Wilks	F	gl1	gl2	Sig.
Raz Pat	0,920	13,776	1	158	0,000
Ind Cap	0,992	1,251	1	158	0,265
Raz Cob AF	0,979	3,365	1	158	0,068
PPC	1,000	0,019	1	158	0,889
PIE	1,000	0,051	1	158	0,821
RAF	0,921	13,628	1	158	0,000
RAT	0,911	15,354	1	158	0,000
CV/V	0,997	0,545	1	158	0,461
ROE	1,000	0,074	1	158	0,786
ROA	0,977	3,785	1	158	0,053
RSV	1,000	0,056	1	158	0,813
Raz Corr	0,812	36,649	1	158	0,000
Prub Aci	0,876	22,304	1	158	0,000
Raz End	0,834	31,426	1	158	0,000

Fuente: Elaboración Propia

4.2.1 Resultados con las variables de entrada (6 ratios financieros) sin normalizar

Se inició en esta fase con la siguiente arquitectura, donde las neuronas (o nodos) están agrupadas en capas. La primera capa por donde entra la información constituida por 6 neuronas asociadas a cada una de las variables o ratios financieros, 6 neuronas en la capa oculta y sucesivamente se incrementó hasta llegar a 15 y una neurona en capa de salida que proporciona los resultados de la red.

En este proceso no se utilizó la normalización a las variables (ratios financieros) que son de entrada a la red de las 160 y 28 empresas, que representan el tamaño de la muestra que sirve de entrenamiento y prueba o validación respectivamente. En el cuadro N° 4.3 se muestra la arquitectura de la red PERCEPTRON Multicapa para el procesamiento de la información.

CUADRO N° 4.3
INFORMACIÓN SOBRE LA RED (PERCEPTRON Multicapa - MLP 6 RATIOS)

Capa de entrada	Variables	Índice Corriente Prueba Acida Endeudamiento Total Solvencia Patrimonial Rotación del Activo Fijo Rotación del Activo Total	Raz Corr Prub Aci Raz End Raz Pat RAF RAT
	Número de unidades ^a		6
	Método de cambio de escala de las Variables		Ninguna
Capas ocultas	Número de capas ocultas		1
	Número de neuronas en la capa oculta 1 ^a		6 – 9 -15
	Función de activación		Sigmoide
Capa de salida	Variables dependientes	1	CONDICIÓN
	Número de neuronas en la capa de salida		1
	Función de activación		Sigmoide
	Función de error		Suma de cuadrados

a. Sin incluir la unidad de sesgo

Fuente: Elaboración Propia

Para la aplicación describimos las siguientes arquitecturas utilizadas:

- En la capa de entrada 6 neuronas, 6 en la capa oculta y una en la capa de salida
- En la capa de entrada 6 neuronas, 9 en la capa oculta y una en la capa de salida
- En la capa de entrada 6 neuronas, 15 en la capa oculta y una en la capa de salida

Las neuronas en la capa oculta se han incrementado para cada ejecución de la red y procesadas con los 160 ratios financieros de las empresas, que

representan a las solventes e insolventes en la fase de entrenamiento de la red y para comprobar la bondad del trabajo introducimos los mismos datos de las 28 empresas adicionales, en esta parte no estamos entrenando la red sino alimentando a la red para la prueba o validación. Los resultados son mostrados en el Cuadro N° 4.3

**CUADRO N° 4.3
CLASIFICACION (RED MLP - 6 RATIOS SIN NORMALIZAR)**

MUESTRA	OBSERVADO	PRONOSTICADO (6 NEURONAS)		
		INSOLVENTE	SOLVENTE	PORCENTAJE CORRECTO
Entrenamiento	Insolvente	74	6	92,5%
	Solvente	5	75	93,8%
	Porcentaje global	49,4%	50,6%	93,1%
Validación o Prueba	Insolvente	13	1	92,9%
	Solvente	0	14	100,0%
	porcentaje global	46,4%	53,6%	96,4%
MUESTRA	OBSERVADO	PRONOSTICADO (9 NEURONAS)		
		INSOLVENTE	SOLVENTE	PORCENTAJE CORRECTO
Entrenamiento	Insolvente	75	5	93,8%
	Solvente	4	76	95,0%
	Porcentaje global	49,4%	50,6%	94,4%
Validación o Prueba	Insolvente	13	1	92,9%
	Solvente	1	13	92,9%
	Porcentaje global	50,0%	50,0%	92,9%
MUESTRA	OBSERVADO	PRONOSTICADO (15 NEURONAS)		
		INSOLVENTE	SOLVENTE	PORCENTAJE CORRECTO
Entrenamiento	Insolvente	75	5	93,8%
	Solvente	7	73	91,3%
	Porcentaje global	51,3%	48,8%	92,5%
Validación o Prueba	Insolvente	13	1	92,9%
	Solvente	1	13	92,9%
	Porcentaje global	50,0%	50,0%	92,9%

Variable dependiente: CONDICION (Solvente o Insolvente)

Fuente: Elaboración Propia

Se puede apreciar que la mejor configuración del modelo de red neuronal PERCEPTRON Multicapa está definida por: 6 neuronas en capa de entrada, 15 neuronas en la capa oculta y una neurona de salida, debido al valor absoluto de la menor diferencia del porcentaje de pronósticos incorrectos en la fase de prueba o validación con la de entrenamiento. Ver cuadro N° 4.4.

CUADRO N° 4.4
RESUMEN DEL MODELO
SUMA DE ERRORES CUADRATICOS Y PORCENTAJE DE
PRONÓSTICOS
(RED MLP - 6 RATIOS SIN NORMALIZAR)

Numero de Neuronas		6	9	15
Entrenamiento	Suma de errores cuadráticos	7,841	7,751	8,983
	Porcentaje de pronósticos incorrectos	6,9%	5,6%	7,5%
Validación o Prueba	Suma de errores cuadráticos	0,593	0,788	1,242
	Porcentaje de pronósticos incorrectos	3,6%	7,1%	7,1%

Fuente: Elaboración Propia

En el siguiente cuadro N° 4.5, presenta un resumen de la importancia de los ratios financieros a la hora de identificar la solvencia empresarial y la vez está relacionado a lo mencionado en el marco teórico, observándose al ratio solvencia patrimonial (Raz Pat) el de mayor importancia.

CUADRO N° 4.5
IMPORTANCIA DE LOS RATIOS FINANCIEROS
(RED MLP - 6 RATIOS SIN NORMALIZAR)

RATIOS	NUMEROS DE NEURONAS EN CAPA OCULTA E IMPORTANCIA DE LOS RATIOS FINANCIEROS		
	6	9	15
Raz Corr	45,8%	27,0%	41,5%
Prub Aci	9,8%	18,6%	13,5%
Raz End	68,2%	64,6%	67,2%
Raz Pat	100,0%	100,0%	100,0%
RAF	29,7%	33,6%	50,2%
RAT	42,5%	15,3%	12,0%

Fuente: Elaboración Propia

4.2.2 Resultados con las variables de entrada (6 ratios financieros) normalizados

Para esta fase se procedió de forma similar al proceso anterior, utilizando la misma arquitectura del modelo de red neuronal PERCEPTRON Multicapa, para facilitar el trabajo las variables de entrada (ratios financieros) fueron normalizadas de acuerdo a la fórmula anteriormente mencionada (T) de las 188

empresas, para la fase de entrenamiento y en la fase de prueba. En el cuadro N° 4.6 se muestra los resultados obtenidos, con las distintas arquitecturas, con 6 neuronas en la capa de entrada, con 6,15 y 24 neuronas incorporadas en forma separada en la capa oculta y una neurona de salida.

**CUADRO N° 4.6
CLASIFICACION (NUMERO DE NEURONAS EN LA CAPA OCULTA)
(RED MLP - 6 RATIOS NORMALIZADOS)**

MUESTRA	OBSERVADO	PRONOSTICADO (6 NEURONAS)		
		INSOLVENTE	SOLVENTE	PORCENTAJE CORRECTO
Entrenamiento	Insolvente	74	6	92,5%
	Solvente	7	73	91,3%
	porcentaje global	50,6%	49,4%	91,9%
Validación o Prueba	Insolvente	13	1	92,9%
	Solvente	1	13	92,9%
	porcentaje global	50,0%	50,0%	92,9%
MUESTRA	OBSERVADO	PRONOSTICADO (15 NEURONAS)		
		INSOLVENTE	SOLVENTE	PORCENTAJE CORRECTO
Entrenamiento	Insolvente	74	6	92,5%
	Solvente	6	74	92,5%
	porcentaje global	50,0%	50,0%	92,5%
Validación o Prueba	Insolvente	13	1	92,9%
	Solvente	1	13	92,9%
	porcentaje global	50,0%	50,0%	92,9%
MUESTRA	OBSERVADO	PRONOSTICADO (24 NEURONAS)		
		INSOLVENTE	SOLVENTE	PORCENTAJE CORRECTO
Entrenamiento	Insolvente	69	11	86,3%
	Solvente	3	77	96,3%
	porcentaje global	45,0%	55,0%	91,3%
Validación o Prueba	Insolvente	13	1	92,9%
	Solvente	1	13	92,9%
	porcentaje global	50,0%	50,0%	92,9%
Variable dependiente: CONDICION (Solvente o Insolvente)				

Fuente: Elaboración Propia

De las tres configuraciones la que mejor identifica la solvencia o insolvencia es la que presenta 6 neuronas en la capa de entrada, 15 neuronas en la capa oculta y una en la capa de salida.

Esto se debe a que el porcentaje de pronósticos incorrectos es prácticamente igual en las muestras de entrenamiento y prueba, además de la

mínima suma de errores cuadráticos en la muestra de prueba (1,086) Ver cuadro N° 4.7.

Se puede apreciar que en todas las configuraciones establecidas existe una similitud en los resultados obtenidos. En comparación con la anterior configuración hecho con 6 ratios financieros sin normalizar se obtuvieron similares resultados.

**CUADRO N° 4.7
RESUMEN DEL MODELO
SUMA DE ERRORES CUADRATICOS Y PORCENTAJE DE
PRONÓSTICOS
(RED MLP - 6 RATIOS NORMALIZADOS)**

Numero de Neuronas		6	15 (Optimo)	24
Entrenamiento	Suma de errores cuadráticos	9,506	9,450	10,741
	Porcentaje de pronósticos incorrectos	8,1%	7,5%	8,8%
Validación o Prueba	Suma de errores cuadráticos	1,301	1,086	1,593
	Porcentaje de pronósticos incorrectos	7,1%	7,1%	7,1%

Fuente: Elaboración Propia

Análogamente como en el caso anterior, el cuadro N° 4.8 presenta el ratio de mayor importancia a la hora de identificar la solvencia empresarial, es el ratio financiero razón de endeudamiento total (Raz End), coincidiendo en las tres configuraciones.

**CUADRO N° 4.8
IMPORTANCIA DE LOS RATIOS FINANCIEROS
(RED MLP - 6 RATIOS NORMALIZADOS)**

RATIOS	NUMEROS DE NEURONAS EN LA CAPA OCULTA E IMPORTANCIA DE LOS RATIOS FINANCIEROS		
	6	15	24
Raz Corr	39,1%	42,6%	55,0%
Prub Aci	44,1%	57,5%	54,4%
Raz End	100,0%	100,0%	100,0%
Raz Pat	72,2%	69,2%	65,3%
RAF	66,8%	65,1%	8,9%
RAT	55,0%	50,0%	77,3%

Fuente: Elaboración Propia

En el cuadro N° 4.9 se presenta el porcentaje de aciertos considerando la configuración estudiada. Analizando el modelo en sus fases de entrenamiento

y prueba (validación), podemos afirmar que el modelo que identifica la solvencia empresarial con mayor eficiencia es el modelo de red neuronal PERCEPTRON Multicapa (6 -15 -1), dicho modelo con las variables de entrada normalizadas y sin normalizar, presentando el mismo resultado en ambas fases.

Diferenciándose en la selección del ratios de mayor importancia y en la suma de errores cuadráticos, como se puede apreciar en el cuadro N° 4.10

**CUADRO N° 4.9
RESULTADOS OBTENIDOS UTILIZANDO EL MODELO RED PERCEPTRON
Multicapa**

Configuración	Datos Normalizados	Aciertos	
		Entrenamiento (160 empresas)	Prueba (28 empresas)
PERCEPTRON Multicapa (6, 15, 1) - (6 ratios)	NO	92,50%	92,90%
PERCEPTRON Multicapa (6, 15, 1) - (6 ratios)	SI	92,50%	92,90%

Fuente: Elaboración propia

**CUADRO N° 4.10
SUMA DE ERRORES CUADRATICOS Y PORCENTAJES DE
PRONOSTICOS INCORRECTOS**

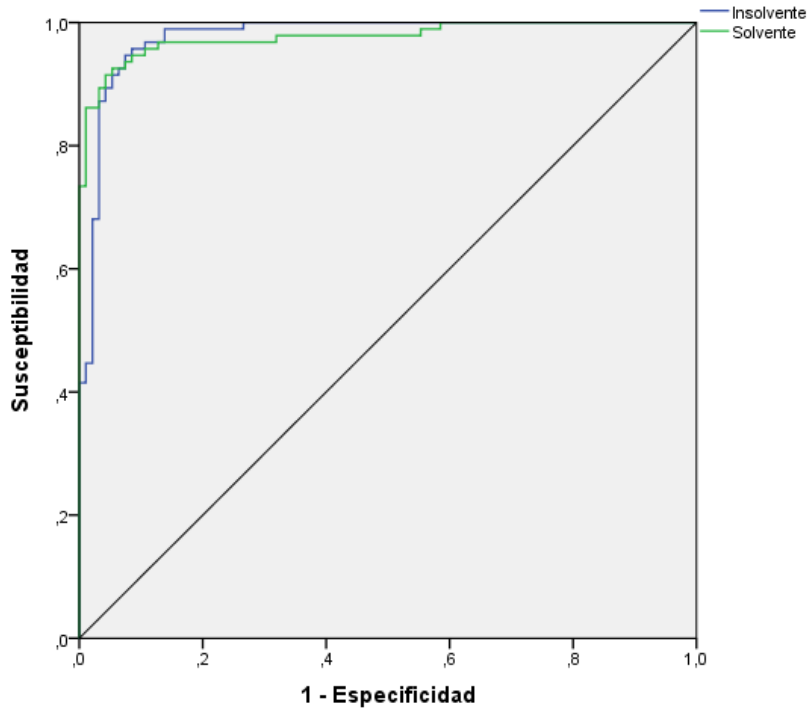
Numero de Neuronas		MLP 6-15-1 Sin Normal.	MLP 6-15-1 Normal.
Entrenamiento	Suma de errores cuadráticos	8,983	9,450
	Porcentaje de pronósticos incorrectos	7,5%	7,5%
Validación o Prueba	Suma de errores cuadráticos	1,242	1,086
	Porcentaje de pronósticos incorrectos	7,1%	7,1%

Fuente: Elaboración propia

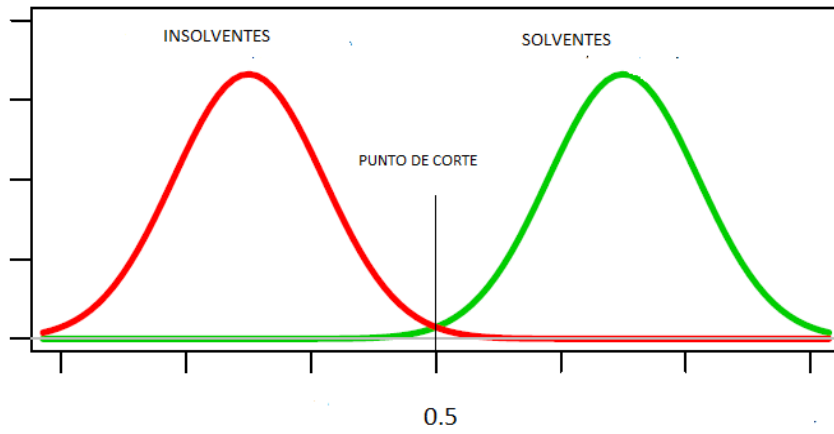
Para profundizar la capacidad predicción de la red neuronal PERCENTRON Multicapa realizaremos un análisis con la curva COR (Características Operativas del Receptor), que proporciona una evaluación cuantitativa de la exactitud mediante al área bajo la curva, permitiendo describir que tan separadas están las distribuciones de la sensibilidad y la especificidad de una prueba de clasificación.

Del gráfico observamos que el punto de corte es de 0,5, que es visto como una diagonal, y las curvas tanto de las empresas clasificadas como solventes e insolventes están encima de la diagonal cercana al extremo superior izquierdo describiendo que hay una amplia separación entre las funciones de densidad de ambas (Ver figura N° 4.1).

El Área Bajo la Curva ROC (Área Under the Curve, AUC) estima la capacidad de distinguir o de “discriminar” entre dos grupos, para el modelo obtenido el área igual a 0,976, muestra que tiene una alta pseudoprobabilidad de clasificar al 97,60% de las empresas solvente como solventes, así como, al 97,67 % de empresas insolventes como insolventes.



Funciones de Densidad



Área debajo de la curva

MLP 6-15-1		Área
CONDICION	Insolvente	0,976
	Solvente	0,976

Figura N° 4.1 Gráfico Curva COR

4.3 Análisis usando la herramienta de la Lógica Difusa

En esta fase para seleccionar los ratios financieros que se emplearan en el desarrollo de la herramienta de la Lógica Difusa, se tiene en cuenta la información suministrada de la red neuronal PERCENTRON Multicapa, de acuerdo a la importancia que arrojó el análisis efectuado, mostrando los resultados en el cuadro N° 4.11.

**CUADRO N° 4.11
IMPORTANCIA DE LOS RATIOS FINANCIEROS EN EL ANALISIS
SIN NORMALIZAR Y NORMALIZADO**

RATIOS	NORMALIZADO	SIN NORMALIZAR
	15 Neuronas en la capa oculta	15 Neuronas en la capa oculta
Raz Corr	42,6%	41,5%
Prub Aci	57,5%	13,5%
Raz End	100,0%	67,2%
Raz Pat	69,2%	100,0%
RAF	65,1%	50,2%
RAT	50,0%	12,0%

Fuente: Elaboración propia

Los ratios financieros de los resultados obtenidos por la RNA PERCENTRON Multicapa que identificaron la solvencia e insolvencia empresarial son; Razón Corriente (Raz Corr), Prueba Acida (Prub Aci), Razón de Endeudamiento (Raz End), Solvencia Patrimonial (Raz Pat), Rotación del Activo Fijo (RAF) y Rotación del Activo Total (RAT), los dos primeros pertenecen a los índices de liquidez, los siguientes dos a los índices de solvencia o endeudamiento y los dos últimos a los índices de gestión. Con el fin de seleccionar los ratios más relevantes para la identificación de la solvencia e insolvencia empresarial, se ha calculado la matriz de correlaciones de las variables de entrada y las que presentaron una alta correlación Prueba ácida (Prub Aci) con Razón Corriente (Raz Corr) y Rotación con Activo fijo (RAF) con Rotación del Activo Total (RAT), presenta un concepto similar para estudiar el aspecto del grado de solvencia empresarial y se seleccionan aquellas cuyas

correlaciones no son significativas como se puede ver en los cuadros N° 4.12 y 4.13.

CUADRO N° 4.12 CORRELACION DE LAS EMPRESA INSOLVENTES

	Raz Corr	Raz End	Raz Pat	RAF
Raz Corr	1			
Raz End	-0,307743	1		
Raz Pat	0,625664	-0,158635	1	
RAF	-0,066729	0,063077	-0,09719	1

Fuente: Elaboración propia

CUADRO N° 4.13 CORRELACION DE LAS EMPRESA SOLVENTES

	Raz Corr	Raz End	Raz Pat	RAF
Raz Corr	1			
Raz End	-0,313325	1		
Raz Pat	0,385276	-0,634384	1	
RAF	0,185440	-0,061896	-0,120476	1

Fuente: Elaboración propia

Por medio del análisis de estas correlaciones y teniendo en cuenta la información consignada en los resultados obtenidos por la red neuronal PERCEPTRON Multicapa, se decidió trabajar con los ratios Razón Corriente (Raz Corr), Razón de Endeudamiento (Raz End), Solvencia Patrimonial (Raz Pat) y Rotación de Activo Fijo (RAF). Debido a que los otros ratios pueden estar suministrando información redundante y que poco aportan a la solución del problema.

- La Razón Corriente proporciona información acerca de qué proporción de deudas de corto plazo son cubiertas por elementos del activo, cuya conversión en dinero corresponde aproximadamente al vencimiento de las deudas. (Aching 2006: 17).
- La Razón de Endeudamiento y Solvencia Patrimonial resultan ser importantes a la hora de otorgar un crédito, pues ambos van a estar arrojando información de la capacidad de pago de la compañía

solicitante, así mismo su correlación negativa indica que a mayores niveles de endeudamiento menor son los niveles proporcionado por los propietarios, mayor será el riesgo para los acreedores.

- La Rotación del Activo Total mide la eficiencia en el uso de los activos fijos o el de capacidad instalada para la generación de ventas.

Bajo estos cuatro ratios financieros se construye el Sistema de Inferencia Difuso para identificar la solvencia e insolvencia empresarial, utilizando como herramienta de apoyo el software MATLAB - 8.

4.3.1 Sistema de Inferencia Difuso (FIS)

Los Sistemas de Inferencia Difuso (en adelante FIS) son importantes cuando se trabaja con variables lingüísticas o con datos imprecisos: Fue Zadeh (1971) quien sugirió la utilización del concepto de variable lingüística para establecer reglas difusas del tipo SI-ENTONCES en el procesamiento de la información en un sistema de control. Para definir las reglas en la presente investigación se utilizó primero un sistema de aprendizaje a través de una red neuronal y luego se procedió a diseñarlas con base a opinión de expertos para establecer la variable lingüística, es una forma de representar conocimientos de datos inexactos en forma similar a como lo hace el pensamiento humano.

Con la aplicación de una Red Neuronal se puede afirmar que representan fiel y exactamente la realidad de la intensidad del estado de la situación financiera en una determinada empresa. Por tanto, parece aconsejable tratar dicha variable lingüística, introduciendo en el análisis el razonamiento

aproximado, pues precisión y certeza suelen competir en distintas dirección en estos casos (Zadeh, 1973 p. 28).

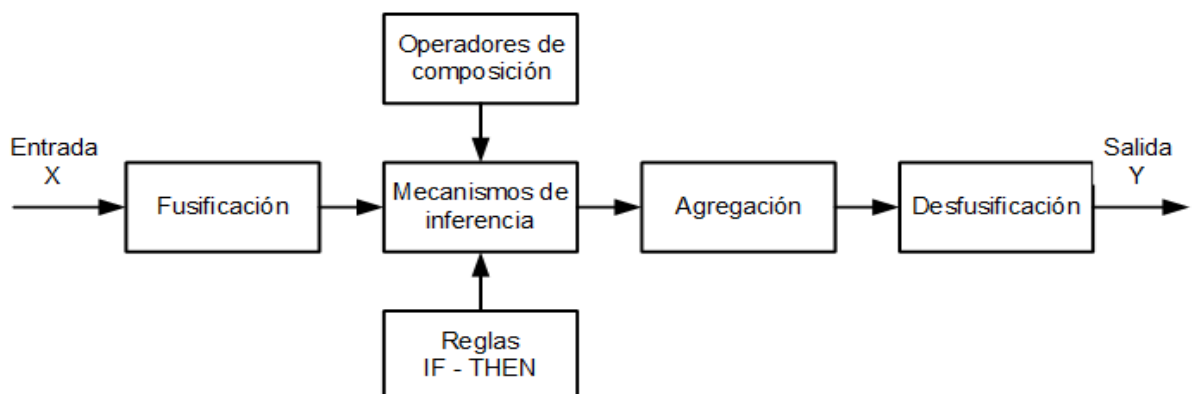
Un FIS define una correspondencia no lineal entre una o varias variables de entrada y una variable de salida. Esto proporciona una base desde la cual pueden tomarse decisiones o definir patrones.

4.3.2 Etapas del Desarrollo de un Sistema de Inferencia Difuso (FIS)

Un FIS define una correspondencia no lineal entre una o varias variables de entrada y una variable de salida.

Las etapas que constituyen el desarrollo de un Sistema de Inferencia Difuso (FIS) es una forma de representar conocimientos y datos inexactos en forma similar a como lo hace el pensamiento humano (Jang et al., 1997). Se explican a continuación en base a la figura N° 4.2:

Figura N° 4.2
SISTEMA DE INFERENCIA DIFUSO (FIS)



4.3.3 Proceso de Fusificación

En esta primera etapa se definen las variables lingüísticas, tanto de entrada como de salida, a través de sus cinco propiedades que son:

- x: el nombre
- X: es el universo discurso
- T(x): son los valores lingüísticos que acepta la variable
- G: es la regla sintáctica que genera los valores lingüísticos
- M: es la regla semántica que asocia cada término lingüístico con su significado

Variable lingüística (x, X, T(x), G, M),

Las variables lingüísticas son variables que pueden tomar valores ambiguos, inexactos o poco claros, en la presente investigación la variable lingüística x: razón corriente (Raz Corr), puede tomar los valores lingüísticos T(x): “bajo, medio y alto”, que tienen un significado semántico y que se pueden expresar numéricamente por medio de funciones de pertenencia, $T(x: Raz Corr) = \text{trimf}[x: (0, 0, 1, 2)]$, de esta manera se precedió para cada una de los demás ratios financieros como podemos apreciar en el cuadro N° 4.14.

Se puede hablar formalmente de Conjunto Difuso como:

Sea: X el universo de discusión

x un elemento cualquiera de X

$G \subseteq X$ colección de elementos x pertenecientes a X

Entonces la función de pertenencia G, puede ser representada por los pares ordenados (x, 0) o (x, 1), indicando la no pertenencia o la pertenencia de x al conjunto G respectivamente.

Así: Si X es una colección de objetos denotados genéricamente por x , entonces el conjunto difuso A en X es definido como el conjunto de pares ordenados:

$$A = \{(x, \mu_A(x)) / x \in X\}$$

donde $\mu_A(x)$ es llamado la función de pertenencia del conjunto difuso A . La función de pertenencia otorga a cada elemento de X un grado de membresía entre 0 y 1, y las más frecuentemente utilizadas son la Triangular, Trapezoidal, Gausiana, y Sigmoidal, estas se escogen según la descripción de los conjuntos difusos, con el fin de conseguir una adecuada correspondencia entre los espacios de entrada y salida de un sistema, al mismo tiempo que la forma de asignar dichas correspondencias obedecen a formas específicas de las funciones de pertenencia. (Ponce, 2010 p. 49)

En situaciones como esta que nos ocupa, se proporciona para cada variable de entrada un conjunto de términos lingüísticos: bajo, medio y alto, así mismo, se construyeron las funciones de pertenencia triangular y trapezoidal, de acuerdo a los datos de los fenómenos que se va a representar y con ellos definir la forma de la función de pertenencia asociado a cada uno de los ratios financieros seleccionados y que se muestran en el cuadro N° 4.14, determinando sus valores lingüísticos y sus parámetros a partir de las empresas que conforman la muestra y son extraídos de sus estados financieros, la determinación del número de intervalo puede ser establecido, de acuerdo con la experiencia del analista o bien dependiendo del objetivo que se pretende con el análisis, sin embargo un criterio conservador empleado para su definición es hacer uso de la regla de Sturges y con base en la opinión de expertos se establece los intervalos posible de valores que pueden tomar la variable

(razones financieras), luego se ha comparado con los conceptos de diversos autores sobre el tema; Graveline y Kokalari (2008), Stephen A. Ross (2006) y Según Brealey y Myers (2010),. Así mismo las Figuras 4.3, 4.4, 4.5 y 4.6, muestran gráficamente dichas funciones obtenidas con el software Mat Lab 8.

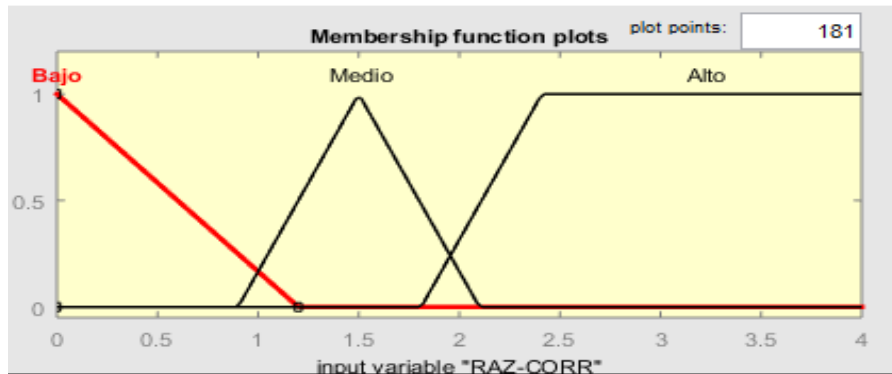


Figura N° 4.3: Función de Pertenencia Raz Corr

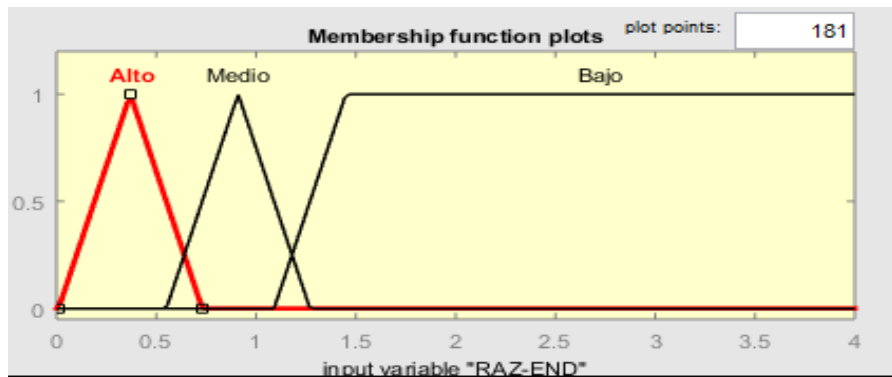


Figura N° 4.4: Función de Pertenencia Raz End

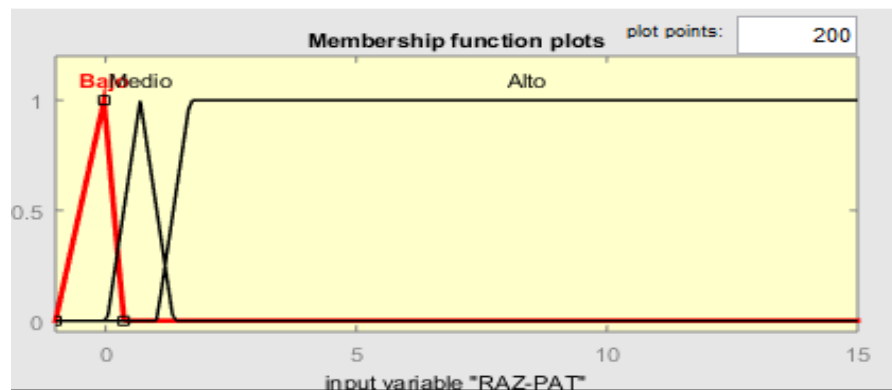


Figura N° 4.5: Función de Pertenencia Raz Pat

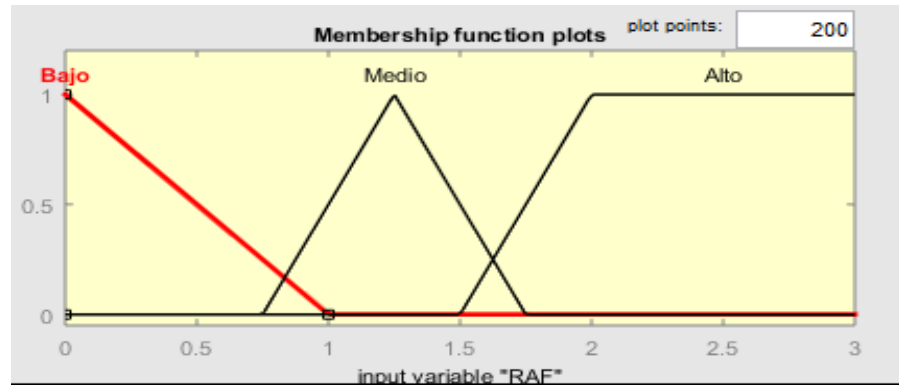


Figura N° 4.6: Función de Pertenencia RAF

Todas las variables anteriores constituyen las variables de entrada del Sistema, las cuales se programan para dar origen a la variable de salida, que para la presente investigación es el grado de solvencia e insolvencia empresarial (Figura N° 4.7), se construye un sistema similar teniendo en cuenta solo las variables de entrada; Razón Corriente (Raz Corr), Razón de Endeudamiento (Raz End), Solvencia Patrimonial (Raz Pat) y Rotación de Activo Fijo (RAF). Los valores lingüísticos y las funciones de pertenencia para las variables de salida se muestran en el cuadro N° 4.15.

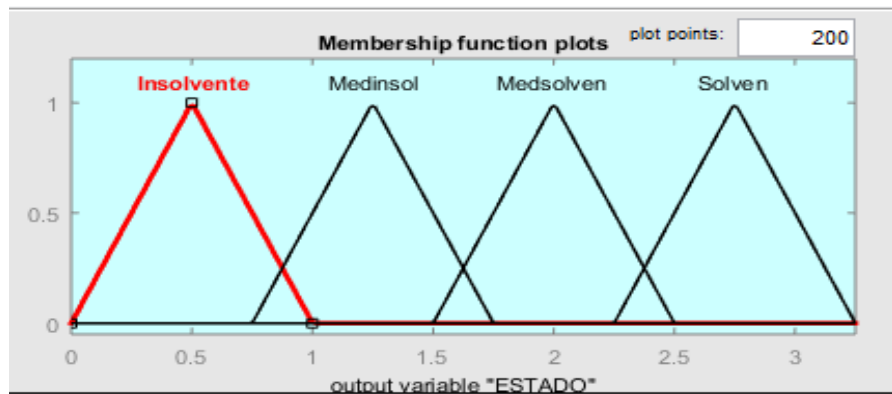


Figura N° 4.7: Función de Pertenencia Estado Solvente e Insolvente

CUADRO N° 4.14
VARIABLE DE ENTRADA; VALORES LINGÜÍSTICOS, FUNCIÓN DE
PERTENENCIA Y PARÁMETROS

Variable Lingüística (x)	Valor Lingüísticos T(x)	Función Pertenencia G	Parámetros (A ⊆ X)	Parámetros Teóricos
Razón Corriente (Raz Corr)	Bajo	TRIANGULAR	0,0 0,0 1,2	0 - 0,5
	Medio	TRIANGULAR	0,9 1,5 2,1	0,5 - 1,0
	Alto	TRAPEZOIDAL	1,8 2,4 3,0 4,0	1,0 - 3,0
Razón de Endeudamiento (Raz End)	Bajo	TRAPEZOIDAL	1,09 1,45 2,0 2,0	1,0 - 2,0
	Medio	TRIANGULAR	0,55 0,91 1,27	0,6 - 1,0
	Alto	TRIANGULAR	0,01 0,37 0,73	0,3 - 0,6
Solvencia Patrimonial (Raz Pat)	Bajo	TRIANGULAR	-0,96 -0,03 0,36'	0,0 - 0,5
	Medio	TRIANGULAR	0,03 0,69 1,35'	0,5 - 1,0
	Alto	TRAPEZOIDAL	1,02 1,68 15,0 15,0	1,0 - 2,0
Rotación Activo Fijo (RAF)	Bajo	TRIANGULAR	0,0 0,5 1,0	0,0 - 1,0
	Medio	TRIANGULAR	0,75 1,25 1,75	2,0 - 5,0
	Alto	TRAPEZOIDAL	1,50 2,0 3,0 3,0	5,0 - 10,0

Fuente: Elaboración propia

CUADRO N° 4.15
VARIABLE DE SALIDA; VALORES LINGÜÍSTICOS, FUNCIONES DE
PERTENENCIA Y PARAMETROS

Variable Lingüística (x)	Valor Lingüístico T(x)	Abreviatura	Función Pertenencia	Parámetros
Insolvente	Insolvente	Ins	Triangular	(0, 0,5 1,0)
	Medianamente - Insolvente	Medinsol	Triangular	(0,75 1,25 1,75)
Solvente	Medianamente - Solvente	Medsol	Triangular	(1,5 2, 2,5)
	Solvente	Solven	Triangular	(2,25 2,75 3,25)

Fuente: Elaboración propia

4.3.4 Reglas Difusas SI - Entonces

Los sistemas de inferencia difusos consisten en las reglas SI - ENTONCES que especifican una relación entre las entradas y la salida de conjuntos difusos. Las relaciones difusas presentan un grado de presencia o ausencia de asociación o interacción entre elementos de dos o más conjuntos.

Las reglas se obtienen de expresar en términos rígidos, definiendo las fronteras de cada intervalo con valores relacionados con el concepto que intentan representar, su interpretación, credibilidad y poder de representación real queda seriamente limitados. En la presente investigación, fue más adecuado extraer conocimiento expresándolo en términos lingüísticos, más cercanos al modo de razonamiento humano y a la forma en que, generalmente, se expresa la teoría sobre un fenómeno económico, se ha consultado con expertos mediante entrevistas y basado en la teoría del análisis financiero, nos ha permitido construir una matriz que representa la consecuencia de cada regla definida para cada combinación de cuatro entradas. Dicha matriz permite hacer una representación gráfica clara de las relaciones entre dos o más variables lingüísticas y la variable lingüística de salida, con el análisis efectuado se puede indicar explícitamente un total de 81 reglas difusas que definan una adecuada correspondencia entre las variables de entrada y salida, como se muestra en el cuadro N° 4.16.

CUADRO N° 4.16: REGLAS DE GRADO DE SOLVENCIA E INSOLVENCIA

	Raz Corr	BAJO	MEDIO	ALTO	BAJO	MEDIO	ALTO	BAJO	MEDIO	ALTO
	Raz End	BAJO	BAJO	BAJO	MEDIO	MEDIO	MEDIO	ALTO	ALTO	ALTO
Raz Pat	RAF									
ALTO	BAJO	Medinsol	Medsol	Solven	Ins	Medinsol	Medsol	Ins	MedInsol	Medsol
MEDIO	BAJO	Medinsol	MedInsol	Medsol	Ins	Medinsol	Medsol	Ins	MedInsol	Medsol
BAJO	BAJO	Ins	MedInsol	Medsol	Ins	MedInsol	Ins	Ins	MedInsol	Ins
ALTO	MEDIO	MedInsol	Medsol	Solven	MedInsol	Medsol	Solven	Medsol	Medsol	Medsol
MEDIO	MEDIO	MedInsol	Medsol	Medsol	MedInsol	Medsol	Medsol	Medsol	Medsol	Medsol
BAJO	MEDIO	MedInsol	Medsol	Medsol	MedInsol	Medsol	Medsol	Ins	Medsol	MedInsol
ALTO	ALTO	Solven	Solven	Solven	Medsol	Solven	Solven	Medsol	Medsol	Solven
MEDIO	ALTO	Medsol	Medsol	Solven	Medsol	Solven	Solven	Medsol	Medsol	Medsol
BAJO	ALTO	Medinsol	Medsol	Solven	Medinsol	Solven	Medsol	Medsol	Medsol	Medsol

Fuente: Elaboración propia

La regla si-entonces tipo Mamdani que se utilizó en la investigación, asume la forma:

Si X_1 es A_1 y X_2 es A_2 y... y X_k es A_k , entonces Y es B

4.3.5 Operaciones de composición

La regla SI - ENTONCES, asume la forma “si x es A, entonces y es B”, donde la parte de la regla “x es A” es llamada el antecedente o premisa y la parte “y es B” es llamada el consecuente o conclusión. Para la interpretación de la regla se evalúa el antecedente, lo cual implica la fusificación de las entradas y la aplicación de algún operador difuso (operaciones de composición), y posteriormente se aplica el resultado del antecedente al consecuente mediante la evaluación de la función de pertenencia o membresía.

Las reglas SI - ENTONCES construidas para las variables de salida; insolvente, medianamente insolvente, medianamente solvente y solvente del sistema diseñado son las que se muestran en el cuadro N° 4.17 y la figura N° 4.8. Las 81 reglas se han elaborado en función del cuadro N° 16.

CUADRO N° 4.17 REGLAS DE INFERENCIA

Reglas	Antecedentes						Consecuente		
	Raz Corr		Raz End		Raz Pat		RAF		Condición
1	Bajo	Y	Bajo	Y	Alto	Y	Bajo	Entonces	Medinsol
2	Bajo	Y	Bajo	Y	Medio	Y	Bajo	Entonces	Medinsol
3	Bajo	Y	Bajo	Y	Bajo	Y	Bajo	Entonces	Insolvente
4	Bajo	Y	Bajo	Y	Alto	Y	Medio	Entonces	Medinsol
5	Bajo	Y	Bajo	Y	Medio	Y	Medio	Entonces	Medinsol
6	Bajo	Y	Bajo	Y	Bajo	Y	Medio	Entonces	Medinsol
7	Bajo	Y	Bajo	Y	Alto	Y	Alto	Entonces	Solvente
8	Bajo	Y	Bajo	Y	Medio	Y	Alto	Entonces	Medsolven
9	Bajo	Y	Bajo	Y	Bajo	Y	Alto	Entonces	Medinsol
10	Medio	Y	Bajo	Y	Alto	Y	Bajo	Entonces	Medsolven
....
....
80	Alto	Y	Alto	Y	Medio	Y	Alto	Entonces	Medsolven
81	Alto	Y	Alto	Y	Bajo	Y	Alto	Entonces	Medsolven

Fuente: Elaboración Propia

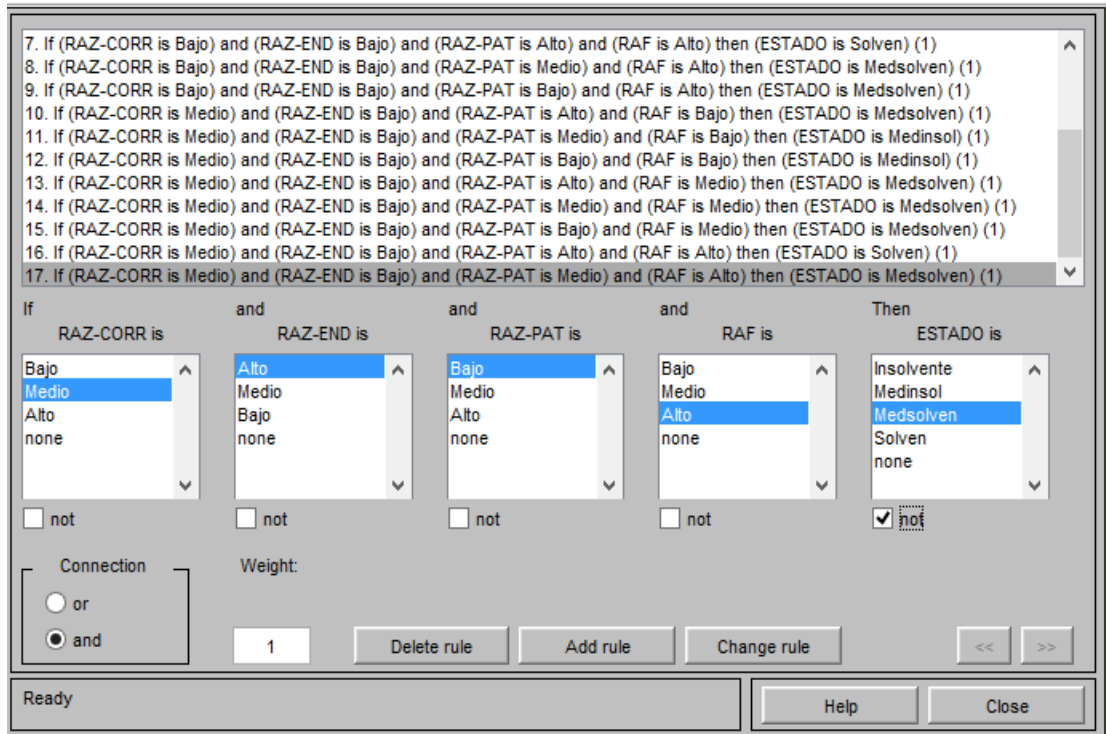


Figura N° 4.8: Función de Pertenencia Estado Solvente e Insolvente utilizando el software Matlab

4.3.6 Mecanismos de Inferencia

El Razonamiento Aproximado es un procedimiento de inferencia usado para derivar conclusiones desde un conjunto de reglas difusas tipo SI - ENTONCES y uno o más datos de entrada al sistema mediante la aplicación de la relación de Composición Max-Min o la Composición Max-Producto a través del algoritmo de Mamdani.

Para determinar el grado de solvencia fue necesario transformar las entradas del sistema tipo Mamdani, que normalmente son valores numéricos, a un “lenguaje” que el mecanismo de inferencia pueda procesar como son los valores difusos. Para esto el sistema tienen como variables de entrada los cuatro ratios financieros, (Raz Corr, Raz End, Raz Pat y RAF), las cuales también requieren un proceso de agrupamiento en los datos, los cuales son los

elementos del universo discurso o difuso y posteriormente se convierten en las entradas del fusificador.

La variable de salida representa el estado de solvencia con base a los valores que puedan tener los ratios financieros ver figura 4.9.

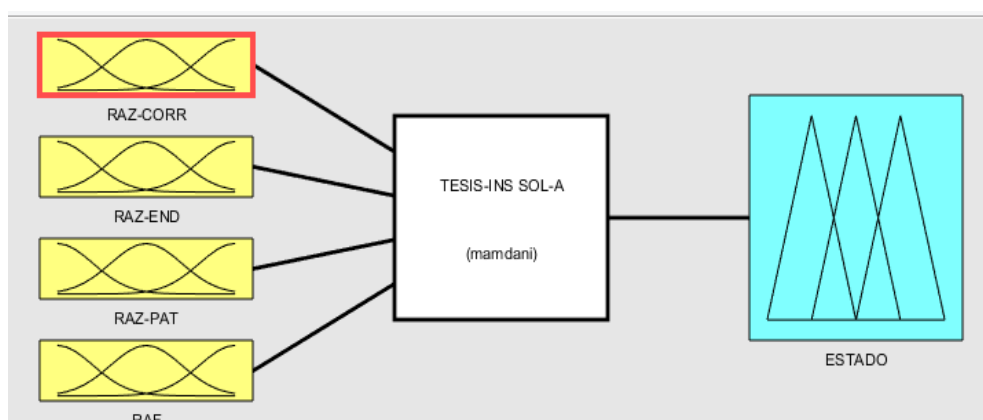


Figura N° 4.9: Sistema de Inferencia Difuso para el Estado Solvente e Insolvente

4.3.7 Agregación

En esta etapa del proceso las salidas de cada una de las reglas se combinan para obtener un único conjunto difuso. Las entradas del proceso de agregación son las funciones de pertenencia truncadas obtenidas de la etapa de inferencia para cada una de las 81 reglas. Las salidas del proceso de agregación es un conjunto difuso para cada una de las variables de salida definidas.

4.3.8 Proceso de Desborrosificación o Defusificación

Este proceso consiste en convertir la salida difusa del mecanismo de inferencia en una salida que pueda ser interpretada por elementos externos que sólo manipulen información numérica. La salida del mecanismo de inferencia es un conjunto difuso y para generar la salida numérica a partir de este conjunto

existen varias opciones como el centro de gravedad y los centros promediados, entre otros. Para fines de nuestro estudio se utilizó el centro promediado o también conocido como centroides.

El Proceso de defusificación o desborrosificación de las variables planteadas para el problema se muestra en las figuras 4.10 y 4.11, en estas figuras se presenta un esquema que permite ingresar los valores de las variables de entrada y automáticamente entrega la solución adecuada para la respectiva variable de salida. De esta manera, para determinar el estado de solvencia e insolvencia basta con ingresar los indicadores de Raz Corr, Raz End, Raz Pat y RAF para obtener el estado de la empresa con respecto al grado de solvencia e insolvencia.

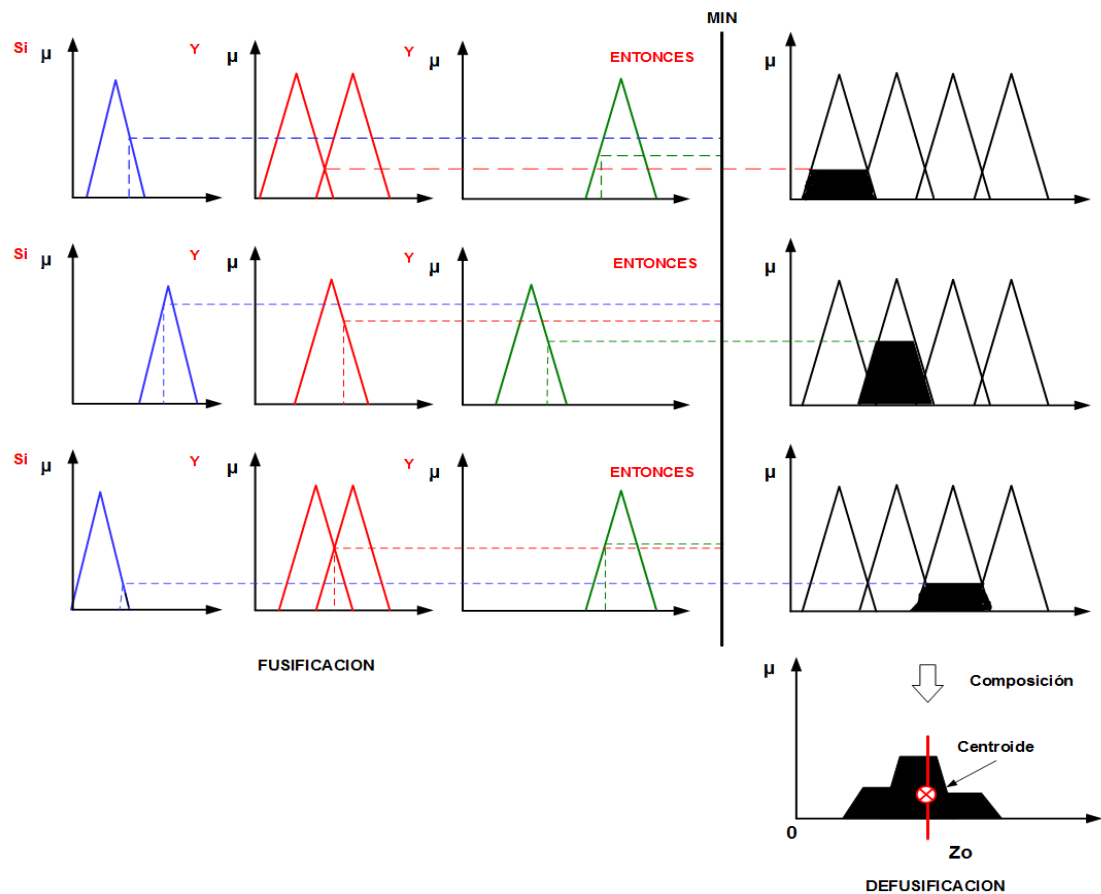


FIGURA N° 4.10: DEFUSIFICACION



Figura N° 4.11 Solución indicando el estado empresarial utilizando el software Matlab

4.3.9 Verificación de los Datos

La capacidad de clasificación del Sistema de Inferencia Difuso (FIS) en empresas solventes e insolventes generado a partir de formación de reglas Si – Entonces, se ha comprobado con un 85% de empresas de la muestra, elegidas aleatoriamente y con los cuatro ratios financieros seleccionados (Raz Corr, Raz End, Raz Pat y RAF), con esta información se utilizó en el diseño de clases o intervalos para determinar las variables lingüísticas, de este conjunto de 160 empresas, se clasificaron solventes e insolventes correctamente 120 empresas, es decir un 75,00%, clasificando en forma equivocada 40 empresas representado un 25,00%. En el conjunto de validación, se clasificaron correctamente 24 de las 28 empresas, es decir, un 85,71% e incorrectamente 4 empresas, que equivale un 14,29%. Por tanto, la solvencia e insolvencia podemos afirmar que en el modelo están bien caracterizadas por los conceptos recogidos en los ratios financieros y sus componentes principales. Cabe destacar, además, que el porcentaje de

aciertos en los dos grupos (solventes e insolventes) está bastante equilibrado, como puede observarse en el cuadro N° 4.18.

**CUADRO N° 4.18
MATRIZ DE CLASIFICACION, DATOS DE ENTRENAMIENTO Y VALIDACION
(SISTEMA DE INFERENCIA DIFUSO)**

CONDICION			Grupo de pertenencia clasificado		Total
			Solvente	Insolvente	
Entrenamiento	Empresas	Insolvente	15	65	80
		Solvente	55	25	80
	%	Insolvente	18,75	81,25	100
		Solvente	68,75	31,25	100
Validación o Prueba	Empresas	Insolvente	0	14	14
		Solvente	10	4	14
	%	Insolvente	0,00	100,00	100
		Solvente	71,43	28,57	100

Fuente; Elaboración propia

Los resultados obtenidos son satisfactorios, especialmente si se tiene en cuenta que se reduce drásticamente la información disponible a cuatro ratios financieros, aspecto conveniente para este tipo de modelos. El porcentaje de aciertos utilizando las 160 empresas que sirvieron para el proceso de entrenamiento de las RNA y además, se utilizó en el cálculo de los intervalos de clase con respecto a los ratios financieros, es un 81,25% y 68,75% para las empresas insolventes y solventes respectivamente. Para el grupo de validación utilizando 28 empresas, estos porcentajes son 100% para las empresas insolventes y 71,43% para las empresas solventes.

En la clasificación en: solventes (Solve), medianamente solventes (Medsolve), insolventes (Ins), y medianamente insolventes (Medinsolve), y con los ratios financieros de 188 empresas, 160 fueron seleccionadas para la etapa de entrenamiento y 28 para la etapa de validación, como se puede observar en el cuadro N° 4.19.

CUADRO Nº 4.19
MATRIZ DE CLASIFICACION, DATOS DE ENTRENAMIENTO Y VALIDACION
(SISTEMA DE INFERENCIA DIFUSO)

CONDICION			Grupo de pertenencia clasificado				Total
			Solve	Medsolve	Ins	Medinsolve	
Entrenamiento	Empresas	Insolvente	8	7	24	41	80
		%	10,00	8,75	30,00	51,25	100
		Solvente	19	36	13	12	80
		%	23,75	45,00	16,25	15,00	100
Validación o Prueba	Empresas	Insolvente	0	0	4	10	14
		%	0,00	0,00	28,57	71,43	100
		Solventes	4	6	4	0	14
		%	28,57	42,86	28,57	0,00	100

Fuente; Elaboración propia

A partir de la información mostrada en cuadro anterior, la tasa de 81,25% de las empresas; son clasificadas correctamente en insolventes, situación que indica que el 30,00% (24) y 51,25% (41) representa a la insolventes y medianamente insolventes respectivamente, con respecto a las clasificadas de forma incorrecta fue de 18,25%, correspondiendo 10,00% (8) a las solventes y 8,75% (7) a las medianamente solventes. Por otro lado, las empresas solventes, la tasa de clasificación correctamente fue de 68,75%, el 23,75% (19) y 45,00% (36), representando a las solventes y medianamente solventes respectivamente,

En la etapa de validación las empresas clasificadas en insolventes representan el 100,00%, mostrando una eficiencia total, de la cuales 28,57% y 71,43% apuntan a las insolventes y medianamente insolventes respectivamente. Con respecto a la clasificación de las empresas solventes en esta etapa se acertaron correctamente el 71,43%, de los cuales, 28,57% y 42,86%, ubicaron a las solventes y medianamente solventes respectivamente y que acertaron incorrectamente se ubicó en 28,57%.

CAPITULO V

5 DISCUSION DE LOS RESULTADOS

Algunos hallazgos que surgen de esta investigación para someter a prueba o escrutinio empírico las hipótesis planteadas al inicio y determinar si son apoyadas o refutadas, no fue posible aplicar alguna prueba de hipótesis, por lo que se optó realizar un análisis descriptivo tomando en cuenta los datos obtenidos de las muestras seleccionadas.

Tomando en cuenta los resultados obtenidos en primer lugar es importante destacar que el modelo de inteligencia artificial presenta una la robustez en la identificación de la solvencia e insolvencia empresarial, integrando las redes neuronales y la lógica difusa; el número de aciertos en promedio utilizando las dos herramientas se obtiene de 83,75% y 89,31% para el proceso de entrenamiento y validación respectivamente. La arquitectura utilizada por la RNA Perceptrón Multicapa consta de 3 capas: una capa de entrada que recoge los valores de los 6 ratios, una capa oculta que procesa esta información, y una capa de salida por la que se obtiene el error cuadrático medio. El incremento en el número de capas incrementa el tiempo de procesamiento como también el peligro de sobreajuste lo que conduce a un pobre desempeño en la predicción fuera de muestra, por lo que se priorizo establecer el número de neuronas en la capa oculta de a la recomendación por Neural Network FAQ (1996), empezando a probar con un número pequeño de neuronas ocultas e incrementarlo gradualmente sólo si la red neuronal parece no aprender. De esta forma, el problema del sobreajuste que puede ocurrir al

existir más pesos (parámetros) y muestras de datos puede ser reducido, por lo que se conformado el número de neuronas de 15 en la capa oculta. Otra ventaja de la aplicación de esta herramienta, no se asume ninguna distribución de probabilidad o iguales dispersiones para los grupos, las funciones de entrada y salida no están sujetas a restricciones salvo que sean continuas y diferenciables, también podemos mencionar que no fue necesario de la transformación de las variables de entrada, lo que permite trabajar sin normalizarlos, lo que se pudo verificar en el presente estudio arrojaron los mismos resultados en caso de ser normalizados. En comparación con técnicas estadísticas tales como el análisis discriminante lineal, el análisis discriminante cuadrático, la regresión logística o el análisis probit, las redes neuronales se muestran significativamente mejores, confirmada por numerosas investigaciones, tanto en la predicción como en la estimación de la tasa de clasificación (Zhang et al., 2004). Permitiendo una predicción (binaria) solvente = 1, insolvente = 0 pero no permiten calcular una probabilidad de fallido (Atiya, 2001). Esta herramienta nos indica la condición que es totalmente solventes o insolventes, ya que se excluye por completo posibilidades entre estos dos valores. Se ha conseguido crear un modelo capaz de identificar el grado de solvencia e insolvencia empresarial, para la clasificación en uno de estas categorías, obteniéndose un porcentaje de aciertos en la fase de entrenamiento y validación de 81,25% y 85,71 respectivamente, lo más resaltante es la clasificación en las categoría de insolvente, medianamente insolvente, solvente y mediana solvente, los aciertos en promedio son de 29.29%, 61,54%, 26,16% y 43,93% respectivamente en las categorías mencionadas, tomando en cuenta las dos fases. Todo ello ha sido posible, mediante la implementación de un modelo matemático basado en lógica difusa,

que permite una interpretación conceptual de la realidad que nos es posible conseguir con otras técnicas, con 81 reglas que expresan directamente conocimiento teórico mediante proposiciones lingüísticas, utilizado los sistemas de inferencia difuso tipo Mandani que es uno de los primeros sistemas en ser probados de manera práctica como aproximador universal de funciones, y nos permite establecer la discriminación entre empresas teniendo en cuenta el grado de solvencia e insolvencia y poder dar un soporte a la toma de decisiones, no se ha encontrado investigaciones en el campo del fracasos empresarial aplicando esta herramienta, pero si en la solución de problemas financieros en los que se encuentra problemas de selección de portafolios, análisis de crédito y matemática financiera, destacando la ventaja de que rompe con el principio de la contradicción o del tercero excluido, es decir, un objeto de estudio puede pertenecer a la vez a conjunto contrarios en cierto grado (Medina, 2004)

La ausencia del marco teórico para identificar variables, ya sea con carácter general, para identificar la insolvencia empresarial, o con carácter específico, el punto de partida para seleccionar las variables es una especie de fondo común de variables elegibles que, en unos casos, respetan el razonamiento económico y, en otros, el respaldo empírico de trabajos anteriores que, a su vez, se apoyan en el razonamiento económico o en resultados de otros trabajos, los más utilizados son; Deuda Total / Activo Total, Activo Circulante / Pasivo Circulante, UAIT / Activo Total, Utilidad Neta / Activo Total y Activo Circulante / Activo Total, Meskens (2002). Los ratios utilizados en el presente trabajo en ambos modelos, tiene una cierta relación con los anteriores, y los que tienen mayor efecto sobre cómo clasifica a las empresas en insolventes o solventes en orden de importancia son; endeudamiento total

(Raz End), solvencia patrimonial (Raz Pat), rotación del activo fijo (RAF), e índice corriente (Raz Corr). Como se puede notar de los cuatro ratios uno de liquidez, dos son de solvencia y uno de gestión confirmando que la solvencia e insolvencia está vinculado con los bienes y recursos requeridos para resguardar las deudas adquiridas, aun cuando estos bienes no estén referidos al efectivo, como también con la liquidez que debe contar una empresa para cumplir sus compromisos a corto plazo .a medida que se cumplen. Entonces se podría decir que una cantidad mayor del endeudamiento total indican una mayor probabilidad de causar la insolvencia, pero está claro que se necesitaría usar información adicional contenida en otros ratios financieros.

Los índices financieros de acuerdo con la teoría y obtenidos en la bibliografía, los intervalos para categorizar los estados que se presentan al determinar la solvencia e insolvencia, no repercuten en la práctica difieren debido a que análisis se llevó a cabo en un país emergente (cuadro N° 4.14)

En base a lo analizado previamente y a lo mostrado en el desarrollo del modelo de Inteligencia Artificial, podemos concluir que las redes neuronales artificiales y la lógica difusa son herramientas que hace apropiado para la clasificación, como los niveles de solvencia e insolvencia empresarial, se deduce para la presente investigación las variables de entrada (ratios) de liquidez, endeudamiento, productividad y rendimiento obtenidos de la información contable de las empresas como variables de entrada al modelo propuesto permiten identificar con mayor exactitud la solvencia o insolvencia empresarial.

CAPITULO VI

6 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.1 CONCLUSIONES

Se ha desarrollado un modelo de inteligencia artificial, útil para la compleja tarea de la identificación de la solvencia e insolvencia empresarial, integrando las Redes Neuronales Artificiales Perceptrón Multicapa y la Lógica Difusa, la arquitectura de la primera herramienta está conformada, de 3 capas: una capa de entrada que recoge los valores de los 6 ratios, una capa oculta que procesa esta información, y una capa de salida por la que se obtiene el error cuadrático medio. La segunda herramienta consta de 4 variables lingüísticas (x), valores lingüísticos T(x) alto, medio y bajo, las funciones de pertenencia triangular y trapezoidal, con 81 reglas que expresan directamente conocimiento teórico mediante proposiciones lingüísticas, utilizado los sistemas de inferencia difuso tipo Mandani. Con la integración de estas dos herramientas se ha logrado identificar el grado de solvencia e insolvencia empresarial, para la clasificación en uno de estas categorías, obteniéndose un porcentaje de aciertos en la fase de entrenamiento y validación en promedio de 81,25% y 85,71 respectivamente. Las variables de entrada pertenecen a 3 clases de índices financieros; liquidez, solvencia y gestión.

Con la aplicación de la red neuronal artificial PERCEPTRON Multicapa, ante un conjunto de ratios financieros, respondió con una clasificación de la situación que presenta esos patrones en 2 categorías claramente definidos, solventes e insolventes, por tanto se ha empleado una estrategia de

entrenamiento no supervisado, concretamente el algoritmo de retropropagación, logrando notables tasas de aciertos en la fases de entrenamiento (92,50%) y relativamente se incrementó en el de validación (92,9%), estos porcentajes obtenidos han sido similares a los datos normalizados y sin normalizar, tanto para la etapa de entrenamiento como de prueba, diferenciándose en la selección y prioridad de los ratios financieros. Con la aplicación de la herramienta lógica difusa, sobre la base de la misma información muestral empleada en las RNA y con 4 variables de entrada; razón corriente, endeudamiento total, solvencia patrimonial y rotación del activo fijo, son convertidas en variables lingüísticas a través del sistema de inferencia difuso que definen una correspondencia no lineal de esta y la variable de salida que representa el grado de solvencia, para fines de la investigación se han definido cuatro categorías: insolventes, medianamente insolvente, medianamente solvente y solvente, obteniéndose resultados satisfactorios en su capacidad predictiva, de las 160 empresas solventes e insolventes se clasificaron correctamente 120 empresas, es decir, un 75,00%, y con el conjunto de la validación o prueba de 28 empresas, se clasificaron correctamente 24, es decir, un 85,71%, la diferencia es debido en el grado de insolvencia, parece estar bien caracterizado por los conceptos recogidos en los ratios financieros seleccionados. Destacando, además el porcentaje de aciertos el grupo de las empresas insolventes es acertado en un mayor porcentaje, tanto con la muestra que sirvió de entrenamiento (81,25%) y validación (100,00%).

Existen varias alternativas de integrar la RNA y la LD, la forma como se realizó en el trabajo fue independientemente, cada herramienta en las distintas partes que conforman la solución del problema, para el diagnóstico preciso y

oportuno, ante la cantidad de datos históricos bien referenciados y la capacidad de cálculo del software utilizado, ubican a la empresa frente al estado de solventes (1) e insolventes (0), para ello se hizo uso de las redes neuronales artificiales. Existen estados que no se pueden definir como totalmente solventes o totalmente insolvente, sino se ubican entre el intervalo mencionado y pueden variar entre 0 y 1, para esta parte se utilizó la lógica difusa. La integración de estas 2 herramientas, la primera es la representación del conocimiento básico y la segunda, refleja la importancia, complementariedad y sustitutibilidad de los elementos de las redes neuronales y sus conexiones; para poder reflejar, así en ellos, conocimientos del experto. Demostrando de esta manera la integración de estas 2 herramientas, para la identificación con mayor exactitud de la solvencia e insolvencia empresarial, siendo un problema del campo de las finanzas, para la cual se ha utilizado como atributos los ratios financieros.

Los ratios que tienen mayor efecto sobre cómo clasifica a las empresas en insolventes o solventes a través del modelo en orden de importancia son; endeudamiento total (Raz End), solvencia patrimonial (Raz Pat), rotación del activo fijo (RAF), e índice corriente (Raz Corr). Como se puede notar de los cuatro ratios uno de liquidez, dos son de solvencia y uno de gestión confirmando que la solvencia e insolvencia está vinculado con los bienes y recursos requeridos para resguardar las deudas adquiridas, aun cuando estos bienes no estén referidos al efectivo, como también con la liquidez que debe contar una empresa para cumplir sus compromisos a corto plazo .a medida que se cumplen. Entonces se podría decir que una cantidad mayor del endeudamiento total indican una mayor probabilidad de causar la insolvencia, pero está claro

que se necesitaría usar información adicional contenida en otros ratios financieros.

Los ratios financieros seleccionados satisfacen las condiciones definidas para la insolvencia establecidas en nuestro marco teórico.

6.2 RECOMENDACIONES

Para problemas demasiados complejos como el de clasificación, no existe una solución general que lo resuelva, lo que implica que deben ser divididos en partes y cada parte debe ser resuelto con una técnica apropiada, ya sean tradicionales, como la estadística o reglas heurísticas, o no tan convencionales como la inteligencia artificial, o desarrollando modelos en forma conjunta entre estas áreas debería ser la tendencia de los trabajos en el futuro, para complementarse adecuadamente en la solución de tareas de clasificación.

En el proceso de clasificación de las empresas en solvente o insolventes, es necesario inicialmente seleccionar adecuadamente las variables de entradas (ratios financieros), mediante la separación variables que no aportan en forma significativa al análisis conseguiremos eliminar información redundante y aumentaremos las opciones de obtener u modelo más adecuado.

La construcción de un sistema realmente inteligente que actuará en un entorno del mundo real, se recomiendo tener en cuenta las 2 siguientes características: Capacidad de adaptación y flexibilidad de representación.

BIBLIOGRAFIA

CITAS BIBLIOGRAFICAS

ALTMAN, E. (1968). "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy", *Journal of Finance*, vol. 23, núm. 4, pp. 589-609.

ALTMAN, E.I. Y SAUNDERS, A. (1998). "Credit risk measurement: Developments over the last 20 years", *Journal of Banking and Finance*, núm. 21, pp. 1721-1742.

ÁLVAREZ, H. Y PEÑA, M. (2004). Modelamiento de Sistemas de Inferencia Borrosa Tipo Takagi–Sugeno. *Avances en Sistemas e Informática* núm. 1, pp 1 -11, Medellín, Colombia.

AXESOR. (2010). La verdadera dimensión de la crisis del macro sector de la construcción. Gabinete de Estudios Económicos. Axesor.

AZOFF, E. M., (1994). *Neural Network Time Series Forecasting of Financial Markets*, Inglaterra: John Wiley & Sons, pp. 50-51.

BARTO, A. G.; SUTTON, R. S.; ANDERSON, C. W. (1983). Neuron like elements that can solve difficult learning control problems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 13, pp. 834-846.

BAUM, E. B. Y HAUSSLER, D. (1988). *Neural Computation* 1, pp. 151-160.

BEAVER WILLIAM (1966). "Financial Ratios as Predictors of Failure"; *Empirical Research in Accounting: Selected Studies, Supplement to Journal of Accounting Research*, pp 71-111.

BEAVER (1968). "Alternative Accounting Measures as Predictors of Failure"; *The Accounting Review*; January, pp. 112-122.

BALESTRINI ACUÑA, MIRIAN. (2001). Como se Elabora el Proyecto de Investigación Consultores Asociados. B.L. Servicio Editorial. Caracas, Enero 2001. pp. 137.

BALL, R. Y FOSTER, G. (1982). "Corporate financial reporting: a methodological review of empirical research", Journal of Accounting Research, supplement, pp. 161-234.

BROWN, C.E. Y O'LEARY, D.E. (1995). "Introduction to artificial intelligence and expert systems", AI/ES Section of the American Accounting Association.

CASTILLO, E.; GUTIÉRREZ, J. M.; HADI A. S. (1998). Sistemas Expertos y Modelos de Redes Probabilísticas. Monografías de la Academia Española de Ingeniería, Madrid.

DEL REY MARTÍNEZ, E. (1996). "Bankruptcy prediction in non-finance companies: an application based on artificial neural network models", en Sierra Molina, G. y Bonsón Ponte, E. (Eds.): Intelligent Systems in Accounting and Finance, Huelva, pp. 253-272.

DUDA, R.O.; SHORTLIFFE, E.H. (1983). "Expert systems research", Science⁹ 220, april, pp. 261-268.

DUTTA, S. Y SHEKHAR, S. (1992). "Bond rating: a non conservative application of neural networks", en Neural Networks in Finance and Investing, Probus Publishing, Chicago, pp. 443-450.

GABÁS, F. (1997). "Predicción de la insolvencia empresarial", en D. García y A. Calvo-Flores: Predicción de la insolvencia empresarial, pp. 11-32. Madrid: Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas.

FACCHINETTI, G., COSMA, S., MASTROLEO, G. Y FERRETTI, R. (2001). A fuzzy credit rating approach for small firm creditworthiness evaluation in bank lending

GRAVELINE, J. Y KOKALARI, M. (2008). "Credit risk", Working Paper, The Research Foundation of CFA Institute.

GRAU ALGUERÓ, C. (1999). "La toma de decisiones a través de una red neuronal artificial borrosa", Proceedings of the VI International Meeting on Advances in Computational Management, Reus.

HAWLEY, D.D.; JOHNSON, J.D. Y RAINA, D. (1990). "Artificial Neural Systems: A New Tool for Financial Decision-Making", Financial Analysts Journal, November-December 1990, pp. 63-72.

HECHT-NIELSEN, R. (1988). Applications of counterpropagation networks. Neural Networks, pp. 131-139.

HECHT-NIELSEN, R. (1990). Neurocomputing Addison Wesley.

HERNÁNDEZ, JOSÉ LUIS (2005). Análisis Financiero. Perú. Disponible en: www.gestiopolis.com/canales5/fin/anfinancier.htm.

KAUFMANN, A., & GIL ALUJA, J. (1986). Introducción de la teoría de los subconjuntos borrosos a la gestión de las empresas. Santiago de Compostela: Milladoiro

KOH, H.C. Y TAN, S.S. (1999). "A neural network approach to the prediction of going concern status", Accounting and Business Research, Vol. 29, N° 3, pp. 211-216.

KOHONEN, T. (1988). Self-Organizing Maps Springer Series in Information Sciences. Vol. 30, Springer, Berlin, Heidelberg, NY. pp. 236.

KOHONEN, T. (2001). Self-Organizing Maps, third edition. Springer series in information sciences. Ed Springer. Helsinki University of Technology Neural networks Research Centre. pp. 286-310. Pitman, London.

KRISHNAMOORTHY, C. S.; RAJEEV, S. (1996). *Artificial Intelligence and Expert Systems for Engineers*. CRC Press, CRC Press LLC.

LAFFARGA, J.; PINA, V. (1995). "La utilidad del análisis multivariante para evaluar la gestión continuada de las empresas", *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. 24, núm. 84, pp. 727-748.

LAFFARGA, J.; MORA, A. (2002). "la predicción del fracaso empresarial. El estado de la cuestión en España", *El Riesgo Financiero de la Empresa*, pp. 25-46. Madrid: AECA.

LAU, H.S.; HING-LING, A., Y GRIBBIN, D.W. (1995). "On modelling cross sectional distributions of financial ratios", *Journal of Business Finance & Accounting*, vol. 22, Nº 4, June, pp. 521-549.

LÓPEZ GONZÁLEZ, E. Y FLÓREZ LÓPEZ, R. (1999). "El análisis de solvencia empresarial utilizando redes neuronales autoasociativas: el modelo Koh-León", *Proceedings of the VI International Meeting on Advances in Computational Management*, Reus.

MANDANI, E. H. (1977). Application on fuzzy logic to approximate reasoning using linguistic synthesis. *IEEE Transactions on Computers*, 26, pp. 1182-1191.

MARTIKAINEN, T.; PERTTUNEN, J.; YLI-OLLI, P., Y GUNASEKARAN (1995). "Financial ratio distribution irregularities: implications for ratio classification", *European Journal of Operational Research*, Nº 80, pp. 34-44.

MARTÍN MARÍN, J.L. (1984). "El diagnóstico de las dificultades empresariales mediante modelos de mercado de capitales", *Boletín de Estudios Económicos*, Nº 123, diciembre, pp. 621-635.

MARTINEZ DE LEJARZA ESPARDUCER, I. (1996). "Forecasting company failure: neural approach versus discriminant analysis. An application to Spanish insurance companies of the 80's", en Sierra Molina, G. y Bonsón Ponte, E. (Eds.): *Intelligent Systems in Accounting and Finance*, Huelva, pp. 169-186.

MEDINA, S. (2004). Uso de la programación lineal estocástica difusa en la definición de la política de créditos. EITI, pp. 7-12.

MEDINA, S. (2006). Estado de la cuestión acerca del uso de la lógica difusa en los Problemas financieros. Cuadernos de administración, julio-diciembre, año/ vol.19, número 032, pp. 195-223.

MEDINA, S., ZULUAGA, E., & LOPEZ, D. (2010). An approach for measuring an organization's intellectual capital by applying logic systems. Cuadernos de Administración, pp. 35-68.

MORA, A. (1994). "Limitaciones metodológicas de los trabajos empíricos sobre la predicción del fracaso empresarial", Revista Española de Financiación y Contabilidad, vol. 80, núm. 3, pp. 709-732.

MINSKY, M. Y PAPERT, S.A. (1969). Perceptrons, MIT Press, Massachussets (USA).

ODOM, M. D. Y SHARDA, R. (1992). "A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction", Proceedings of the IEEE International Conference on Neural NETWORKS, pp. II163-II168, San Diego, CA y publicado en Neural Networks in Finance and Investing. Ed Trippi y Turban. Probus Publishing Company, 1992, Chicago.

NEURAL NETWORK FAQ, MAINTAINER: SARLE, W. S., "How Many Hidden Units Should I Use?" Julio 27, 1996, Neural Network FAQ Part 1-7.

NILSON, N. (1995). Principles of Artificial Intelligence. Nils Nilson Editors.

OHLSON, J.A. (1980). "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy", Journal of Accounting Research, vol. 18, núm. 1, pp. 109-131.

PIÑEIRO, C; DE LLANO P; RODRÍGUEZ M. (2012). "¿Proporciona la auditoría evidencias para detectar y evaluar tensiones financieras latentes? Un diagnóstico comparativo mediante técnicas econométricas e inteligencia

artificial", *Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa*, vol 21, núm.2, pp. 115–130-

ROSENBLATT, F. (1958). The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65, pp. 386-408.

RUMELHART, D. E.; HINTON, G. E.; WILLIAMS, R. J. (1986). Learning internal representations by back-propagating errors in *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*. Eds. Cambridge, MA: MIT Press, vol. 1, pp. 318-362.

REFENES, A.N. (1992). "Constructive Learning and its Application to Currency Exchange Rate Forecasting", en *Neural Networks in Finance and Investing*. Ed Trippi y Turban. Probus Publishing Company, 1992, Chicago.

REFENES, A.N.; AZEMA-BARAC, M. Y TRELEAVEN, P.C. (1993). "Financial Modelling Using Neural Networks", en Liddell H. Ed. *Commercial Applications of Parallel Computing*. UNICOM.

SÁNCHEZ TOMÁS, A. (1993). "Sistemas expertos en Auditoría", *Técnica Contable*, N° 536- 537, pp. 529-544.

SANZ, L., & AYCA, J. (2006b). Financial distress costs in Latin America: A case study. *Journal of Business Research*, 59 (3), pp. 394-395.

SANZ, L., & AYCA, J. (2006A). Costo (financiero) de problemas de insolvencia en América Latina: un caso de estudio. *Academia. Revista Latinoamericana de Administración*, 36, pp. 65-81.

SERRANO, C. & GALLIZO, J.L. (1996). "Las redes neuronales artificiales en el tratamiento de la información financiera". Departamento de Contabilidad y Finanzas, Universidad de Zaragoza.

SERRANO CINCA, C. Y MARTÍN DEL BRÍO, B. (1993). "Predicción de la quiebra bancaria mediante el empleo de redes neuronales artificiales", Revista Española de Financiación y Contabilidad, Vol. 22, Nº 74, pp. 153-176.

SHIN, K.S.; SHIN, T.S., Y HAN, I. (1998). "Intelligent corporate credit rating system using bankruptcy probability matrix", Proceedings of the IV International Conference on Artificial Intelligence and Emerging Technologies in Accounting, Finance and Tax, Huelva.

SIMON, H. A. (1960): The new science of management decision, Harper&Row, New York (USA).

SOLDEVILLA, C. Y GUILLÉN, M. (1997). "Consumer credit scoring using artificial neural networks", en Sierra Molina, G. y Bonsón Ponte, E. (Eds.): Intelligent Technologies in Accounting and Business, Huelva, pp. 117-128.

SURKAN, A.J. Y SINGLETON, J.C. (1992). "Neural networks for bond rating improved by multiple hidden layers", en Neural networks in Finance and Investing, Probus Publishing, Chicago.

WANG, J. (1993.). 12-Bit Fuzzy computacional acceleration core. Fuzzy Logic'93.

WIDROW, B.; HOFF, M. E. (1960). Adaptive switching circuits. WESCON Convention Record. Part 4, pp. 96-104. Reimpreso en Reprinted in Anderson and Rosenfeld (1988).

WARWICK, K. (1995). An overview of neural networks in control applications. En: Neural Networks for Robotic Control, M. Zalzal. Ed. Prentice Hall, pp 1-25.

WONG, F.S.; WANG, P.Z.; GOH, T.H. Y QUEK, B.K. (1992). "Fuzzy Neural Systems for Stock Selection", Financial Analysts Journal, enero – febrero 1992, pp. 47-52.

ZADEH, L. A. (2001). «A New Direction in AI - Toward a Computational Theory of Perceptions», AAAI Magazine, pp. 73-84.

ZADEH, L. A. (1975). Fuzzy Sets and Their Applications to Cognitive and Decision Processes. London, Academic Press Inc. pp 2-79.

ZADEH, L., A. (1965). "From circuit theory to systems theory." IREProc, 50, pp. 856-865

Zhang D., Jiang Q., Li X. (2004). Application of Neural Networks in Financial Data Mining. International Journal of Computational Intelligence, Volume 1. Num 2., pp. 116-119.

LIBROS

BERNSTEIN LEOPOLD A. (1999); Financial Statement Analysis Theory. USA. Edit. Mc Graw Hill.

BRIGHAM, EUGENE Y HOUSTON, JOEL (2006); Fundamentos de Administración Financiera. 10ª Edic; México. Edit. Cengage Learning.

BREALEY, RICHARD A., MYERS, STEWART C. (1988); Principios de Finanzas Corporativas. 5ta. Edic; Madrid. España. Edit. Mc Graw-Hill.

FERNANDEZ, PABLO (1999); Valoración de Empresas. 1ra. Edic; Barcelona, España. Edit. Gestión 2000.

FORSYTH, JUAN A; (2004); Finanzas Empresariales, Rentabilidad y Valor. 1ra. Edic; Lima, Perú. Edit. Tarea Asociación Gráfica Educativa.

FLINT, PINKAS (1999); Gestión de Empresas en Crisis. Técnicas de Reflotamiento. 1ra. Edic; Lima. Publicaciones Flint Consulting Group.

FRANCO CONCHA, PEDRO (2005); Evaluación de los Estados Financieros. Universidad del Pacífico, Lima. Edit. Centro de Investigación.

ISASI, PEDRO Y GALVÁN, LEÓN I. (2004); Redes Neuronales Artificiales, un enfoque práctico, Madrid. Edit. Pearson.

GITMAN, LAWRENCE; PRINCIPIOS DE ADMINISTRACIÓN FINANCIERA. (2003); 10ª Edic; México. Edit. Prentice Hall.

MARTÍN DEL BRÍO B. Y SANZ MOLINA A., (2002); Redes Neuronales y Sistemas Difusos, México. Edit. Alfaomega Grupo.

MOYER, CHARLES, R., MCGUIGAN, JAMES, R., Y KRETLOW, WILLIAM, J. (2000); Administración financiera contemporánea, México. Edit. Thomson.

PONCE, PEDRO (2010); Inteligencia Artificial con Aplicaciones a la Ingeniería. 1ra Edic; México. Edit. Alfaomega.

RITCHEY, FERRIS J. (2008); Estadística para las Ciencias Sociales. 2da Edic; México. Edit. Mac Graw Hill.

ROSS, STEPHEN, A., WESTERFIELD, W. RANDOLPH Y JAFFE, JEFFREY F. (1999); Finanzas Corporativas. 5ta Edic; Edit. McGraw-Hill.

RUBIO D., PEDRO (2007). Manual de Análisis Financiero. España. Universidad de Málaga. Edición electrónica. Disponible en:
<http://www.eumed.net/libros/2007a/255>.

VAN HORNE, JAMES Y WACHOWICZ, JOHN (2003); Fundamentos de Administración Financiera. 11ª Edic; México. Edit. Prentice Hall.

VISCIONE, JERRI A. (1993); Análisis Financiero. 1ra Edic; México. D. F. Edit. Limusa.

WESTON, J. F. Y BRIGHAM E. F. (1982); Fundamentos de Administración Financiera. 3ra.Edic; México. Edit. Interamericana.

WESTWICK C. A. (1987); Manual para la Aplicación de los Ratios de Gestión. España. Edit. Deusto.

TESIS

BUKOVINSKY DAVID (1993); Cash Flow and Cash Position Measures in the Prediction of Business Failure: an Empirical Study. Tesis de la Universidad de Kentucky; pp. 205.

CAICEDO D., LIZARDO (2006); Factores Determinantes de la Crisis de la Insolvencia en el Perú. Tesis de la Universidad Nacional San Marcos. Facultad de Ciencias Económicas.

COGOLLO, J. (2010); Diseño metodológico para la implementación del sistema de indicadores de desempeño de la cadena de suministros en un astillero colombiano en condiciones de incertidumbre. Tesis presentada a la Universidad Nacional de Colombia, Tesis para optar al grado de Magíster en Ingeniería Administrativa. Medellín.

CORREA, J. (2004); Aproximaciones Metodológicas Para la Toma de Decisiones, Apoyadas en Modelos Difusos, tesis presentada a la Universidad Nacional de Colombia, Tesis para optar al grado de Magíster en Ingeniería de Sistemas. Medellín.

ROMANI, AROCA, AGUIRRE Y LEITON (2002); Modelo de Clasificación y Predicción de Quiebras de Empresas: Una Aplicación a Empresas Chilenas. Forum Empresarial, mayo/año Vol. 7 N° 001. Universidad de Puerto Rico.

ANEXOS

ANEXO N° 01
INDICES (RAZONES) FINANCIERAS EMPRESAS INSOLVENTES

N°	EMPRESA	Liquidez		Solvencia				Gestión				Rentabilidad			SECTOR	
		Raz Corr	Prub Aci	Raz End	Raz Pat	Ind Cap	Raz Cob AF	PPC	PIE	RAF	RAT	CVV	ROE	ROA		RSV
1	Fabricaciones Metálicas Guevara S.A	1,13	1,13	0,81	0,24	0,00	731,75	0,00	0,00	100,00	0,03	0,24	-1,67	-0,22	-12,19	1
2	Agroindustria Valle Verde S.A.	0,29	0,29	3,46	-0,71	0,00	0,00	782,24	0,00	0,00	0,51	0,96	1,43	-2,46	-6,92	1
3	Industrias Canciller S.A.	0,96	0,78	0,94	0,06	0,49	0,77	37,11	22,18	19,37	2,90	0,92	-3,55	-0,15	-0,07	1
4	Laboratorios AnakoIS S.A.	0,90	0,90	11,76	-0,91	-92,29	0,00	0,00	0,00	0,00	0,53	0,97	-0,27	2,02	5,42	1
5	Laboratorios Famur S.A.	0,24	0,09	2,67	-0,62	-0,13	-3,69	24,45	14,88	12,70	5,08	0,47	0,84	-0,98	-0,28	1
6	Industrial Altimira S.A.	0,99	0,52	0,88	0,14	0,78	1,04	56,88	147,84	1,36	0,73	0,70	-0,94	-0,08	-0,16	1
7	Cía Químico Industrial Pintel S.A.	0,88	0,16	0,92	0,09	-0,18	1,47	36,54	313,05	32,39	1,50	0,51	0,49	0,03	0,03	1
8	Sociedad Industrial Textil S.A.	2,54	1,32	1,59	-0,37	1,71	3,11	186,74	466,30	0,59	0,16	0,94	0,01	-0,01	-0,05	1
9	Textiles del Sur S.A.	0,27	0,11	1,14	-0,12	1,79	0,22	43,86	75,06	0,72	0,56	0,84	2,73	-0,26	-0,67	1
10	Curtiembre el Aguila S.A.	0,03	0,02	3,83	-0,74	-0,22	-2,61	4,81	7,51	1,45	1,28	1,36	0,39	-0,76	-0,85	1
11	Fabrica de Tejidos La Unión S.A.	0,49	0,17	0,71	0,41	0,60	0,84	63,22	135,46	0,20	0,18	1,27	-0,41	-0,08	-0,68	1
12	Servicios de Impresión S.A.	0,05	0,05	23,16	-0,96	-0,23	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,10	-1,59	-0,84	-0,84	1
13	Kimide S. A.	1,19	0,52	0,72	0,39	0,04	1,90	53,89	114,12	15,92	2,45	0,62	0,19	0,06	0,02	1
14	Gráfica M & R S. A.	0,03	0,03	8,35	-0,88	-0,09	-21,92	18,83	0,00	15,23	4,70	0,92	0,30	-1,43	-0,47	1
15	Plastisan S. A.	0,80	0,76	0,97	0,03	0,56	0,30	449,49	101,16	0,65	0,16	0,76	-7,61	-0,18	-1,54	1
16	Cutiembre Cocodrilo S. A.	0,79	0,35	2,67	-0,67	4,94	0,76	259,04	367,93	0,50	0,27	0,89	0,58	-0,67	-3,51	1
17	Compañía Embotelladora Huánuco S. A.	0,01	0,00	1,93	-0,48	0,00	-1,11	0,00	15,35	0,76	0,65	0,92	0,89	-0,58	-1,29	1
18	Ladrillera Jesús S. A.	0,08	0,03	10,17	-0,90	-0,77	-10,28	0,00	15,75	14,15	7,12	0,94	0,32	-2,01	-0,41	1
19	Mosaicos Pomabamba S. A.	0,79	0,16	1,52	-0,34	3,10	0,62	37,98	167,01	2,16	0,86	0,92	-0,43	0,17	0,26	1
20	Industrialización de Alimentos S. A. (INDALSA)	0,08	0,02	0,64	0,57	0,01	0,39	18,17	71,87	0,23	0,22	0,67	-0,26	-0,07	-0,45	1
21	Industrias Precisión S. A.	0,57	0,31	1,32	-0,24	1,73	13,12	194,93	24,94	9,83	0,33	0,91	0,33	-0,07	-0,33	1
22	Food Process S. A.	0,19	0,08	0,85	0,17	0,05	0,22	94,37	12,15	0,35	0,24	1,20	-1,09	-0,11	-0,66	1
23	Papeles Industriales S. A.	0,10	0,08	8,30	-0,88	0,00	-39,79	48,40	10,55	27,34	5,02	0,92	0,05	-0,24	-0,07	1
24	Polimeros y Adhesivos S. A. (POLYANSA)	0,04	0,04	22,94	-0,96	0,00	-237,95	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,02	-0,28	0,00	1
25	Poli San S. R. Ltda.	0,59	0,26	0,80	0,25	0,04	0,98	77,87	143,46	4,36	0,94	0,70	-0,41	-0,07	-0,09	1
26	B. B. Plast S. A.	0,44	0,22	1,63	-0,38	-0,51	-1,12	31,88	77,99	2,76	1,02	0,88	0,78	-0,34	-0,48	1
27	Cotton Export S. A.	0,54	0,51	1,81	-0,45	-0,01	-36,35	0,00	29,93	27,89	0,62	0,98	1,04	-0,59	-1,36	1
28	Tejidos Evy Land S. R. L.	0,01	0,01	4,27	-0,77	0,00	-3,95	469,99	0,00	0,06	0,05	11,14	1,35	-1,97	-92,99	1
29	Fabrica de Material Didáctico S. A.	0,91	0,90	4,59	-0,78	-39,12	-17,57	0,00	4,76	202,74	1,03	0,96	0,25	-0,64	-0,88	1
30	Productos Alimenticios PGPR S. R. L.	0,10	0,00	2,52	-0,60	-0,14	-1,75	0,00	46,23	1,29	0,98	0,92	0,44	-0,47	-0,68	1
31	Cobres Laminados S. A. (COBRELSA)	0,45	0,34	0,95	0,06	0,56	0,21	46,23	37,69	1,25	0,75	0,80	-4,54	-0,17	-0,33	1
32	Cartones Nacionales S. A. (CARTONSA)	0,07	0,00	0,95	0,06	0,92	1,02	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-4,10	-0,15	0,00	1
33	Procesadora Yancay S. R. Ltda.	0,00	0,00	1,75	-0,43	-0,01	-0,75	0,00	0,00	0,02	0,02	0,85	0,00	0,00	-0,10	1
34	Industria Selva S. A. (INDULSEL)	0,41	0,26	1,16	-0,32	-0,12	-1,64	104,49	213,20	1,86	0,47	0,76	0,78	-0,25	-0,76	1
35	Industrias de Granos Alimenticios S. A. C. (IGASAC)	0,81	0,56	0,92	0,09	0,49	0,49	33,35	46,62	4,98	1,58	0,84	-1,09	-0,06	-0,06	1
36	Textiles Generales S. A.	1,22	1,14	0,88	0,14	0,48	2,75	21,48	20,31	15,80	1,32	0,76	-4,31	-0,36	-0,39	2
37	Amico S. A. (APPLE PERU)	1,03	0,71	0,89	0,13	0,10	1,37	20,57	108,84	11,28	1,02	0,84	-0,75	-0,06	-0,08	2
38	Cesar A. Peirano S. A.	0,52	0,10	5,20	-0,81	-5,21	-5,00	0,00	6084,28	1,33	0,18	0,23	0,13	-0,39	-3,11	2
39	Oechsle Cia. Comercial S. A.	1,00	0,64	1,55	-0,36	5,93	3,73	95,57	65,85	70,49	2,12	0,80	-1,80	0,71	0,47	2
40	Sociedad Andina Grandes Almacenes S. A. (SAGA)	0,49	0,31	1,91	-0,48	-1,69	-0,99	79,82	83,93	3,89	1,32	0,64	1,13	-0,70	-0,77	2
41	Los Pucci S. A.	2,20	1,12	0,43	1,32	0,00	18,86	197,27	707,44	21,16	0,64	0,28	0,10	0,06	0,09	2
42	Industriales Caltex S. A.	0,40	0,32	2,20	-0,55	0,00	-0,97	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,58	-1,33	0,00	2
43	Exportaciones Larhard S. A.	0,04	0,04	12,05	-0,92	0,00	-20,31	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,33	-2,57	0,00	2
44	Comercial de Soldadura Industriales S. A.	0,56	0,10	1,00	0,00	0,00	0,01	14,32	104,70	3,99	1,75	0,83	-139,12	-0,28	-0,23	2
45	Record Multimotriz S. A.	0,87	0,17	1,02	-0,02	1,49	0,22	8,00	217,32	9,04	1,43	0,65	18,20	-0,21	-0,21	2
46	Casa Crevani S. A.	0,38	0,02	1,91	-0,48	-0,58	-1,42	0,00	33,76	7,16	2,91	0,92	1,72	-1,09	-0,54	2

SECTOR

INDUSTRIA	1
COMERCIO Y SERVICIO	2
EXTRACION	3

ANEXO N° 01
INDICES (RAZONES) FINANCIERAS EMPRESAS INSOLVENTES

N°	EMPRESA	Liquidez		Solvencia				Gestión				Rentabilidad			SECTOR	
		Raz Corr	Prub Aci	Raz End	Raz Pat	Ind Cap	Raz Cob AF	PPC	PIE	RAF	RAT	CVV	ROE	ROA		RSV
47	Old Wood S. A. C.	0.00	0.00	2.47	-0.59	-0.06	-1.39	0.00	0.00	0.56	0.56	0.85	0.45	-0.49	-1.19	2
48	Agricultura para la Exportación E.I.R.L (AGREX)	0.79	0.47	1.27	-0.21	0.00	0.00	2.88	11.17	0.00	14.54	0.90	4.29	-0.80	-0.08	2
49	Comercial Centeno S. A.	0.85	0.19	0.91	0.10	0.85	0.91	11.64	74.32	2.53	1.68	0.76	0.21	0.02	0.01	2
50	Hogar S. A.	0.64	0.40	0.98	0.02	0.97	1.06	37.96	104.35	0.84	0.41	0.73	-11.15	-0.14	-0.48	2
51	Electrónica Latinoamerica S. A. C. (ELECTROL)	0.32	0.24	2.88	-0.65	0.00	-22.17	1284.72	204.69	1.18	0.10	1.04	0.71	-0.93	-13.29	2
52	Alpigo S. A.	0.91	0.81	0.94	0.07	0.77	0.80	45.32	21.60	10.26	3.35	0.89	-0.15	0.01	0.00	2
53	Karma Plastic S. A.	0.67	0.00	1.39	-0.28	-0.05	-4.65	0.00	132.43	28.06	2.28	1.07	1.74	-0.48	-0.30	2
54	Colonial Plastic S. A.	0.51	0.23	1.86	-0.46	-0.03	-13.06	13.08	27.55	92.26	5.86	1.07	1.33	-0.80	-0.19	2
55	Distribuidora Marca S. A. (DISMARCA)	3.12	1.68	1.81	-0.45	2.15	11.97	4.67	8.96	287.40	17.06	0.98	1.37	-0.78	-0.07	2
56	Jeawel S. A.	0.41	0.37	2.52	-0.60	-0.07	-255.93	501.18	0.00	116.18	0.64	0.76	0.13	-0.14	-0.32	2
57	Minol Perú Corporation S. A.	0.92	0.50	0.93	0.08	0.43	0.65	96.87	172.48	6.56	1.27	0.59	-0.04	0.00	0.00	2
58	Despachos Internacionales Pacifico S. A.	0.78	0.51	1.28	-0.22	-0.18	-6.77	342.68	0.00	13.09	0.46	0.00	1.42	-0.28	-0.87	2
59	Empresa de Transporte Velásquez S. A.	0.29	0.29	1.39	-0.28	0.00	-0.67	0.00	0.00	1.42	0.82	1.18	0.90	-0.25	-0.43	2
60	Empresa de Transporte Unidos de Centro S. A. (ETUCSA)	1.48	1.37	1.17	-0.14	1.52	90.42	0.00	0.00	165.39	0.58	0.39	0.11	-0.01	-0.03	2
61	Japan Tuna del Perú S. A. Agentes Marítimos	1.17	1.17	0.69	0.45	0.02	1.58	41.06	0.00	3.63	0.73	0.00	-0.94	-0.20	-0.40	2
62	Empresa de Transporte Expreso Moderno E.I.R.L	0.39	0.39	0.92	0.09	0.00	0.13	0.67	0.00	0.57	0.37	0.42	0.31	0.02	0.07	2
63	Agropecuaria Pilar S. A.	3.21	0.46	1.62	-0.38	1.72	1.50	2.82	36.73	5.40	3.13	1.04	0.74	-0.32	-0.15	3
64	Avícola Rosmar S. A.	0.17	0.17	4.64	-0.78	0.00	-18.89	9.08	0.00	92.65	17.84	1.05	1.17	-2.98	-0.24	3
65	Del Agro Export Corp S. A.	0.47	0.23	1.22	-0.18	6.77	0.08	71.73	65.82	1.71	0.77	1.09	1.54	-0.23	-0.44	3
66	Agro Guayabito S. A.	0.57	0.24	0.68	0.47	0.49	0.87	138.82	582.67	0.14	0.10	0.66	0.00	0.00	0.01	3
67	Tramsa Agro S. A.	5.79	3.83	0.98	0.02	0.97	2.16	8.83	23.01	0.74	0.32	0.67	-6.11	-0.10	-0.12	3
68	GMC Ingenieros S. A.	1.67	0.97	0.52	0.91	0.00	3.77	38.81	0.00	34.99	4.41	0.00	-0.89	-0.30	-0.10	2
69	Velca S.A.C.	0.07	0.05	8.98	-0.89	-0.03	-21.08	0.00	0.00	0.04	0.02	0.00	-0.02	0.10	9.01	2
70	INSASA Contratista Generales S.A.C:	0.50	0.45	1.05	-0.04	0.00	-0.10	13.53	0.00	12.15	5.74	0.93	21.62	-0.70	-0.17	2
71	Compañía Minera Atalaya S. A.	0.85	0.00	1.18	-0.15	-0.02	-30.19	7.03	36.56	7.65	0.04	0.38	0.80	-0.10	-3.23	3
72	Compañía Minera Metalúrgica Huancayo S. A.	0.18	0.18	3.74	-0.73	0.00	-9.26	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.23	-0.44	0.00	3
73	Unin Cañ S. R. L.	0.13	0.13	7.22	-0.86	-0.01	-144.25	0.00	2.95	147.21	6.25	0.91	0.31	-1.35	-0.31	3
74	Pesquera Trece S. A.	0.76	0.76	1.08	-0.08	0.00	-0.46	11.89	0.00	0.70	0.12	0.71	0.40	-0.02	-0.27	3
75	Gerencia y Representaciones Pesqueras S. A. (GERPESA)	0.51	0.12	1.11	-0.10	2.73	0.12	51.84	67.34	0.91	0.48	0.76	2.13	-0.16	-0.49	3
76	Atlantico Unión S. A.	0.36	0.26	2.77	-0.64	0.00	18.00	2.03	2.03	0.73	1.00	0.29	-0.36	-0.70	-0.70	2
77	Agentes Aduaneros Universal S. A. (AGADUSA)	0.93	0.81	0.99	0.01	0.37	0.15	1590.67	0.00	1.86	0.15	0.00	-9.92	-0.05	-0.51	2
78	Servicios de Personalización Magnética S. A.	0.52	0.46	1.48	-0.32	0.00	-2.07	72.14	22.47	4.54	1.04	0.49	1.27	-0.42	-0.58	2
79	Horizontes S. A. Asesoría y Servicios Empresariales	0.60	0.44	1.57	-0.36	-0.13	-5.37	7.92	0.00	182.42	17.29	0.00	1.53	-0.62	-0.05	2
80	Hotel Perú S. A.	0.33	0.21	1.71	-0.41	0.00	-53.48	69.68	0.00	65.22	0.86	0.52	1.45	-0.72	-1.19	2
81	F & F Publicidad S. A.	0.06	0.06	15.09	-0.93	0.00	-104.31	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.17	-21.41	0.00	2
82	Industrias Texoro S. A. (INDUTEX)	0.04	0.04	12.37	-0.92	-0.03	-21.92	0.00	4.73	5.23	2.63	1.13	0.07	-0.52	-0.29	2
83	Inversiones Mira S. A.	0.85	0.80	1.43	-0.30	2.50	0.66	70.05	9.68	4.10	1.78	0.76	1.29	-0.64	-0.31	2
84	Cooperativa de Trabajo y Fomento de Empleo Atlas Ltda	0.35	0.25	2.84	-0.65	-0.01	-22.64	21.98	1.33	126.45	10.13	0.95	1.04	-1.33	-0.19	2
85	Cia. Servicios Integral S. A.	0.94	0.65	0.87	0.15	0.44	0.83	39.08	0.00	7.19	1.99	0.00	-0.18	0.00	-0.01	2
86	FAA Ingeniería y Servicios Eléctricos	1.06	0.62	0.91	0.10	0.69	7.95	104.02	94.66	28.92	1.07	0.80	0.10	0.01	0.01	2
87	Queirolo M. S. A. Agencia de Aduanas	1.27	1.27	0.70	0.43	0.43	21.10	544.67	0.00	11.42	0.28	0.06	-0.31	-0.07	-0.32	2
88	Fortuna Internacional S. A.	0.01	0.00	69.35	-0.99	-0.01	0.99	4.76	32.35	0.00	0.58	16.22	0.23	-10.90	-27.02	2
89	Vale S. A.	0.65	0.52	1.58	-0.37	-0.24	-11.81	181.22	34.66	34.69	1.39	0.62	0.24	-0.07	-0.10	2
90	Fumiport S. A.	1.26	1.26	0.80	0.26	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.16	0.06	0.41	0.08	0.04	2
91	Braco S. R. L. Seguridad Industrial	0.26	0.26	2.47	-0.60	-1.13	-7.26	25.92	0.00	8.09	4.49	0.00	0.44	-0.45	-0.14	2
92	Proctect S. A.	0.71	0.31	1.39	-0.28	-0.86	-1.52	78.81	0.00	11.95	1.66	0.00	1.44	-0.40	-0.34	2
93	Clinica los Pinos S. A.	0.88	0.24	2.11	-0.53	4.48	0.80	23.25	0.00	2.27	0.91	0.28	1.26	-0.98	-1.54	2
94	Alerta Médica S. A.	0.25	0.20	1.96	-0.49	-0.24	-2.02	18.49	1.35	5.21	2.00	0.45	1.49	-1.00	-0.72	2

SECTOR	
INDUSTRIA	1
COMERCIO Y SERVICIO	2
EXTRACION	3

ANEXO N° 02
INDICES (RAZONES) FINANCIERAS EMPRESAS SOLVENTES

N°	EMPRESA	Liquidez		Solventia			Gestión					Rentabilidad			SECTOR	
		Raz Corr	Prub Aci	Raz End	Raz Pat	Ind Cap	Raz Cob AF	PPC	PIE	RAF	RAT	CV/V	ROE	ROA		RSV
1	FABRICA NACIONAL DE ACUMULADORES ETNA S.A	3,51	1,64	0,20	3,92	0,01	2,56	60,49	151,56	4,54	1,43	0,60	15,75	12,55	8,76	1
2	FABRICA PERUANA ETERNIT S.A	5,46	3,70	0,09	10,06	0,00	1,85	44,48	128,39	1,39	0,68	0,64	-1,68	-1,52	-2,24	1
3	FILAMENTOS INDUSTRIALES S.A	2,10	1,25	0,28	2,58	0,04	2,29	99,93	116,40	2,66	0,87	0,73	12,31	8,87	10,23	1
4	GLORIA S.A	1,00	0,49	0,55	0,82	0,40	2,05	55,83	81,55	1,75	0,64	0,77	7,45	3,36	5,27	1
5	INDUSTRIA TEXTIL PIURA S.A	2,10	1,25	0,28	2,58	0,04	2,29	99,93	116,40	2,66	0,87	0,73	12,31	8,87	10,23	1
6	INDECO S.A	1,56	0,69	0,29	2,45	0,07	1,26	61,40	96,92	1,28	0,78	0,86	-4,36	-3,10	-3,97	1
7	FIMA S.A	0,70	0,57	0,75	0,34	0,52	3,09	425,95	126,54	1,11	0,19	0,75	-10,84	-2,76	-14,62	1
8	INDUSTRIAS VENCEDOR S.A	1,46	0,82	0,33	2,05	0,01	1,56	66,55	95,90	2,64	1,15	0,66	9,51	6,40	5,58	1
9	LAPICES Y CONEXOS S.A. LAYCONSA	4,35	2,00	0,18	4,48	0,02	3,13	53,95	401,00	2,26	0,60	0,56	8,44	6,90	11,54	1
10	LIMA CAUCHO S.A	1,06	0,60	0,45	1,22	0,00	1,07	128,46	125,96	1,44	0,74	0,75	0,50	0,27	0,37	1
11	MANUFACTURA DE METALES Y ALUMINIO RECORD S.A	1,46	0,78	0,40	1,49	0,18	1,20	60,00	174,84	0,89	0,54	0,63	-1,95	-1,17	-2,18	1
12	CEMENTOS LIMA S.A.	1,32	0,35	0,45	1,24	0,32	1,10	5,37	251,74	0,60	0,45	0,38	18,60	10,28	23,00	1
13	MICHELL Y CIA. S.A	1,70	1,05	0,61	0,63	0,33	2,26	138,00	90,39	3,96	1,01	0,75	3,15	1,22	1,21	1
14	MOTORES DIESEL ANDINOS S.A	2,40	1,06	0,32	2,11	0,12	1,92	168,21	257,20	1,21	0,48	0,81	0,81	0,55	1,13	1
15	NEGOCIACION AGRICOLA VISTA ALEGRE S.A	0,64	0,28	0,84	0,19	0,68	0,72	0,00	152,50	0,60	0,42	1,00	-131,17	-20,69	-49,76	1
16	AGRO INDUSTRIAL PARAMONGA S.A.A.	0,65	0,31	0,60	0,66	0,47	0,98	11,58	108,54	0,31	0,24	0,83	-36,72	-14,63	-60,23	1
17	EMPRESA AGRARIA AZUCARERA ANDAHUASI S.A.A	1,91	0,27	0,16	5,29	0,01	1,24	11,51	252,19	0,34	0,23	0,81	1,38	1,16	5,03	1
18	CERVECERIA SAN JUAN S.A.	2,61	1,33	0,14	6,00	0,00	1,96	15,82	161,63	1,65	0,72	0,54	13,89	11,90	16,48	1
19	REACTIVOS NACIONALES S.A. RENASA	1,84	0,86	0,27	2,66	0,04	1,17	52,58	83,09	1,32	0,86	0,78	-8,75	-6,36	-7,43	1
20	SOCIEDAD INDUSTRIAL DE ARTICULOS DE METAL S.A.C	2,96	0,75	0,47	1,13	0,12	2,60	73,95	194,22	4,91	1,14	0,73	1,69	0,89	0,78	1
21	TEXTIL SAN CRISTOBAL S.A	1,41	1,97	0,77	0,30	0,49	1,21	423,65	130,49	0,87	0,33	0,69	5,71	1,33	4,06	1
22	YURA S.A	2,83	1,93	0,54	0,86	0,44	1,73	37,45	207,78	0,69	0,33	0,52	6,13	2,83	8,63	1
23	UNION DE CERVECERIAS PERUANAS BACKUS Y JOHNSTON S.A	1,63	1,05	0,28	2,61	0,10	2,21	51,07	230,72	1,04	0,38	0,42	10,77	7,79	20,58	1
24	SHOUGANG HIERRO PERU S.A.A	0,70	0,45	0,78	0,28	0,45	0,88	215,05	113,06	1,00	0,45	1,17	-17,68	-3,90	-8,59	1
25	Compañía Industrial Textil Credisa - Trutex S.A.A.	0,89	0,35	0,66	0,52	0,21	1,04	100,82	251,89	1,23	0,51	0,83	-15,15	-5,21	-10,15	1
26	COMPAÑIA UNIVERSAL TEXTIL S.A	1,23	0,36	0,29	2,44	0,09	1,05	55,12	205,93	0,60	0,45	0,69	4,08	2,89	6,46	1
27	CONSTRUCCIONES ELECTROMECANICAS DELCROSA S.A	1,27	0,61	0,50	1,01	0,27	2,65	82,86	154,93	2,35	0,61	0,74	-2,88	-1,45	-2,38	1
28	CORPORACION ACEROS AREQUIPA S.A	1,97	0,98	0,41	1,45	0,06	1,25	34,40	113,64	1,52	0,77	0,87	-2,00	-1,18	-1,55	1
29	EXSA S.A	2,04	0,88	0,50	1,01	0,30	2,23	84,07	218,43	2,79	0,89	0,59	12,96	6,51	7,32	1
30	CONSORCIO INDUSTRIAL DE AREQUIPA S.A	3,32	1,54	0,33	2,06	0,18	2,38	37,28	127,31	3,87	1,34	0,63	20,37	13,72	10,26	1
31	CORPORACION CERAMICA S.A	3,33	1,41	0,19	4,34	0,00	2,19	64,57	153,70	2,75	1,02	0,77	-10,10	-8,21	-8,04	1
32	CORPORACION JOSE R. LINDLEY S.A	0,56	0,26	0,57	0,75	0,16	0,70	22,61	94,12	1,02	0,75	0,64	-59,81	-25,71	-34,40	1
33	AGROINDUSTRIAS SAN JACINTO S.A.A.	0,98	0,38	0,38	1,63	0,22	1,23	0,07	478,46	0,22	0,14	0,50	-0,10	-0,06	-0,44	1
34	EMPRESA AGROINDUSTRIAL LAREDO S.A.A	0,54	0,29	0,37	1,72	0,05	0,88	1,66	160,11	0,34	0,26	0,69	3,15	1,99	7,76	1
35	COMPAÑIA GOODYEAR DEL PERU S.A.	3,55	2,77	0,21	3,79	0,00	3,29	124,28	70,42	4,59	1,10	1,01	14,01	11,09	14,10	1
36	COMPAÑIA MINERA ATACOCHA S.A.A.	0,65	0,37	0,24	3,10	0,04	0,98	47,70	52,68	0,67	0,53	0,65	5,45	4,12	7,71	3
37	COMPAÑIA MINERA MILPO S.A.A	1,62	1,45	0,35	1,83	0,20	1,88	36,36	53,22	0,84	0,36	0,66	2,45	1,58	4,42	3
38	COMPAÑIA MINERA RAURA S.A	1,90	1,30	0,27	2,66	0,07	1,56	32,96	40,55	2,23	1,12	0,77	-1,34	-0,98	-0,87	3
39	COMPAÑIA MINERA SAN IGNACIO DE MOROCOCHA S.A	1,18	0,64	0,29	2,41	0,05	1,30	34,67	80,34	1,58	0,90	0,44	5,19	3,67	4,07	3
40	COMPAÑIA MINERA SANTA LUISA S.A	1,80	1,12	0,33	2,04	0,05	1,50	11,02	56,70	3,03	1,42	0,73	19,54	13,11	9,21	3
41	EMPRESA AGRARIA CHIQUITOY S.A	0,47	0,04	0,32	2,17	0,06	0,84	22,27	458,85	0,09	0,07	1,21	-8,65	-5,92	-79,76	3
42	EMPRESA AGRICOLA BARRAZA S.A	1,12	0,21	0,20	3,98	0,11	1,04	0,00	187,18	0,28	0,25	0,74	-5,09	-4,07	-16,58	3
43	EMPRESA AGRICOLA GANADERA SALAMANCA S.A.A	1,31	0,21	0,05	19,27	0,00	1,04	0,33	121,81	0,19	0,18	0,83	-7,86	-7,48	-42,22	3
44	EMPRESA AGRICOLA SAN JUAN S.A	1,16	0,22	0,11	7,88	0,04	1,01	28,63	165,70	1,22	0,20	0,75	0,85	0,76	3,79	3
45	EMPRESA AGRICOLA SINTUCO S.A	0,95	0,04	0,31	2,26	0,11	0,91	5,19	201,66	0,22	0,19	1,11	5,21	3,61	19,28	3
46	ELECTRO ANDES S. A.	3,02	3,00	0,45	0,82	0,40	0,92	59,37	35,14	0,34	0,37	0,33	9,32	5,14	31,16	2

SECTOR

INDUSTRIA	1
COMERCIO Y SERVICIO	2
EXTRACION	3

ANEXO N° 02
INDICES (RAZONES) FINANCIERAS EMPRESAS SOLVENTES

N°	EMPRESA	Liquidez		Solvencia			Gestión				Rentabilidad			SECTOR		
		Raz Corr	Prub Aci	Raz End	Raz Pat	Ind Cap	Raz Cob AF	PPC	PIE	RAF	RAT	CV/V	ROE		ROA	RSV
47	CONSORCIO TRANSMANTARO S.A	1,02	0,92	0,63	0,58	0,60	1,02	30,21	0,00	0,18	0,16	0,42	3,38	1,24	7,83	2
48	DUKE ENERGY EGENOR SOCIEDAD EN COMANDITA	4,01	3,12	0,18	4,55	0,15	1,08	62,81	57,23	0,14	0,13	0,58	2,34	1,92	15,32	2
49	EDEGEL S.A.A	0,59	0,52	0,28	2,63	0,15	0,99	75,44	312,45	0,11	0,10	0,08	5,02	3,63	37,49	2
50	EDELNOR S.A.A	0,83	0,67	0,37	1,67	0,21	0,94	67,95	23,83	0,51	0,43	0,75	8,36	5,23	12,05	2
51	ELECTRO SUR ESTE S.A.A	2,32	1,59	0,07	13,09	0,02	1,08	30,43	32,38	0,35	0,31	0,93	0,10	0,10	0,32	2
52	ELECTRO SUR MEDIO S.A.A.	2,35	2,09	0,20	4,03	0,11	1,20	75,28	16,58	0,62	0,46	0,78	1,16	0,93	2,01	2
53	EMPRESA EDITORA EL COMERCIO S.A	0,52	0,31	0,55	0,81	0,17	0,74	18,50	52,38	1,44	1,05	0,54	8,62	3,87	3,69	2
54	EMPRESA ELECTRICA DE PIURA S.A	3,18	2,84	0,31	2,23	0,23	1,38	30,47	4,32	0,89	0,58	0,95	0,30	0,21	0,36	2
55	EMPRESA REGIONAL DE SERVICIO PUBLICO DE ELECTRICIDAD	2,18	1,79	0,09	10,58	0,04	1,08	51,76	25,51	0,19	0,17	1,03	-0,59	-0,54	-3,20	2
56	EMPRESA REGIONAL DE SERVICIO PUBLICO DE ELECTRICIDAD	0,71	0,42	0,15	5,86	0,05	1,05	34,44	29,02	0,33	0,29	0,96	0,04	0,04	0,13	2
57	SHOUGANG GENERACION ELECTRICA S.A.A	2,65	2,49	0,35	1,89	0,00	1,17	0,13	12,85	1,06	0,60	0,58	7,04	4,61	7,70	2
58	EMPRESA SIDERURGICA DEL PERU S.A.A. - SIDERPERU	0,92	0,46	0,34	1,95	0,09	1,03	59,00	139,05	0,47	0,33	0,78	-3,24	-2,14	-6,48	2
59	FERREYROS S.A.A	1,34	0,68	0,75	0,34	0,52	1,92	112,1627	233,24	2,28	0,63	0,73	1,05	0,27	0,42	2
60	ALICORP S.A.A.	0,98	0,54	0,61	0,65	0,44	1,36	38,37	84,32	1,48	0,77	0,68	-9,77	-3,86	-5,04	2
61	AMERICA LEASING S.A.	1,04	1,02	0,83	0,20	0,71	103,31	807,72	0,00	24,26	0,14	0,41	18,99	3,19	23,50	2
62	AUSTRAL GROUP S.A.A.	0,34	0,24	0,88	0,13	0,69	0,49	84,30	83,61	0,40	0,30	1,71	-128,46	-15,15	-49,94	2
63	GRAÑA Y MONTERO S.A.A	4,29	4,18	0,13	6,84	0,08	524,39	0,00	0,00	7,88	0,01	0,00	3,51	3,06	215,16	2
64	HIDROSTAL S.A	3,76	1,56	0,19	4,37	0,03	2,14	75,88	211,77	2,37	0,93	0,63	4,17	3,39	3,65	2
65	INCA TOPS S.A.A	1,22	0,36	0,74	0,36	0,44	1,34	85,73	301,81	2,16	0,76	0,70	21,35	5,60	7,38	2
66	INMOBILIARIA MILENIA S.A	8,97	8,97	0,01	93,83	0,00	1,09	43,50	0,00	0,17	0,16	0,23	6,64	6,57	41,53	2
67	INTRADEVCO INDUSTRIAL S.A	1,97	0,93	0,38	1,60	0,15	1,54	54,45	177,15	1,31	0,61	0,69	11,48	7,07	11,53	2
68	INVERSIONES CENTENARIO S.A.A	2,35	0,94	0,65	0,54	0,27	0,91	154,56	1311,16	0,14	0,07	0,54	5,12	1,80	24,35	2
69	INVERSIONES EN TURISMO S.A. INVERTUR	0,19	0,07	0,42	1,36	0,22	0,79	10,36	230,79	0,25	0,23	0,15	-22,69	-13,05	-56,47	2
70	INVERSIONES NACIONALES DE TURISMO S.A. INTURSA	0,64	0,34	0,48	1,07	0,39	0,94	32,22	60,60	0,41	0,37	0,36	0,23	0,12	0,32	2
71	LUZ DEL SUR S.A.A	0,84	0,75	0,41	1,42	0,13	0,86	52,09	2,01	0,84	0,66	0,76	18,00	10,57	15,93	2
72	PROMOTORA CLUB EMPRESARIAL S.A	0,60	0,44	0,75	0,34	0,46	0,84	1991,98	0,00	0,07	0,04	0,00	-85,04	-21,53	-516,86	2
73	QUIMPAC S.A	0,84	0,49	0,60	0,66	0,32	1,16	46,10	97,76	1,29	0,65	0,71	4,71	1,88	2,90	2
74	RANSA COMERCIAL S.A	0,83	0,70	0,57	0,77	0,38	1,81	67,43	27,82	0,89	0,35	0,66	-3,76	-1,63	-4,73	2
75	NEGOCIOS E INMUEBLES S.A	6,21	5,90	0,02	41,20	0,00	26,38	140,50	99,54	1,05	0,04	0,69	1,90	1,86	47,94	2
76	PERU HOLDING DE TURISMO S.A.A	4,67	1,49	0,10	9,51	0,00	1598,86	99,40	1136,25	11,49	0,01	0,38	3,40	3,08	472,78	2
77	PERUBAR S.A	6,78	4,88	0,05	20,87	0,00	5,64	9,56	124,94	2,27	0,38	0,63	7,48	7,14	18,59	2
78	RED BICOLOR DE COMUNICACIONES S.A.A.	6,29	5,28	0,12	7,39	0,00	2,92	58,83	0,00	3,56	1,08	0,75	17,31	15,24	14,12	2
79	LP HOLDING S.A	0,86	0,21	0,44	1,25	0,36	839,95	41,50	246,83	82,83	0,09	1,24	1,21	0,67	7,89	2
80	LOS PORTALES S.A	2,66	0,43	0,80	0,24	0,70	4,24	160,6939	1214,73	1,30	0,20	0,77	-49,09	-9,65	-48,65	2
81	ABB S.A.	1,59	1,07	0,63	0,58	0,06	4,58	82,05	53,35	19,68	1,67	0,92	0,49	0,18	0,11	2
82	SAGA FALABELLA S.A	0,84	0,11	0,64	0,57	0,27	0,87	1,19	84,81	3,33	1,90	0,76	14,19	5,15	2,71	2
83	SOCIEDAD INDUSTRIAL DE ARTICULOS DE METAL S.A.C	1,96	0,75	0,47	1,13	0,12	2,60	73,95	194,22	4,91	1,14	0,73	1,69	0,89	0,78	2
84	CONSORCIO AGUA AZUL S.A	0,50	0,49	0,70	0,43	0,62	393,75	72,87	10,51	55,33	0,11	0,21	9,69	2,89	26,30	2
85	TICINO DEL PERU S.A	9,29	7,38	0,09	10,01	0,00	6,18	29,35	110,00	7,02	1,03	0,53	19,04	17,31	16,76	2
86	SOUTHERN PERU COPPER CORPORATION	2,42	1,01	0,33	1,99	0,24	1,42	35,50	103,26	1,01	0,62	0,63	-1,72	-1,15	-1,85	2
87	TC SIGLO 21 S.A.A	0,52	0,51	0,33	2,05	0,00	0,79	185,36	0,00	0,14	0,12	1,95	-37,913	-25,48	-215,13	2
88	TELEFONICA MOVILES S.A	0,34	0,25	0,63	0,59	0,01	0,69	105,38	30,80	0,66	0,36	0,58	-30,598	-11,388	-31,62	2
89	LOS PORTALES S.A	2,66	0,43	0,80	0,24	0,70	4,24	160,6939	1214,73	1,30	0,20	0,77	-49,09	-9,65	-48,65	2
90	INDUSTRIAS DEL ENVASE S.A	1,00	0,32	0,41	1,43	0,15	1,13	36,12	115,43	1,23	0,75	0,77	5,41	3,19	4,26	2
91	INDUSTRIAS ELECTRO QUIMICAS S.A. IEQSA	1,03	0,62	0,60	0,66	0,44	1,01	64,46	56,59	1,14	0,80	0,84	2,69	1,07	1,34	2
92	METALURGICA PERUANA S.A	0,69	0,28	0,59	0,69	0,27	0,92	61,60	158,44	1,78	0,47	0,75	-6,36	-2,59	-5,49	2
93	BAYER S.A.	1,97	1,14	0,48	1,1	0,02	6,73	84,05	96,08	26,46	2,1	0,64	13,33	6,99	3,33	2
94	BRITISH AMERICAN TOBACCO DEL PERU HOLDINGS S.A.A.	2,34	1,53	0,41	1,43	0,12	2,97	162,38	130,5	4,19	0,94	0,72	5,37	3,16	3,35	2

SECTOR

INDUSTRIA	1
COMERCIO Y SERVICIO	2
EXTRACION	3

2.2. Estado de Ganancias y Pérdidas.**VENTAS**

COSTO DE VENTAS

UTILIDAD BRUTA

GASTOS ADMINISTRATIVOS

GASTOS DE VENTAS

UTILIDAD (PÉRDIDA) DE OPERACIÓN**OTROS INGRESOS (EGRESOS)**

INGRESOS DIVERSOS

CARGAS FINANCIERAS

INGRESOS FINANCIEROS

CARGAS EXCEPCIONALES

REI DEL EJERCICIO

RESULTADOS ANTES DE IMPUESTOS

IMPUESTO A LA RENTA

RESULTADO DEL EJERCICIO

ANEXO N° 04

ANOVA

		SUMA DE CUADRADOS	GL	MEDIA CUADRÁTICA	F	SIG.
RAZ CORR	INTER-GRUPOS	73,289	1	73,289	36,649	0,000
	INTRA-GRUPOS	315,963	158	2,000		
	TOTAL	389,252	159			
PRUB ACI	INTER-GRUPOS	32,195	1	32,195	22,304	0,000
	INTRA-GRUPOS	228,070	158	1,443		
	TOTAL	260,265	159			
RAZ END	INTER-GRUPOS	310,895	1	310,895	31,426	0,000
	INTRA-GRUPOS	1563,096	158	9,893		
	TOTAL	1873,990	159			
RAZ PAT	INTER-GRUPOS	932,570	1	932,570	13,776	0,000
	INTRA-GRUPOS	10695,819	158	67,695		
	TOTAL	11628,389	159			
IND CAP	INTER-GRUPOS	80,102	1	80,102	1,251	0,265
	INTRA-GRUPOS	10114,147	158	64,014		
	TOTAL	10194,249	159			
RAZ COB AF	INTER-GRUPOS	90523,913	1	90523,913	3,365	0,068
	INTRA-GRUPOS	4249914,270	158	26898,192		
	TOTAL	4340438,183	159			
PPC	INTER-GRUPOS	1203,758	1	1203,758	0,019	0,889
	INTRA-GRUPOS	9820475,400	158	62154,908		
	TOTAL	9821679,158	159			
PIE	INTER-GRUPOS	13351,442	1	13351,442	0,051	0,821
	INTRA-GRUPOS	4,123E7	158	260965,445		
	TOTAL	4,125E7	159			
RAF	INTER-GRUPOS	20265,982	1	20265,982	13,628	0,000
	INTRA-GRUPOS	234962,165	158	1487,102		
	TOTAL	255228,147	159			
RAT	INTER-GRUPOS	114,597	1	114,597	15,354	0,000
	INTRA-GRUPOS	1179,246	158	7,464		
	TOTAL	1293,843	159			
CV/V	INTER-GRUPOS	0,438	1	0,438	0,545	0,461
	INTRA-GRUPOS	126,885	158	0,803		
	TOTAL	127,323	159			
ROE	INTER-GRUPOS	34,200	1	34,200	0,074	0,786
	INTRA-GRUPOS	73038,860	158	462,271		
	TOTAL	73073,060	159			
ROA	INTER-GRUPOS	121,520	1	121,520	3,785	0,053
	INTRA-GRUPOS	5072,843	158	32,107		
	TOTAL	5194,364	159			
RSV	INTER-GRUPOS	222,171	1	222,171	0,056	0,813
	INTRA-GRUPOS	627616,803	158	3972,258		
	TOTAL	627838,975	159			

ANEXO Nº 05

APLICACIÓN DE LA RED NEURONAL PERCERTRON MULTICAPA

RESUMEN DEL PROCESAMIENTO DE LOS CASOS

		N	Porcentaje
Muestra	Entrenamiento	160	85,1%
	Prueba	28	14,9%
Válidos		188	100,0%
Excluidos		0	
Total		188	

INFORMACIÓN SOBRE LA RED

Capa de entrada	Covariables	1	Raz Corr	
		2	Prub Aci	
		3	Raz End	
		4	Raz Pat	
		5	RAF	
		6	RAT	
	Número de unidades ^a			6
	Método de cambio de escala de las covariables		Normalizada	
Capas ocultas	Número de capas ocultas			1
	Número de unidades de la capa oculta 1 ^a			15
Capa de salida	Función de activación		Sigmoide	
	Variables dependientes	1	CONDICON	
	Número de unidades			2
	Función de activación		Sigmoide	
	Función de error		Suma de cuadrados	

a. Sin incluir la unidad de sesgo

RESUMEN DEL MODELO

Entrenamiento	Suma de errores cuadráticos	9,450
	Porcentaje de pronósticos incorrectos	7,5%
	Regla de parada utilizada	1 pasos consecutivos sin disminución del error
	Tiempo de entrenamiento	00:00:00,250
Prueba	Suma de errores cuadráticos	1,086
	Porcentaje de pronósticos incorrectos	7,1%

Variable dependiente: CONDICON

a. Los cálculos del error utilizan tanto las muestras de entrenamiento como las de prueba.

b. Software IBM SPSS Statistics 22

ANEXO Nº 06

TOPOLOGÍA DEL MODELO DE CALIFICACIÓN DEL NIVEL DE SOLVENCIA

Nombre: FIS - RAZON CORRIENTE (Raz Corr)	
1. Tipo de Sistema de Inferencia Difuso	MANDANI
2. Variables de Entrada	1
3. Variables de Salida	4
4. Número de Funciones de Pertenencia para las Entradas	[3 3 3]
5. Número de Funciones de Pertenencia para la Salida	4
6. Número de Reglas Difusas	81
7. Método Operador "O"	MAX - MIN
8. Método de "Implicación"	PROD
9. Método de "Agregación"	MIN
10. Método de "Desfusicación"	CENTROIDE
11. Rango de las Variables de Entrada	0,0 0,0 1,2 0,9 1,5 2,1 1,8 2,4 3,0 4,0
12. Rango de la Variable de Salida	[0,0 3,25]
13. Tipo de Función de Pertenencia para Variables de Entrada	TRIANG - TRAPEZO
14. Tipo de Función de Pertenencia para la Variable de Salida	TRIANGULAR

ANEXO Nº 07 CLASIFICACION DE LAS 28 EMPRESAS CON LOGICA REDES NEURONALES Y LOGICA DIFUSA										
Nº	EMPRESA	Liquidez			Solvencia		Gestión	COND	SECTOR	COND LOG DIF
		Raz Corr	Raz End	Raz Pat	RAF					
1	Cobres Laminados S. A. (COBRELSA)	0.45	0.95	0.06	1.25	0	1	1.25	Medinsol	
2	Cartones Nacionales S. A. (CARTONSA)	0.07	0.95	0.06	0.00	0	1	0.50	Insolvente	
3	Procesadora Yancay S. R. Ltda.	0.00	1.75	-0.43	0.02	0	1	0.50	Insolvente	
4	Industria Selva S. A. (INDULSEL)	0.41	1.16	-0.32	1.86	0	1	1.25	Medinsol	
5	Industrias de Granos Alimenticios S. A. C. (IGASAC)	0.81	0.92	0.09	4.98	0	1	1.42	Medinsol	
6	Fortuna Internacional S. A.	0.01	69.35	-0.99	0.00	0	2	0.50	Insolvente	
7	Vale S. A.	0.65	1.58	-0.37	34.69	0	2	1.25	Medinsol	
8	Fumiport S. A.	1.26	0.80	0.26	0.00	0	2	1.25	Medinsol	
9	Braco S. R. L. Seguridad Industrial	0.26	2.47	-0.60	8.09	0	2	1.25	Medinsol	
10	Protecto S. A.	0.71	1.39	-0.28	11.95	0	2	1.25	Medinsol	
11	Clinica los Pinos S. A.	0.88	2.11	-0.53	2.27	0	2	1.25	Medinsol	
12	Alerta Médica S. A.	0.25	1.96	-0.49	5.21	0	2	1.25	Medinsol	
13	Pesquera Trece S. A.	0.76	1.08	-0.08	0.70	0	3	0.50	Insolvente	
14	Gerencia y Representaciones Pesqueras S. A. (GERPESA)	0.51	1.11	-0.10	0.91	0	3	1.08	Medinsol	
15	CORPORACION CERAMICA S.A.	3.33	0.19	4.34	2.75	1	1	2.75	Solvente	
16	CORPORACION JOSE R. LINDLEY S.A.	0.56	0.57	0.75	1.02	1	1	1.91	Medsolven	
17	AGROINDUSTRIAS SAN JACINTO S.A.A.	0.98	0.38	1.63	0.22	1	1	0.82	Insolvente	
18	EMPRESA AGROINDUSTRIAL LAREDO S.A.A.	0.54	0.37	1.72	0.34	1	1	0.50	Insolvente	
19	COMPañIA GOODYEAR DEL PERU S.A.	3.55	0.21	3.79	4.59	1	1	2.75	Solvente	
20	EMPRESA AGRICOLA SAN JUAN S.A.	1.16	0.11	7.88	1.22	1	3	2.67	Solvente	
21	EMPRESA AGRICOLA SINTUCO S.A.	0.95	0.31	2.26	0.22	1	3	0.71	Insolvente	
22	TELEFONICA MOVILES S.A.	0.34	0.63	0.59	0.66	1	2	0.50	Insolvente	
23	CEMA COMUNICACIONES S. A.	4.44	0.06	0.84	4.90	1	2	2.00	Medsolven	
24	INDUSTRIAS DEL ENVASE S.A.	1.00	0.41	1.43	1.23	1	2	2.37	Medsolven	
25	INDUSTRIAS ELECTRO QUIMICAS S.A. IEQSA	1.03	0.60	0.66	1.14	1	2	2.12	Medsolven	
26	METALURGICA PERUANA S.A.	0.69	0.59	0.69	1.78	1	2	2.00	Medsolven	
27	BAYER S. A.	1.97	0.48	1.1	26.46	1	2	2.24	Medsolven	
28	BRITISH AMERICAN TOBACCO DEL PERU HOLDINGS S.A.A.	2.34	0.41	1.43	4.19	1	2	2.75	Solvente	