

**Modelo predictivo de insolvencia financiera en una PYME de la ciudad de Bucaramanga,  
utilizando redes neuronales artificiales**

**Julián Felipe Quintana Reyes**

**Trabajo de grado para optar al título de Ingeniero Industrial**

**Director**

**Javier Hernández Cáceres**

**Magíster en Educación**

**Universidad Santo Tomás, Bucaramanga**

**División de Ingenierías y Arquitectura**

**Facultad de Ingeniería Industrial**

**2022**

## Contenido

Introducción .....	10
1. Modelo predictivo de insolvencia financiera en una PYME de la ciudad de Bucaramanga, utilizando redes neuronales artificiales .....	11
1.1 Descripción del problema.....	11
1.2 Formulación del problema .....	13
1.3 Justificación.....	13
1.4 Alcance.....	15
2. Objetivos.....	16
2.1 Objetivo general .....	16
2.2 Objetivos específicos.....	16
3. Marco referencial .....	17
3.1 Marco teórico .....	17
3.1.1 Insolvencia financiera.....	17
3.1.2 Tipos de insolvencia financiera .....	17
3.1.3 Causas de insolvencia financiera .....	18
3.1.4 Indicadores financieros para estimar la insolvencia .....	18
3.1.5 Redes neuronales artificiales .....	20
3.1.6 Estructura básica de una RNA.....	21
3.1.7 Elementos de una RNA .....	22
3.1.8 Tipos de RNA.....	26

3.1.9 Conexiones entre neuronas .....	27
3.1.10 Mecanismo de aprendizaje para RNA .....	28
3.1.11 RNA perceptrón multicapa.....	32
3.1.12 Análisis según el número de capas en la RNA perceptrón multicapa .....	32
3.1.13 Regla de aprendizaje de una RNA tipo perceptrón .....	33
3.1.14 Algoritmo de convergencia para ajuste de pesos en RNA de tipo Perceptrón .....	34
3.2 Marco conceptual .....	35
3.3 Marco histórico .....	36
3.4 Marco normativo .....	37
3.4.1 Artículo 2 de la ley 590 de 2000.....	38
3.4.2 Ley 1116 de 2006 -ley de insolvencia económica.....	38
3.4.3 Decreto 560 de 2020.....	38
3.4.4 Ley 1380 de 2010 .....	39
3.5 Estado del arte .....	39
4. Metodología .....	44
4.1 Tipo de estudio .....	44
4.2 Técnica de recolección de información.....	45
4.3 Fases metodológicas.....	45
4.3.1 Fase 1 .....	45
4.3.2 Fase 2 .....	45

4.3.3 Fase 3 .....	46
4.3.4 Fase 4 .....	46
5. Análisis e interpretación de resultados .....	46
5.1 Indicadores utilizados en la RNA.....	47
5.2 Estructura de la RNA .....	48
6. Conclusiones .....	52
7. Recomendaciones .....	53
Referencias.....	55
Apéndices.....	61

**Lista de Tablas**

<b>Tabla 1.</b> <i>Indicadores financieros considerados en estado de insolvencia</i> .....	19
<b>Tabla 2.</b> <i>Resumen estadístico de los casos dados para la RNA</i> .....	48
<b>Tabla 3.</b> <i>Resumen sobre la precisión de la RNA construida</i> .....	50
<b>Tabla 4.</b> <i>Poder clasificadorio de la RNA construida</i> .....	50
<b>Tabla 5.</b> <i>VARIABLES que más influyen en el estado de solvencia en la PYME</i> .....	51

**Lista de Figuras**

<b>Figura 1.</b> <i>Estructura de una RNA</i> .....	21
<b>Figura 2.</b> <i>Función de transferencia escalón</i> .....	24
<b>Figura 3.</b> <i>Función de transferencia mixta</i> .....	24
<b>Figura 4.</b> <i>Función de transferencia continua (sigmoideal)</i> .....	25
<b>Figura 5.</b> <i>Función de transferencia gaussiana</i> .....	26
<b>Figura 6.</b> <i>Aprendizaje corrección por error</i> .....	30
<b>Figura 7.</b> <i>RNA perceptrón multicapa</i> .....	32
<b>Figura 8.</b> <i>Estructura de perceptrón según número de capas</i> .....	33
<b>Figura 9.</b> <i>RNA resultante del modelo construido para la PYME</i> .....	49

**Lista de apéndices**

<b>Apéndices A.</b> <i>Vista minable parte 1</i> .....	61
<b>Apéndices B.</b> <i>Vista minable parte 2</i> .....	62

### **Resumen**

La presente investigación tuvo como objetivo principal predecir la insolvencia financiera en una PYME de la ciudad de Bucaramanga, a través de Redes Neuronales Artificiales. Para alcanzar lo anterior, se consideró como referente un modelo perceptrón multicapa el cual fue desarrollado teniendo en cuenta variables como los son indicadores financieros que hacen parte de la estructura operativa y financiera de la empresa , entre estos se destacan: activos líquidos, apalancamiento financiero, efectividad operativa, autonomía financiera, volumen del negocio. Los ratios financieros mencionados fueron utilizados como variables independientes, mientras que el estado de solvencia (solvente/no solvente) fue la variable independiente usada en el modelo propuesto. Una vez generado el modelo de RNA perceptrón multicapa, se encontró que en la PYME analizada las variables que mayor incidencia pueden tener en dado el caso de un posible estado de insolvencia financiera son: efectividad operativa(34,6%),apalancamiento financiero(22,4%),y autonomía financiera(20,4%).Para llegar a lo anterior, la RNA utilizó el 80% de la información proporcionada por la PYME para el proceso de entrenamiento, y un 20% para el proceso de prueba.

*Palabras claves:* capa, neurona, perceptrón, PYME, red

### **Abstract**

The main objective of this research was to predict financial insolvency in a SME in the city of Bucaramanga, through Artificial Neural Networks. To achieve the above, a multilayer perceptron model was considered as a reference, which was developed taking into account variables such as financial indicators that are part of the company's operational and financial structure, among these are: liquid assets, financial leverage, operational effectiveness, financial autonomy, business volume. The mentioned financial ratios were used as independent variables, while the solvency status (solvent/non-solvent) was the independent variable used in the proposed model. Once the multilayer perceptron RNA model was generated, it was found that in the SME analyzed the variables that may have the greatest incidence in the case of a possible state of financial insolvency are: operational effectiveness (34.6%), financial leverage (22.4%), and financial autonomy (20.4%). To achieve the above, the RNA used 80% of the information provided by the SME for the training process, and 20% for the testing process.

*Keywords:* layer, neuron, perceptron, SME, network

## Introducción

Actualmente las PYMES enfrentan retos desafiantes ante el hacer frente de forma responsable y equilibrada a los procesos de financiación necesarios para poner en marchas sus procesos productivos. Tales situaciones en algunas veces, son mal gestionadas por los empresarios, quienes por causa ya sea de un sobreapalancamiento, o una ineficiente administración de los procesos operativos resultan en estados de insolvencia financiera al no poder responder a los compromisos pactados con terceros al momento de poner a funcionar el aparato productivo del negocio [1].

Se ha vuelto un objetivo estratégico para una pequeña y mediana empresa ,identificar que variables son las que pueden alertarle sobre un posible estado de insolvencia financiera, y aún más necesario, ha resultado el manejo de aplicaciones computacionales como los son el uso de RNA en el pronóstico o predicción de posibles escenarios de solvencia financiera.

Dado lo anterior, se buscó en la presente investigación elaborar un modelo de red neuronal artificial de tipo perceptrón multicapa, con la finalidad de establecer posibles estados de solvencia financiera a partir de indicadores financieros haciendo el papel de variables independientes del prototipo generado. Tal aplicación, mediante la interrelación de sus elementos constitutivos dio como resultado una herramienta para la PYME analizada que en un futuro próximo al ser actualizada puede convertirse en un mecanismo de gestión del riesgo financiero a tener en cuenta para identificar, corregir y potenciar el manejo y control de cada rubro perteneciente al negocio.

Para la realización de la RNA se utilizó el software científico SPSS versión 26, en el cual se realizó el preprocesamiento y aplicación de la técnica correspondiente al diseño y modelado de lo que representa un modelo de red neuronal artificial tipo perceptrón multicapa.

## **1. Modelo predictivo de insolvencia financiera en una PYME de la ciudad de Bucaramanga, utilizando redes neuronales artificiales**

### **1.1 Descripción del problema**

En Latinoamérica, la pequeña y mediana empresa (PYME) juega un papel de suma importancia en el desempeño económico de cualquier país de la Región. Por lo anterior, se requiere de forma constante que se fomente y apoye a este tipo de organizaciones económicas que representan más del 80% del empleo generado en los países latinoamericanos [2].

De acuerdo a estudios realizados por *Global Entrepreneurship Monitor (GEM)*, en Colombia las pequeñas y medianas empresas (PYME) en los últimos años han presentado un comportamiento marcado por altas tasas de mortalidad. Tal rendimiento negativo, ha generado cierta inestabilidad dentro de la sociedad colombiana, que para los últimos años ha visto como las cifras de desempleo no pueden ser disminuidas a niveles que garanticen un equilibrio en la economía nacional [2].

Según expertos en el sector empresarial, la mayor cantidad de PYMES fracasan porque sus propietarios incurren en gastos innecesarios, no realizando una optimización de los recursos requeridos, lo cual, los ha llevado a caer en incumplimientos financieros, hasta tal punto de llegar al estado de insolvencia económica [3].

Si bien, aspectos como el desconocimiento del mercado, la mala gestión de recursos económicos y humanos, y la falta de innovación, son factores relevantes que pueden llevar a la muerte económica de una PYME, toca considerar de igual manera, las barreras que impone el modelo colombiano a quienes se han decidido por emprender y fundar una de estas empresas. Ante un contexto tan sensible a imprecisiones técnicas en términos de administración, calidad e innovación, las PYMES han sufrido por no generar las estrategias de competitividad lo

suficientemente fuertes como para perdurar en el tiempo y que de igual manera, les permitan identificar variables importantes para prevenir estados potenciales de insolvencia financiera en el caso de que, se violen parámetros que financiera y administrativamente no deben de irrespetarse al gerenciar una organización económica [4].

La no identificación de variables que condicionan el éxito de una PYME, actualmente y bajo las circunstancias que vive la sociedad, dificultan determinar cuál debe ser el comportamiento adoptado por una pequeña y mediana empresa para mejorar de forma adecuada ante circunstancias tan cambiantes como la del sistema económico mundial sumergido en una pandemia que ya sobrepasa un año de incertidumbre e inestabilidad económica [5].

El rescate de este tipo negocios en muchos casos suele ser un desafío casi imposible, esto porque, los problemas que padecen estas unidades productivas se derivan de causas diferentes. Al ser una problemática con orígenes múltiples, se convierte en un contexto multivariado de alta complejidad en el cual, las principales causas radican en una débil administración de la información contable y financiera, y a la falta de prevención de los posibles estados de insolvencias a los que puede llegarse, si no existen buenas prácticas en la gestión del riesgo que consideren herramientas informáticas que hagan posible predecir y controlar los puntos de desequilibrio financiero para una empresa [6].

Las PYMES, siempre se han concentrado en un personal proveedor de soluciones a problemas económicos de forma conceptual, mas no en un recurso humano que les proporcione soluciones efectivas de forma integral. Una solución efectiva de forma integral, hace referencia a saber implementar aparte de modelos organizacionales, modelos matemáticos con capacidad de prever insolvencias financieras que tengan coherencia con las características propia de la empresa analizada, permitiendo ser para esta, una herramienta que facilite de forma pertinente y oportuna

la toma de decisión que al final permita alcanzar los objetivos estratégicos planteados por la organización [7].

Partiendo de la problemática descrita, en esta investigación se propuso construir un modelo predictivo basado en una RNA (Red Neuronal Artificial), que, mediante la utilización de información extraída de indicadores financieros de una pequeña y mediana empresa de la ciudad de Bucaramanga, permitiera predecir de forma sistemática que variables pueden llevar a la empresa analizada a un posible estado de insolvencia financiera, lográndose con tal proceso responder la siguiente pregunta:

## **1.2 Formulación del problema**

¿Qué variables de las consideradas en el desempeño financiero son las que, a partir de una Red Neuronal Artificial Multicapa Perceptrón, inciden en mayor medida para que una PYME de la ciudad de Bucaramanga presente un estado de insolvencia financiera?

## **1.3 Justificación**

Las PYMES colombianas actualmente generan más del 80% de la producción nacional, lo cual, las convierte en modelos de negocios que requieren de la ayuda de herramientas y mecanismos para optimizar sus recursos y gestionarlas de manera adecuada, convirtiéndolas en organizaciones sostenibles en el tiempo [8].

Herramientas computacionales como lo son las Redes Neuronales Artificiales, han servido como soluciones efectivas en la predicción de la quiebra empresarial de múltiples empresas. Lo anterior, porque en comparación con otros métodos estadísticos las RNA, han permitido en mayor

nivel de eficacia lograr la estabilidad empresarial ante posibles dificultades financieras arrojando modelos más precisos [9].

Las RNA, han podido abordar problemáticas no estructuradas y con información imperfecta. No obstante, tales herramientas han contribuido a diagnosticar el estado financiero de una PYME y así mismo pronosticar eventos de fallas que al final puedan configurar un estado de insolvencia. Prevenir la insolvencia financiera para cualquier empresa, representa años más de vida en el mercado con la posibilidad de innovar en el tiempo logrando una posición estratégica en el nicho operado. Identificar de manera previa, que variables pueden colocar en riesgo el funcionamiento operativo y la estabilidad financiera de una organización económica, significa contribuir a la economía nacional, ya que, una PYME menos que desaparezca por temas financieros es una pequeña y mediana empresa con potencial de crecer y seguir generando empleo.

Cabe destacar que, ser solvente financieramente para cualquier negocio es sostener todo un pilar asociado a la estructura productiva, administrativa y comercial de la misma, debido a que garantiza además de la generación de empleo, el flujo de recursos para cubrir todas las operaciones de la misma en cada área funcional. De igual manera, ser solvente en el ámbito financiero, implica que una empresa debe realizar una gestión eficiente de los recursos disponibles, y planificar de forma adecuada para prevenir estados potenciales de insolvencia e implementar medidas correctivas [10].

La capacidad técnica de las Redes Neuronales Artificiales, permite comprender elementos en el mundo empresarial de tipo cuantitativo y cualitativo. Por ello, sus diversas aplicaciones empresariales, le hacen posible a una PYME detectar de forma anticipada señales que revelan la disfuncionalidad financiera latente y la cual, considera características propias de este tipo de empresas [11].

Otra razón por la cual se desarrolló el trabajo investigativo el planteado en el presente documento fue que, en las PYMES la predicción del riesgo asociado a la insolvencia es hoy en día una arista de suma importancia, en el que, se requiere de un modelo que permita producir información anticipada periódica para enfrentar a diferentes contextos de crisis que pudieran llegar a ocurrir [12].

La investigación propuesta, aportó a una PYME de la ciudad de Bucaramanga, un modelo predictivo con capacidad de prevenir posibles estados de insolvencia financiera, y servirá a su gerencia como una herramienta efectiva para tomar decisiones de tipo correctivo que permitan encaminar a la empresa hacia la consecución de los objetivos estratégicos establecidos como organización.

#### **1.4 Alcance**

Para el sector empresarial colombiano, las pequeñas y medianas empresas necesitan ser unidades productivas con alta competitividad, si se quiere ser una económica referente ante otros países. Considerando estudios realizados por el Departamento Nacional de Planeación (DNP), el Banco Interamericano de Desarrollo (BID), y la Asociación Colombiana de las Micro, Pequeñas y Medianas Empresas (ACOPI), los tipos de empresas ya referenciadas, conforman un núcleo con potencial desarrollo y crecimiento para la economía nacional [13].

Las PYMES tienen una gran relevancia para el modelo económico colombiano porque, son las que en los últimos años han sido las generadoras de empleo en niveles socialmente débiles, dando soluciones de crecimiento social a los estratos menos favorecidos [13].

Para lograr ser unidades proactivas altamente competitivas en el mercado, las PYMES requieren de apoyarse en todas las herramientas y mecanismos tecnológicos posibles, que les

faciliten optimizar sus procesos y procedimientos con la finalidad de poder desempeñarse tanto operativa como financieramente de forma saludable. Debido a la importancia que tiene para una pequeña y mediana empresa, contar con modelos matemáticos y computacionales eficaces, en el presente trabajo investigativo se buscó desarrollar un modelo predictivo de insolvencia financiera para una PYME de la ciudad de Bucaramanga que hiciera posible identificar de forma previa en qué indicadores financieros podría darse señales de desestabilización económica, y así poder tomar medidas correctivas al respecto.

El modelo predictivo que se elaboró, fue diseñado mediante la aplicación teórica de Redes Neuronales Artificiales de tipo Perceptrón Multicapa. Las variables analizadas para correr el modelo, correspondieron a indicadores de solvencia financiera existentes dentro de la PYME analizada y todo lo mencionado en conjunto, constituirá una herramienta de gestión de riesgo y toma de decisión aplicable exclusivamente a la organización económica elegida para el estudio.

## **2. Objetivos**

### **2.1 Objetivo general**

Predecir la insolvencia financiera en una PYME de la ciudad de Bucaramanga, a través de Redes Neuronales Artificiales

### **2.2 Objetivos específicos**

- Identificar los modelos de predicción más utilizados en la estimación de la insolvencia financiera en PYMES, por medio de una búsqueda bibliográfica exhaustiva.
- Describir los indicadores financieros a utilizar en la predicción de la insolvencia financiera de la PYME caso de estudio, utilizando la definición teórica de cada uno.

- Construir un modelo predictivo basado en RNA tipo perceptrón multicapa para determinar qué variables pueden incidir en un estado de insolvencia financiera para la PYME caso de estudio.

### **3. Marco referencial**

#### **3.1 Marco teórico**

##### **3.1.1 *Insolvencia financiera***

La insolvencia financiera en una empresa, puede ser una señal de qué tan inviable resulta el comportamiento de una organización a corto plazo. Se dice que una empresa es insolvente, cuando la misma entidad no es capaz de afrontar de manera estable sus gastos u obligaciones financieras, reflejando de tal manera una escasez de recursos que no lo permite sobrellevar su condición económica [14].

De manera teórica, el riesgo de insolvencia financiera en una PYME corresponde a la probabilidad de que la pequeña y mediana empresa no cuenta con la capacidad suficiente para cubrir las obligaciones adquiridas en el tiempo estimado para el cual, ha pactado con sus acreedores el cumplimiento de las mismas [15].

De acuerdo a lo anterior, la importancia que radica en la identificación de los factores que inciden en la probabilidad de insolvencia financiera es que, a partir de ellos se hace posible determinar estrategias técnicas y operativas para prevenir posibles estados de quiebra [15].

##### **3.1.2 *Tipos de insolvencia financiera***

**3.1.2.1 Insolvencia financiera técnica.** Una empresa presenta insolvencia financiera técnica, cuando su capacidad de generar la financiación necesaria para cubrir sus obligaciones de

pago es altamente insuficiente. Lo anterior significa que, los activos de la organización no pueden producir el flujo de efectivo necesario para hacer frente al pasivo o pasivos adquiridos [13].

**3.1.2.2 Insolvencia financiera efectiva.** La insolvencia financiera efectiva, corresponde a que una empresa para poder cubrir sus deudas necesita incurrir en otras obligaciones financiera, o desprenderse de sus activos. Sí bien la empresa aparentemente es viable a corto plazo, a largo plazo no lo será y puede terminar en un estado de quiebra total [14].

### **3.1.3 Causas de insolvencia financiera**

- Modelo de negocio no rentable [16]
- Falta de capital inicial para cubrir todos los requerimientos de funcionamiento del negocio [16]
- Planeación inadecuada [16]
- Falta de gestión y liderazgo [16]
- Expansión demasiado temprana [16]
- Subestimar la competencia [16]

Para determinar el estado financiero de una empresa, en la materia de los casos se considera información incluida en indicadores financieros de la organización analizada. Lo anterior facilita determinar variables de tipo cuantitativo que representan estimaciones del comportamiento financiero de la empresa en diferentes temporalidades [17].

### **3.1.4 Indicadores financieros para estimar la insolvencia**

**3.1.3.1 Indicador de solvencia.** El ratio de solvencia está dado por la relación existente entre el pasivo total y el capital contable de la empresa, al que también se le denomina ratio de

apalancamiento (leverage). Un nivel alto de apalancamiento es causal de insolvencia financiera, ya que aumenta la probabilidad de ocurrencia de la misma. [16].

$LEV = \text{Total pasivo/patrimonio Tomado de: [16].}$

**3.1.3.2 Indicador de rentabilidad.** El indicador de rentabilidad sobre la inversión (ROA), consiste en una estimación importante de la rentabilidad económica, y se encuentra integrado por utilidades antes de intereses e impuestos (BAIT) y el tamaño promedio del capital para generarlo, o lo que se considera como activo neto promedio. De acuerdo con esta medida, se busca que exista una mayor rentabilidad que minimice el riesgo asociado a un estado de insolvencia financiera, ya que la probabilidad de esta última sería menor de darse mayor rentabilidad [16].

$ROA = (\text{BAIT} \times (1-t)) / \text{activo neto promedio Tomado de: [16].}$

**3.1.3.3 Indicador de liquidez.** En las PYMES, la generación de liquidez a corto plazo es un objetivo fundamental por conseguir. Un nivel óptimo de liquidez no permite problemas financieros en la organización [16].

$PRU$  (prueba ácida) =  $\text{caja} + \text{cuentas por cobrar} + \text{inventario} / \text{pasivo circulante}$ . Tomado de: [16].

Existen otros indicadores financieros a considerar en la insolvencia financiera, los cuales pueden observarse en la siguiente tabla:

**Tabla 1.** *Indicadores financieros considerados en estado de insolvencia*

<b>Categoría</b>	<b>Nombre</b>	<b>Medición</b>
Liquidez	Ciclo operacional	Días de inventario + Días de cuentas por cobrar
	Razón corriente	Activo corriente / pasivo corriente.

<b>Categoría</b>	<b>Nombre</b>	<b>Medición</b>
	Capital de trabajo neto operacional/ventas	Capital de trabajo neto operacional/ventas
	Relación flujo caja libre operacional/ventas	Flujo de caja operacional/ventas.
Rentabilidad	Rentabilidad del patrimonio	Utilidad neta/patrimonio
	Productividad del activo no corriente operacional	Ventas/Activo no corriente operacional
	Margen bruto	Utilidad bruta/ventas
	Margen operacional	Utilidad operacional/Ventas
	Margen neto	Utilidad neta/ventas
Endeudamiento	Nivel de endeudamiento	Pasivo/pasivo patrimonio
	Apalancamiento financiero	Pasivo financiero/patrimonio
	Cobertura de intereses desde la utilidad operacional	Utilidad operacional/gasto operacional

*Nota:* \* La tabla 1 demuestra los distintos tipos de indicadores financieros por categoría, tenidos en cuenta en estados de insolvencia financiera empresarial. Adaptado de [18].

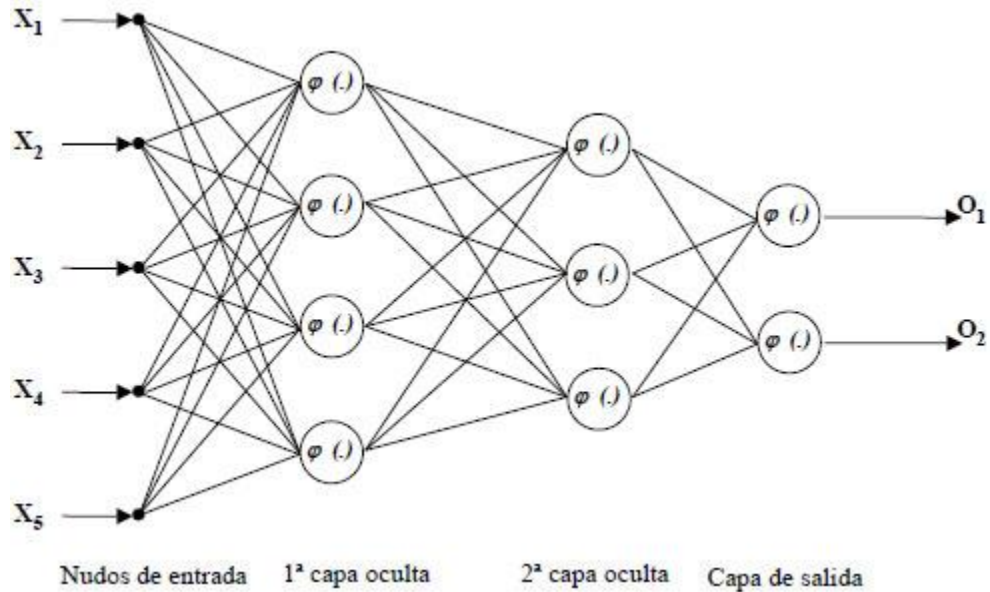
### **3.1.5 Redes neuronales artificiales**

Las Redes Neuronales Artificiales (RNA), consisten en un sistema de aprendizaje cuyo funcionamiento simula el proceso de pensamiento del cerebro humano. Las funciones simuladas mediante este sistema, permiten establecer relaciones de tipo no lineal entre variables que son denominadas de entrada y de salida. Una de las ventajas más importantes de las RNA es que permiten realizar procesamiento de información paralelo y a su vez, hacen posible realizar clasificaciones y reconocimiento de patrones en tiempo real [19].

En otros términos, las RNA pueden definirse como un sistema conformado por nodos que se conectan por medio de un proceso de sinapsis, y cuya estructura está constituida por capas de entradas y salida, y por otras denominadas capas intermedias. La simulación de este tipo de herramientas puede ser corrido mediante funciones de activación [19].

### 3.1.6 Estructura básica de una RNA

**Figura 1.** Estructura de una RNA



Adoptado de [19].

Cada salida de información de una neurona en la respectiva red, se encuentra descrita en términos matemáticos por la siguiente expresión:

$$y_i = \varphi\left(\sum_{i=0}^n w_{ji}x_i\right) \text{ adaptada de: [19]}$$

$w_{ij}$  = pesos sinápticos que ponderan las entradas  $x_i$  y  $\theta_j$ .

$\varphi$  = función de activación de la neurona

$n$  = número total de pesos sinápticos conectados a la entrada de la neurona.

### 3.1.7 Elementos de una RNA

**3.1.6.1 Neurona artificial.** Se considera como neurona artificial, a cada una de las  $N$  unidades que pueden ser ordenadas arbitrariamente. Cada unidad, realiza un trabajo de forma sencilla y única, el cual consiste en recibir las entradas de las células vecinas y cuantificar un valor de salida, que a su vez puede ser enviado al resto de las células. En un sistema simulado bajo RNA, se pueden distinguir tres tipos de unidades principales: unidades de entrada, unidades ocultas y unidades de salida. Las unidades de entradas son aquellas que reciben información del entorno, las unidades ocultas consisten en neuronas cuyas entradas y salidas están localizadas dentro del sistema, mientras que las unidades de salida son las que se encargan de enviar señales hacia fuera del sistema, y pueden ser utilizadas para controlar otros sistemas [20].

Dentro de lo que representan las neuronas artificiales para un sistema de RNA, cabe destacar un tipo de concepto básico y fundamental para interpretar el funcionamiento del mismo. El concepto de *Capa* hace referencia a un conjunto de neuronas cuyas entradas provienen del mismo origen (el origen puede ser otra capa de neuronas), y cuyas salidas se dirigen hacia el mismo destino (el destino puede ser otra capa de neurona) [20].

**3.1.6.2 Estado de activación.** El estado de activación de un sistema basado en RNA, consiste en un vector de  $N$  números reales  $A(t)$ , cuya función es darle vida simulada en un tiempo  $t$ , a un conjunto de unidades. El estado de activación de igual manera se encuentra conformado por elementos, que de forma independiente son los que permiten activar cada neurona artificial del sistema [20].

La activación de cada de una unidad  $U_i$  en el tiempo  $t$  se puede designar por  $a_i(t)$  cumpliendo la siguiente expresión:

$$A(t)=(a_1(t),a_2(t),\dots,a_i(t),\dots,a_N(t)) \text{ Tomado de : [20]}$$

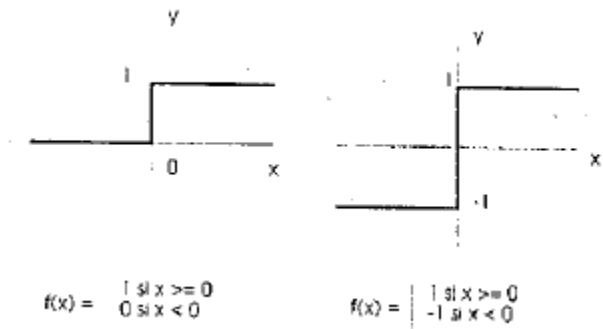
**3.1.6.3 Función de transferencia.** El conjunto de neuronas de un sistema conectado a otro conjunto de unidades requiere de transmitir señales entre las neuronas conectadas entre sí. Es por esto que, para cada unidad  $U_i$  existe una función de transferencia  $f_i(a_i(t))$ , capaz de transformar el estado actual de activación  $a_i(t)$  en una señal de salida  $y_i(t)$  [20] cumpliéndose:

$$Y_i(t)=f_i(a_i(t)) \text{ Tomado de [20].}$$

**3.1.6.4 Tipos de funciones de transferencia.** Típicamente, existen cuatro tipos de funciones de transferencia que permiten determinar distintos tipos de neuronas:

**3.1.6.4.1 Función escalón.** La función escalón o también llamada umbral, es la función de transferencia utilizada solamente en los casos en que, las salidas de la red creada son binarias (dos posibles valores). La salida de una unidad queda activada solo en el caso en que, el estado de activación es mayor o igual cierto valor umbral. La activación se cumple cuando la salida es 1, mientras que no se cumple cuando es 0 [20].

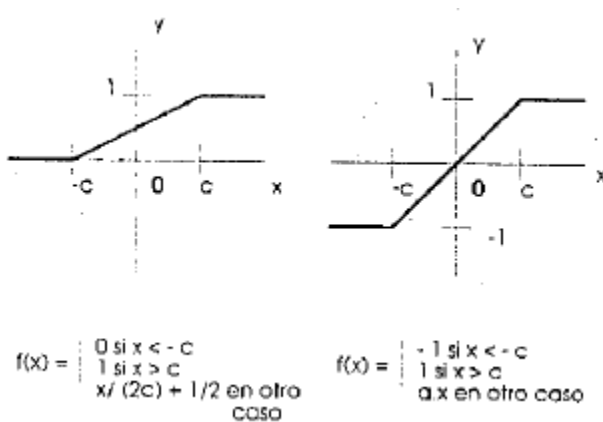
**Figura 2.** *Función de transferencia escalón*



Adaptado de [20].

**3.1.6.4.2 Función lineal y mixta.** Este tipo de función de transferencia da cumplimiento a la expresión  $f(x)=x$ . En unidades con función de transferencia mixta, la activación es 0 si la sumatoria de las señale de entrada es menor que un límite inferior. En caso de que tal suma sea superior o igual al límite superior, la activación es 1. Si la suma de entradas, se ubica entre los limites inferior y superior, la activación queda definida bajo una función lineal [20].

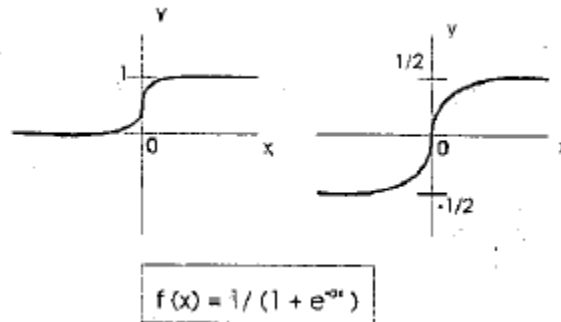
**Figura 3.** *Función de transferencia mixta*



Adaptado de [20].

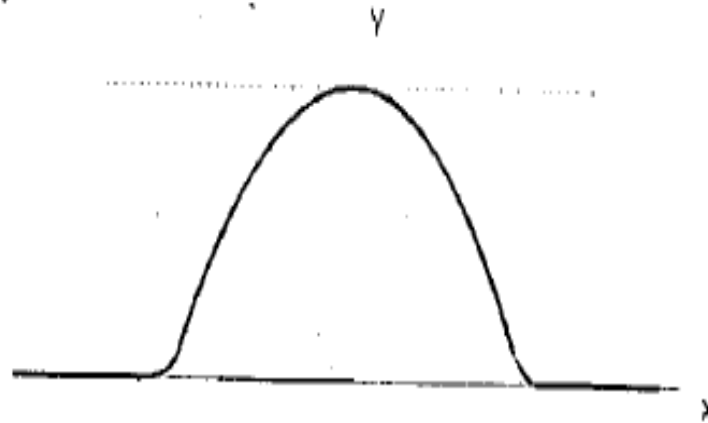
**3.1.6.4.3 Función sigmoideal o continua.** Corresponde a cualquier función definida en un rango de posibles valores de entrada. En esta función, existe un incremento monótonico igual número de límites inferiores y superiores. Utilizando la función sigmoideal, para la mayor cantidad de los valores de estímulo de entrada, el valor que emite la función es cercano a uno de los valores asintóticos. Lo anterior permite que, el valor de salida esté comprendido en la zona alta o baja del sigmoide [20].

**Figura 4.** Función de transferencia continua (sigmoideal)



Adaptado de [20].

**3.1.6.4.4 Función de transferencia gaussiana.** Este tipo de funciones, permite adaptar las funciones sigmoideales a mejores rendimientos, ya que los centros y la amplitud de las mismas pueden ser trasladados a otros contextos de análisis. En algunos casos, se requiere dos capas ocultas utilizando funciones sigmoideales, mientras que haciendo uso de funciones de transferencia gaussiana solo se puede emplear 1 solo nivel oculto [20].

**Figura 5.** *Función de transferencia gaussiana*

Adaptado de [20].

### 3.1.8 Tipos de RNA

**3.1.7.1 Redes monocapa.** Las redes monocapa, son un tipo de redes en el que se establecen conexiones laterales entre las neuronas que hacen parte de la única capa constituyente de la red.

De igual manera, también hay conexiones autorrecurrentes (salida de una neurona conectada a su propia entrada), esta recurrencia es poco común [20].

Las redes monocapa, son utilizadas normalmente para realizar tareas relacionadas, esto se conoce como autoasociación entre los casos más frecuentes están: regenerar información de entrada existente en redes incompletas o distorsionadas [20].

**3.1.8.1 Redes multicapa.** Este tipo de redes, son aquellas que se encuentran formadas por varios niveles de capas, en la que el distinguir el nivel o capa al que pertenece una neurona, significa identificar el origen de las señales de entrada, y el destino de las señales de salida. De forma convencional, todas las unidades neuronales de un nivel reciben señales de entrada desde una capa anterior que se encuentra más próxima a la entrada del sistema, y estas a su vez pueden enviar señales a otras neuronas en capas más cerca a la salida de la RNA [20].

No obstante, en muchos modelos neuronales, es posible conectar las salidas de las neuronas de niveles más adelantados a las entradas de las capas anteriores, este tipo de conexiones se denominan *hacia atrás* o *feedback* en modo contrario a lo descrito se encuentran conexiones de tipo *hacia adelante* o *feedforward* [20].

A continuación, se describen los tipos de conexiones establecidos para realizar la transferencia de información al interior de una Red Neuronal Artificial.

### **3.1.9 Conexiones entre neuronas**

**3.1.9.1 Conexión feedforward.** En este tipo de conexiones, todas las señales producidas por las unidades neuronales se propagan hacia delante mediante un nivel o capa de la red. En este tipo de conexiones, no existen conexiones hacia atrás ni tampoco conexiones laterales, ni autorrecurrentes.

Las redes neuronales en las que mayormente se dan este tipo de conexiones son: Perceptrón, Adaline, Madaline, LineasAdaptativeMemory, Drivereinforcement, Backpropagation [20].

**3.1.9.2 Conexión hacia adelante y hacia atrás.** En este tipo de conexiones, la información es transmitida en los dos sentidos, tanto adelante como hacia atrás en el funcionamiento de la red. Generalmente, las redes que utilizan este tipo de conexión suelen ser bicapa como lo son Cognitron y Neocognitron. Los pesos considerados en estos modelos no necesariamente deben coincidir [20].

### ***3.1.10 Mecanismo de aprendizaje para RNA***

El aprendizaje es el proceso mediante el cual una RNA, puede cambiar sus pesos en función de la respuesta a una información que recibe. Tales modificaciones, durante el proceso de aprendizaje se reducen ya sea a la destrucción, modificación y nuevas conexiones entre las unidades neuronales. En modelos de RNA, una nueva conexión entre neuronas hace que el peso de la unidad conectada nuevamente, adquiera un valor diferente de 0 [20].

Existen convencionalmente dos tipos de aprendizaje en el desarrollo de modelos basados en RNA, los cuales son: aprendizaje supervisado y aprendizaje no supervisado.

**3.1.10.1 Aprendizaje supervisado.** El aprendizaje supervisado, es proceso caracterizado por ser un entrenamiento controlado por un agente externo que puede determinar la respuesta que debería conseguirse a través de la simulación de la red a partir de la información que se le suministra a la misma desde el entorno [20].

De igual manera, el aprendizaje supervisado puede ser considerado desde tres tipos o modalidades de aprendizaje:

**3.1.10.1.1 Aprendizaje por corrección de error.** Esta clase de aprendizaje supervisado busca un ajuste de los pesos asociados a las conexiones de cada red en términos de los valores resultantes en comparación con los valores deseados, es decir un ajuste con base en el error reflejado en la salida [20].

Un algoritmo simple de aprendizaje por corrección de error sigue la siguiente expresión:  
 $\Delta w_{ij} = \alpha y_i (d_j - y_j)$  Tomado de : [20]

Donde:

$\Delta w_{ij}$ =variación en el peso de la conexión entre las neuronas  $i$  y  $j$ .

$y_i$ =valor de salida de la neurona  $i$

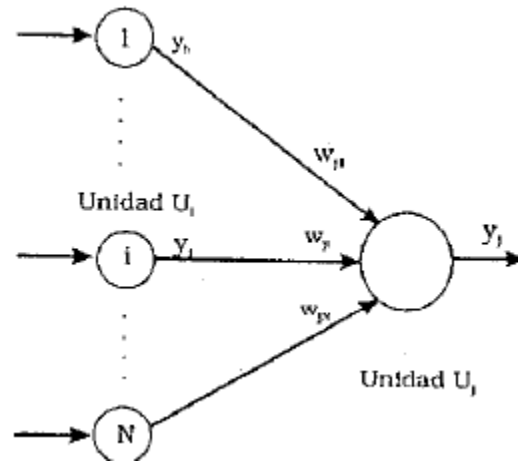
$d_j$ =valor de salida deseado de la neurona  $j$

$y_j$ =valor de salida obtenido de la neurona  $j$

$\alpha$ =factor de aprendizaje ( $0 < \alpha \leq 1$ ) que regula la velocidad del aprendizaje

**3.1.10.1.2 Aprendizaje por refuerzo.** El aprendizaje por refuerzo, corresponde a un aprendizaje supervisado más lento que el aprendizaje por corrección de error. Se fundamenta en no disponer de un marco de ejemplo completo del comportamiento requerido, lo cual significa que, no requiere indicar durante su entrenamiento la salida deseada ante ciertas entradas del sistema [20].

En este aprendizaje, la función del agente controlador queda reducida a indicar a través de una señal de refuerzo si la salida resultante queda ajustada a lo que se busca dándose éxito=+1 y fracaso=-1 [20].

**Figura 6.** *Aprendizaje corrección por error*

Adaptado de [20].

**3.1.10.1.3 Aprendizaje estocástico.** El aprendizaje estocástico, es un aprendizaje supervisado basado en la aplicación de cambios aleatorios en los distintos pesos de las conexiones determinadas para cada red construida, y así mismo busca evaluar su efecto considerando el objetivo buscado y distribuciones de probabilidad referentes [20].

**3.1.10.2 Aprendizaje no supervisado.** El aprendizaje no supervisado, o también denominado aprendizaje autosupervisado no necesita del seguimiento externo para hacer el respectivo ajuste en cada conexión entre las unidades neuronales consideradas. En este sentido, la red construida no recibe ninguna información por parte del exterior donde se le indique si la salida es correcta o no correcta en función de lo esperado [20].

Generalmente existen dos algoritmos de aprendizaje no supervisado a considerar:

**3.1.10.2.1 Aprendizaje hebbiano.** Este tipo de aprendizaje no supervisado, se basa en el siguiente postulado propuesto por Donald Hebb en 1949: cuando un axón que está en una celda A lo suficientemente cerca a otra celda B, se puede excitar la celda B tomando participación en su activación, de este modo algún incremento o cambio metabólico dado en alguna de las dos celdas, aumentará la eficiencia en alguna de las dos [20].

En otros términos, el aprendizaje hebbiano se basa en el ajuste de los pesos teniendo en cuenta la correlación de los valores de la activación respectiva de las unidades neuronales conectadas [20], cumpliéndose la siguiente expresión:

$$\Delta = w_{ij} = y_i y_j \text{ Tomado de [20].}$$

**3.1.10.2.2 Aprendizaje competitivo y cooperativo.** En redes con aprendizaje competitivo y cooperativo, las unidades neuronales compiten entre ellas con el fin de realizar una determinada tarea. Se busca con este tipo de aprendizaje que, al darse una señal de entrada solo una de las neuronas de salida o una entre cientos de las que conforman un grupo, se active en función de lo que se le ingresa al sistema [20].

Este tipo de aprendizaje, simula una competición entre neuronas por activarse quedando una neurona ganadora, quedando el resto sin ser activadas y en un esfuerzo de respuesta mínimo [20]

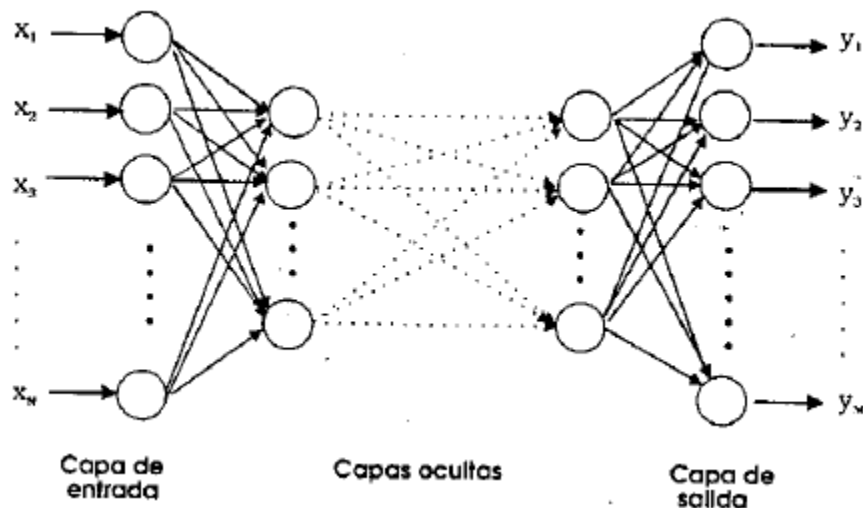
El objetivo que se busca al aplicar este tipo de aprendizaje, es realizar una categorización (*clusterizar*) de los datos de entrada. En este orden de ida, las categorías son generadas por la misma red, ya que se trata de una red sin supervisión externa [20].

### 3.1.11 RNA *perceptrón multicapa*

Una RNA de tipo perceptrón multicapa, es un tipo de red *feedforward* que consiste en una estructura compuesta de varias capas de neuronas entre la entrada y la salida de la misma. En esta red, se pueden establecer zonas de decisión complejas [20].

La potencia que presenta un perceptrón con dos, tres y cuatro capas y con una única neurona en la salida del sistema, pueden observarse de manera grafica en la siguiente figura:

**Figura 7.** RNA *perceptrón multicapa*



Adaptado de [20].



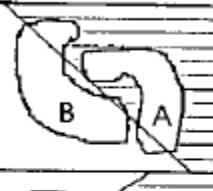



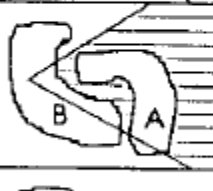
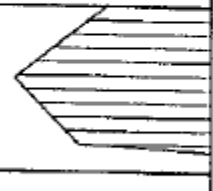



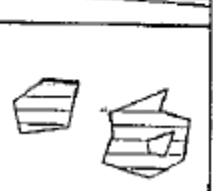
### 3.1.12 *Análisis según el número de capas en la RNA perceptrón multicapa*

Un perceptrón de dos capas (la de entrada con neuronas lineales y la de salida con función de activación de tipo escalón) puede determinar solo dos zonas separadas por una frontera lineal en la región que constituyen los patrones de entrada. Un perceptrón de tres capas por su parte, forma una zona convexa entre las capas que integran su estructura. Tal región convexa es formada

por la intersección entre las zonas que forman cada neurona de la segunda capa. Un perceptrón con cuatro capas, permite generar zonas de decisión altamente complejas, y el proceso de separación se lleva a cabo mediante los pequeños hipercubos que son cuadrados para dos entradas de la red [20].

De manera gráfica, lo anterior puede analizarse en la siguiente figura:

**Figura 8.** Estructura de perceptrón según número de capas

Estructura	Regiones de decisión	Problema de la XOR	Clases con regiones mezcladas	Formas de regiones más generales
<p>2 CAPAS</p> 	<p>MEDIO PLANO LIMITADO POR UN HIPERPLANO</p>			
<p>3 CAPAS</p> 	<p>REGIONES CERRADAS O CONVEXAS</p>			
<p>4 CAPAS</p> 	<p>ALBITRARIA COMPLEJIDAD LIMITADA POR EL NÚMERO DE NEURONAS</p>			

Adaptado de [20].

### 3.1.13 Regla de aprendizaje de una RNA tipo perceptrón

Una RNA de tipo perceptrón, sigue un algoritmo de tipo supervisado, en el que sus resultados pueden ser evaluados y de no conseguirse las salidas deseadas, pueden darse modificaciones oportunas del modelo desarrollado en caso de creerse necesario. El funcionamiento de una red neuronal tipo perceptrón, debe ser capaz de regresar un valor por cada cuatro patrones de entrada, si por ejemplo se considera que cada uno corresponde a una clase de nivel previamente

determinada. El proceso de entrenamiento que para esta clase de red se aplica, permite que el perceptrón sea expuesto a una serie de patrones de entrada y salida en la que los pesos del modelo vayan siendo ajustados de tal forma que, al final del entrenamiento las salidas obtenidas correspondan a las esperadas de acuerdo a los patrones de entrada dados al sistema [20].

### **3.1.14 Algoritmo de convergencia para ajuste de pesos en RNA de tipo Perceptrón**

1.inicialización de los pesos y del umbral. Se asignan de forma previa valores aleatorios a cada uno de los pesos ( $w_i$ ) de las conexiones y al umbral ( $-w_0=\theta$ ) [20].

2.presentación de un par (entrada,salida deseada).presentar un patrón de entrada nuevo  $X_p=(X_1,X_2,\dots,X_N)$  en conjunto con la salida deseada  $d(t)$  [20].

3.Cálculo de la salida

$$y(t) = f[\sum_i w_i(t)x_i(t) - \theta \text{ Tomado de: [20]}]$$

Donde  $f(x)$  resulta ser la función escalón

4.Adaptación de los pesos

$$w_i(t + 1) = w_i(t) + \alpha[d(t) - y(t)]x_i(t) \text{ Tomado de: [20].}$$

$$(0 \leq i \leq N)$$

$d(t)$  es la salida deseada, y tendrá valor de 1 si el patrón pertenece a la clase A y -1 si el patrón pertenece a la clase B. $\alpha$  corresponde a un factor de ganancia comprendido entre 0.0-0.1.Tal factor debe ser ajustado hasta que se logre satisfacer los requerimientos del aprendizaje de forma rápida y la estabilidad de las estimaciones de los pesos. El proceso se hace tantas veces como sea necesario para que los errores presentados en cada patrón queden desaparecidos [20].

## 5. Regresar al paso 2

El algoritmo de convergencia para RNA de tipo perceptrón, puede ser extendido cuando se tengan múltiples neuronas en la capa de salida. La red puede ser capaz de aprender a clasificar todas y cada una de sus entradas, en un número infinito de pasos, siempre que el conjunto de patrones de entrada sea linealmente separable [20].

### 3.2 Marco conceptual

1. *Capa*. Para la temática tratada, una capa corresponde a una neurona capaz de procesar datos procedentes del entorno que enmarca el problema estudiado [21].
2. *Empresa*. Organización de personas y recursos orientada hacia la producción, transformación, circulación, administración o custodia de bienes, o prestación de servicios. Una empresa, busca ejecutar actividades ya sea de tipo industrial o productiva, comercial o de prestación de servicios [17].
3. *Indicador financiero*. Los indicadores financieros, son herramientas que facilitan la evaluación de diversos aspectos de una empresa, entre los cuales están: liquidez, rentabilidad y endeudamiento [22].
4. *Insolvencia financiera*. La insolvencia financiera, corresponde a la imposibilidad que tiene una empresa de poder cumplir con las obligaciones pactadas en el corto plazo, es decir, es la imposibilidad de pagar sus deudas [23].
5. *Modelo predictivo*. Técnica mediante la cual, se pueden combinar una serie de parámetros, con el fin de encontrar la combinación que mejor se ajuste a la realidad estudiada. Para el contexto analizado, corresponde a una relación de pesos a través de un proceso iterativo llevado a cabo mediante redes neuronales artificiales. La combinación resultante óptima,

permite predecir la insolvencia a la que puede llegar una pyme considerando los indicadores financieros considerados [24].

6. *PYME*. Modelo de pequeña y mediana empresa cuyos activos totales pueden ser mayores a 500 SMMLV e inferiores o iguales a 30000 SMMLV [25].
7. *Perceptrón Multicapa (PMC)*. Modelo de RNA supervisado, cuyo objetivo es establecer correspondencias entre capas de entradas y capas de salida [9].
8. *Red Neuronal Artificial (RNA)*. Modelo simplificado que emula el proceso mental del cerebro humano [26].

### 3.3 Marco histórico

El desarrollo de modelos predictivos para pronosticar la insolvencia financiera en PYMES se ha venido dando desde los años sesenta. Desde la década señalada, las empresas han sentido la necesidad de tener a la mano instrumentos capaces de diagnosticar la salud financiera de las unidades productivas. Por ello, la mayor parte de los estudios cuyo contexto de análisis ha sido la insolvencia financiera de pequeñas y medianas empresas, han venido utilizando técnicas predictivas como las Redes Neuronales Artificiales, considerando como variables principales los aspectos que mayor incidencia han tenido en la generación de estados de insolvencia en empresas tanto comerciales como financieras [9].

No obstante, lo anterior solamente corresponde a los primeros rasgos de los que sucedería más adelante con este tipo de aplicaciones técnicas. Específicamente, los modelos predictivos basados en Redes Neuronales Artificiales surgieron con mayor vigor en contextos de crisis como lo ocurrido en 1929 e impulsados por la necesidad e interés de determinar qué factores originaban tales escenarios para así minimizarlos y poder esquivarlos [27].

A partir de la Gran Depresión de 1929, se empieza a divulgar información concerniente al desempeño financiero de empresas con el propósito de identificar dónde podrían darse eventualidades de quiebra y el porqué de tales acontecimientos, es así que, surgen las primeras teorías con el objetivo de identificar contextos en el que aplicaciones estadísticas pudieran tener cabida, y más considerando lo ocurrido en un evento de gran impacto económico como lo sucedido en 1929.

En el periodo comprendido entre 1970-1980, la economía mundial abonó el terreno para requerir de modelos predictivos, ya que fueron tiempos en los que había estancamiento de la producción industrial y comercial, crisis petrolera (1973), incremento del desempleo, cierre de empresas y despidos masivos de trabajadores, y las empresas solo tenían a disposición información en bruto que debía analizarse para poder tomar decisiones y poder corregir y evitar futuros contextos como los ya vividos [27].

Años más adelante, con el avance de las teorías modernas acerca del aprendizaje y la aplicación de procesos de pensamiento neuronal, las técnicas de predicción aplicadas específicamente en empresas PYME han mejorado consiguiendo una notable capacidad predictiva mediante dos tipos de clasificadores: uno de basado en ratios o índices financieros y otro basado en cuartiles [9]. El primero de ellos, considera que, la información económica-contable tiene gran importancia en la toma de decisiones puesto que facilita identificar mediante indicadores financieros todo aquello que condiciona el éxito financiero de una empresa [27].

### **3.4 Marco normativo**

A continuación, se establecen aquellas normas según la reglamentación vigente para tratar la insolvencia financiera en empresas:

### **3.4.1 *Artículo 2 de la ley 590 de 2000***

Para todos los efectos, se entiende por micro, pequeña y mediana empresa a toda aquella unidad de explotación económica administrada por persona natural o jurídica, que pueden ejecutar actividades empresariales, agropecuarias, industriales, comerciales o de servicios, rural o urbana [28]. Esta Ley mediante el artículo señalado, permitirá identificar de acuerdo a los parámetros legales si la empresa seleccionada para el estudio se encuentra en la modalidad de PYME tal como lo plantea el estudio propuesto.

### **3.4.2 *Ley 1116 de 2006 -ley de insolvencia económica***

El régimen judicial de insolvencia regulado en la presente ley, tiene por objeto la protección del crédito y la recuperación y conservación de la empresa como unidad de explotación económica y fuente generadora de empleo, a través de los procesos de reorganización y de liquidación judicial, siempre bajo el criterio de agregación de valor [29]. La presente ley, tiene como objetivo aportar al trabajo investigativo, criterios para entender como una PYME puede sortear un evento de insolvencia financiera si puede llegarse a identificar durante la investigación suficientes factores para llevar a la pyme analizada a tal contexto.

### **3.4.3 *Decreto 560 de 2020***

“Por el cual se adoptan medidas transitorias especiales en materia de procesos de insolvencia, en el marco del Estado de Emergencia, Social y Ecológico” [30]. El decreto señalado, permitirá considerar las pautas en caso de que la PYME analizada presente riesgo de insolvencia financiera, para recomendarle a la misma sobre el proceso a seguir en la Cámara de Comercio con el fin de llegar a un arreglo con el acreedor o acreedores.

#### **3.4.4 Ley 1380 de 2010**

El régimen de insolvencia regulado en la presente ley tiene por objeto permitirle al deudor persona natural no comerciante, acogerse a un procedimiento legal que le permita mediante un trámite de negociación de deudas en audiencia de conciliación extrajudicial celebrar un acuerdo de pago con sus acreedores y cumplir así con sus obligaciones pecuniarias pendientes sin importar su naturaleza, salvo las originadas en obligaciones alimentarias, ni los procesos ejecutivos correspondientes a las mismas [31]. La presente ley, podrá brindarle a la investigación en términos de recomendaciones pautas para recomendarle a la PYME en caso de posible evento de insolvencia como negociar con sus acreedores en caso de que las causas sean detectadas en indicadores financieros asociados al endeudamiento.

### **3.5 Estado del arte**

Identificar el nivel de solvencia financiera para una PYME tiene gran relevancia en los tiempos actuales, donde el mercado se ha vuelto muy cambiante exponiendo a este tipo de empresas a riesgos asociados con la insolvencia financiera. La historia ha dejado ver que, el común denominador del desempeño financiero de las PYMES colombianas, siempre ha tendido hacia la baja, presentando rendimientos que las ha llevado a situaciones delicadas ubicándolas en zonas de muerte empresarial. Todas estas circunstancias anteriormente mencionadas, han originado el surgimiento de técnicas predictivas para la identificación previa de tales eventos de insolvencia, abordando factores que influyen en el desarrollo de este tipo de acontecimientos en las organizaciones económicas ya mencionadas [32].

En este aparte, se realizó una búsqueda exhaustiva de como se ha tratado la predicción de insolvencia financiera en PYMES, qué factores han sido relevantes en los estudios realizados, qué

metodologías han sido utilizadas y así mismo, cuáles han sido los resultados logrados de implementar dichas técnicas.

De acuerdo a lo expuesto por [33] en el artículo “*Bankruptcy Prediction Model Using Neural Networks*”, la predicción de insolvencia financiera puede determinarse mediante un modelo que considere ratios financieras de solvencia, liquidez y endeudamiento. En el estudio desarrollado por el investigador citado, se propuso predecir la insolvencia financiera para 3728 pequeñas y medianas empresas (PYME) belgas, de las cuales 1864 estuvieron en quiebra durante el periodo 2002-2012 teniendo claros ejemplos dados en la realidad estudiada. Además de perseguir la consecución de un modelo para predecir estados de insolvencia financiera como objetivo principal, el autor referenciado siguió la siguiente metodología: tener como capas de entrada los indicadores financieros de solvencia, liquidez y endeudamiento, mientras que, como capa de salida determinó que fuera el estado financiero en términos de solvencia y de insolvencia para las PYMES. La capa de salida del modelo, adoptó valores binarios de 0 y 1, 0 para cuando la PYME analizada estuviera sana y 1 para cuando pudiera estar en riesgo de quiebra, y obtuvo como producto de la investigación un modelo con una tasa de clasificación del orden del 80%.

De igual manera, [34] en el artículo “*A System of Insolvency Prediction for industrial companies using a financial alternative model with neural networks*”, plasmó una investigación concerniente al uso de RNA en la predicción de señales de quiebra en empresas PYMES industriales europeas.

El objetivo principal establecido en el trabajo señalado fue incrementar el poder predictivo de modelos aplicados utilizando un conjunto de ratios financieros como capas de entradas para discriminar mediante el proceso de aprendizaje entre PYMES solventes e insolventes. La metodología implementada para obtener el modelo predictivo deseado, partió de una selección de

500 empresas industriales europeas de las cuales se extrajeron ratios financieros para entrenar al modelo construido, logrando predecir con efectividad del 92 %.

Consultando el trabajo realizado por [35] en el la ponencia “*Modelo de predicción de la solvencia empresarial mediante una red neuronal perceptrón multicapa*”, se evidenció que, predecir la insolvencia financiera en empresas PYME resulta de interés para todas las partes interesadas de una empresa. El investigador tenido en cuenta para esta revisión literaria, utilizó 5 ratios financieros para establecer su modelo de predicción entre los cuales están: capital de trabajo/total activos, recursos propios/total de activos, ganancias ante de interés/total de activos, valor contable/pasivo exigible, total ventas/total activos. Para el desarrollo del Red Neuronal Multicapa, se utilizó el software SPSS V21, utilizando el referente estándar de 3 capas, como los son de entrada, oculta, y de salida. De igual manera, se consideró una función de activación tangente hiperbólica para la capa oculta, mientras una sigmoide para la capa de salida. El modelo resultante logró un nivel alto de predicción discriminatorio de los casos, identificando en un 98,1% a las empresas solventes, y en un 90,9% a las empresas con casos de insolvencia.

En investigaciones que convergen hacia la misma temática planteada en el presente estudio, puede destacarse lo realizado por [36] a través del artículo “*Calculating the risk of insolvency, from traditional methods to artificial neural networks*”, en el que se evidencia que, en el cálculo del riesgo asociado a la insolvencia financiera en pymes el uso de Redes Neuronales Artificiales genera mejores resultados que otras técnicas estadísticas tradicionales. El investigador recopiló un conjunto de estudios a manera de revisión bibliográfica en el que pudo encontrarse lo siguiente: en la mayoría de los casos mediante una metodología de tipo analítico-sintético para identificar las variables importantes en la construcción de modelos predictivos, las RNA obtenidas logran superar en la mayoría de los casos un 80% de eficacia. Así mismo se deja ver que los indicadores

financieros más utilizados en este tipo de aplicaciones son: activo circulante/pasivo circulante, pasivo total/activo total, pasivo a largo plazo/patrimonio.

En el artículo “*Insolvency Prediction Model Using Multivariate Discriminant Analysis and Artificial Neural Network for the Finance Industry in New Zealand*”, [37] declara que los ratios financieras constituyen variables de suma importancia para crear un modelo predictivo que pueda prevenir en una empresa PYME de nueva Zelanda, cualquier falla futura en el área financiera de la empresa estudiada. Los indicadores financieros tenidos en cuenta según el investigador son los obtenidos de informes financieros periódicos y constituyen las variables independientes, mientras que una variable dicotómica empresa fallida/empresa no fallida representa en el modelo construido a la variable dependiente. De acuerdo a los resultados obtenidos, el modelo generado pudo validarse con un porcentaje de asertividad en las predicciones por encima del 78%, y que las empresas con insolvencia financiera fueron caracterizadas por tener menos niveles de liquidez y rentabilidad, y mayores niveles de apalancamiento, y de igual manera, presentaban activos de menor calidad.

En el mismo sentido, [38] en “*Modelos predictivos de la probabilidad de insolvencia en microempresas*”, realizó un estudio que tuvo como objetivo desarrollar un modelo para identificar a las microempresas chilenas que más tenían probabilidades de fracasar financieramente. De acuerdo a lo descrito en el artículo mencionado, la importancia de modelos para identificar empresas posiblemente insolventes, radica en analizar a una empresa al momento de intentar acceder a un crédito financiero, ya que ser capaz de demostrar el cumplimiento de sus obligaciones financieras, es un rasgo para detectar un posible estado de insolvencia. Para desarrollar el modelo predictivo deseado, se consideraron 10 variables dentro de las cuales sobresalen ratios financieros de las microempresas. Los resultados obtenidos indicaron que, el mejor modelo de RNA fue uno

basado en el tipo Perceptrón Multicapa logrando tener una efectividad del 71,9% sobre los casos de la muestra analizada.

Para el contexto colombiano, investigadores de la Universidad de Cartagena adelantaron una investigación cuyo título fue: “*Pronóstico de Insolvencia Empresarial en Colombia a Través de Indicadores Financieros*” en la que a través de indicadores o ratios financieros pudieran generar modelos predictivos de dos clases: uno basado en RNA y otro basado en un algoritmo boosting basado en regresión logística. Para obtener información se recurrió a la Superintendencia Financiera, obteniéndose una muestra de 2861. Las variables consideradas correspondieron a 15 indicadores agrupados por liquidez, solvencia y endeudamiento. Los modelos permitieron discriminar un 4% de empresas insolventes y un 96% de empresas solventes.

Igualmente, en un estudio realizado en el país por [39] titulado “*Propuesta de modelo para la evaluación y predicción del riesgo de insolvencia financiera de pequeñas y medianas empresas manufactureras en Colombia*”, pudo considerarse que, en Colombia la mayor parte de los estudios relacionados a la insolvencia financiera están orientados al impago de créditos como la principal causa de los estados de quiebra económica en PYMES. De acuerdo a lo encontrado en la investigación, pueden tomarse como variables de peso las siguientes: prueba acida, nivel de endeudamiento, margen neto de utilidad, y rentabilidad del activo. Los modelos predictivos referentes para ejecutar una metodología pertinente fueron: el primero basado en regresión logística y el segundo basado en RNA de tipo perceptrón multicapa. Los resultados dados a partir del segundo modelo permitieron demostrar una efectividad de predicción del 82,7% siendo el nivel de endeudamiento el mayor predictor del modelo obtenido.

En el mismo contexto, [40] en “*Ingeniería Analítica para la Predicción de Fracaso de las Microempresas en Colombia*” deja ver que en la mayoría de los casos los problemas de insolvencia

financiera están relacionados con liquidez y endeudamiento. Como objetivo principal, el estudio realizado buscó identificar a través de un modelo predictivo qué indicadores financieros son los que mayor incidencia tienen en los estados de insolvencia financiera dados en las microempresas analizadas. Para las PYMES analizadas pertenecientes al sector industrial, se encontró un modelo basado en RNA con capacidad predictiva del 71,59%.

Todas y cada una de las referencias encontradas, sirvieron para identificar qué tipo de variables son las que se consideran en contextos como el que se pretende abordar en la presente investigación, por lo que las investigaciones identificadas tuvieron un gran aporte para esta tesis debido a que también hicieron posible mejorar de forma metodológica el desarrollo del modelo que se buscaba obtener para la PYME seleccionada.

## **4. Metodología**

### **4.1 Tipo de estudio**

La investigación propuesta en el presente documento, presentó un enfoque cuantitativo y de igual descriptivo. En investigaciones como estas, se puede medir, evaluar o recolectar datos referentes a la problemática estudiada, que en este caso corresponde al estado de desempeño financiero en términos de solvencia o de insolvencia en una PYME ubicada en la ciudad de Bucaramanga [41].

Cabe mencionar que, el estudio siguió una metodología de tipo analítica-sintética por un lado para descomponer la problemática en partes e identificar a su vez las variables más relevantes. Y por otro lado, se ajustó a una metodología predictiva, la cual tiene como principal objetivo, enfocar un resultado concreto al que se desea llegar teniendo una supervisión adecuada del comportamiento de las variables [42].

En la investigación propuesta, las variables a ser analizadas no se emplearon para un fin distinto a lo planteado en el proyecto, lo cual significa que no fue de tipo experimental sometiénolas a procesos diferentes para evidenciar cambios en su comportamiento [43].

## **4.2 Técnica de recolección de información**

La información necesaria para desarrollar el presente proyecto de investigación, fue recopilada mediante la observación directa del investigador. Al considerar a la observación directa como una técnica de recolección de datos, lo que se buscó fue determinar por criterio del investigador parámetros de la problemática planteada relevantes, en el presente caso tales parámetros correspondieron a que, quién realizara el estudio debía extraer la información requerida para responder sus objetivos de investigación [43].

## **4.3 Fases metodológicas**

### ***4.3.1 Fase 1***

La primera fase del proyecto, consistió en identificar mediante una revisión bibliográfica exhaustiva los modelos predictivos basados en Redes Neuronales Artificiales en el pronóstico de estados de insolvencia financiera en PYMES. Así mismo, se evaluó cuál de los modelos identificados se adaptaba mejor a la naturaleza operacional de la PYME analizada.

### ***4.3.2 Fase 2***

Una vez referenciados los modelos predictivos más pertinentes en el contexto estudiado, se buscó identificar si las variables mencionadas en los referentes indagados existían en la PYME

analizada, y posteriormente se realizó el respectivo cálculo o estimación de las mismas mediante indicadores financieros propios de la empresa.

#### **4.3.3 Fase 3**

En la tercera fase metodológica del presente estudio, se elaboró la vista minable mediante el software SPSS V26 con las variables identificadas para alimentar el modelo predictivo propuesto. También, de acuerdo a la teoría que soporta el desarrollo de RNA se determinaron parámetros de la misma como: capas de entrada, capas ocultas, capas de salida, y funciones de activación entre otros, para garantizar la correcta simulación del modelo elaborado, el cual, permitirá hacer conclusiones objetivas al respecto.

#### **4.3.4 Fase 4**

Por último, se llevó a cabo la simulación del modelo de RNA construido a través del cual se estableció el estado de la PYME analizada en términos de solvencia o de insolvencia financiera ,y se identificaron cuál de las variables utilizadas en el modelo eran las que podrían incidir más en el desempeño financiero actual de la empresa.

### **5. Análisis e interpretación de resultados**

Los resultados que a continuación se presentan, corresponden a los principales hallazgos obtenidos a partir de un modelo de red neuronal artificial aplicado en una PYME de la ciudad de Bucaramanga, en la que, analizando indicadores financieros propios de la misma fue posible predecir si el negocio elegido para el estudio podría o no caer en un estado de insolvencia

financiera, y así mismo, se pudo identificar qué variables son las que generarían tal estado de inestabilidad económica en la empresa estudiada.

### 5.1 Indicadores utilizados en la RNA

Los indicadores utilizados como variables independientes en la elaboración del modelo de RNA fueron:

- *Activos líquidos (capital de trabajo/total activos)*. Este indicador en el estudio, fue utilizado para considerar la liquidez con la que cuenta la pyme al momento de cumplir sus compromisos pactados con terceros ante situaciones previstas o imprevistas en la que tenga que responder con efectivo.
- *Apalancamiento financiero (recursos propios/total activos)*. Con este indicador, se buscó tener en cuenta para el modelo de RNA, la capacidad de la pyme para producir utilidades, como consecuencia de la optimización de recursos provenientes de la financiación de entidades externas a la empresa.
- *Efectividad operativa (ganancias antes de intereses/total activos)*. Este indicador dentro de la investigación, permitió considerar la capacidad de la pyme objeto de estudio para generar ganancias a partir de los activos de producción del negocio.
- *Autonomía financiera (capital social/pasivo social)*. El indicador autonomía financiera, permitió considerar la capacidad de la pyme para ser solvente a largo plazo, dado que, este ratio refleja el poder de un negocio para autofinanciarse, comparando el capital social con los pasivos totales.
- *Volumen del negocio (total ventas/total activos)*. El ratio volumen del negocio, hizo posible considerar un aspecto importante de la pyme, como lo es, la capacidad de la empresa para

generar utilidades por las actividades diarias y principales de la misma. Esto es, realizar transacciones por la venta de bienes/productos ofertados.

De igual manera, como variable dependiente se eligió el estado de solvencia financiera (solvente/no solvente) adoptando valores binarios como 1 y 0 respectivamente para cada estado.

## 5.2 Estructura de la RNA

La RNA elaborada fue de tipo perceptrón multicapa con los siguientes elementos constituyentes: 1 capa oculta, 5 neuronas integrantes de la capa de entrada (indicadores financieros), 4 neuronas integrantes de la capa oculta, 2 neuronas en la capa de salida. De igual manera, se utilizaron las siguientes funciones de activación para cada tipo de capa: tangente hiperbólica (capa oculta), y sigmoide (capa de salida).

El desarrollo de la RNA fue llevado a cabo mediante el software SPSS V.26, mediante el cual se obtuvieron los siguientes resultados:

**Tabla 2.** Resumen estadístico de los casos dados para la RNA

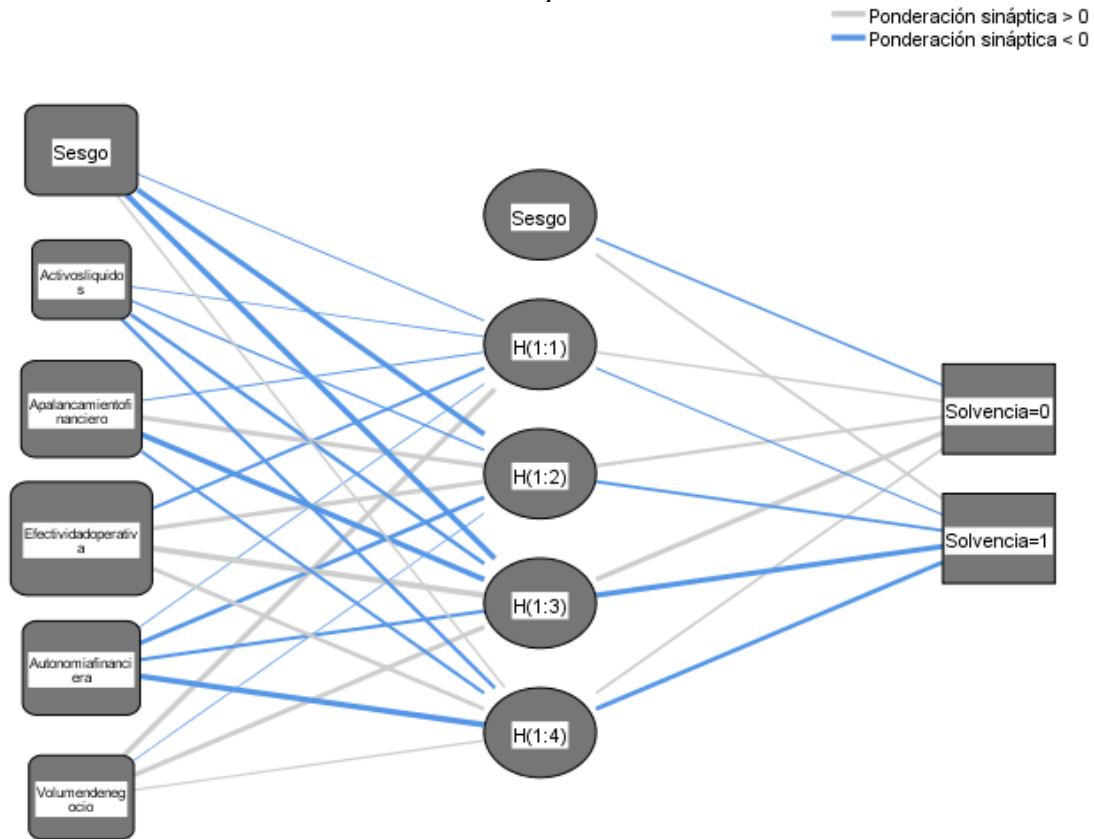
<b>Resumen de procesamiento de casos</b>			
		N	Porcentaje
Ejemplo	Entrenamiento	16	80,0%
	Pruebas	4	20,0%
Válido		20	100,0%
Excluido		0	
Total		20	

*Nota:* \* La tabla 2 demuestra el porcentaje de los casos escogidos por el software para el entrenamiento y para pruebas en la RNA.

En la tabla 2, se puede observar un proceso de entrenamiento de la RNA que utilizó gran parte de la información (80%), para simular varios escenarios en el que al final se pudiera generar

los dos tipos de salidas buscadas en el caso estudiado, es decir una empresa solvente financieramente o una empresa técnicamente insolvente en la parte financiera.

**Figura 9.** RNA resultante del modelo construido para la PYME



Función de activación de capa oculta: Tangente hiperbólica

Función de activación de capa de salida: Sigmoide

*Nota:* \* La figura 9 muestra la estructura de la RNA construida, así como los componentes de cada capa y las funciones de activación para cada una de ellas.

En la figura 9, puede observarse la configuración del modelo de RNA elaborado a partir de las variables o indicadores dados por la pyme para la realización del caso de estudio planteado. Se puede evidenciar del gráfico en mención, una neurona adicional denominada sesgo, esta, tuvo como

función principal forzar todo valor negativo a 0 para obtener una predicción concorde al diseño y funcionalidad de la red propuesta.

**Tabla 3.** Resumen sobre la precisión de la RNA construida

Resumen del modelo		
Entrenamiento	Error de suma de cuadrados	2,360
	Porcentaje de pronósticos incorrectos	18,8%
	Regla de parada utilizada	1 paso(s) consecutivo(s) sin disminución del error <sup>a</sup>
	Tiempo de entrenamiento	0:00:00,00
Pruebas	Error de suma de cuadrados	,009
	Porcentaje de pronósticos incorrectos	0,0%

Variable dependiente: Solvencia

a. Los cálculos de error se basan en la muestra de comprobación.

*Nota:* \* La tabla 3 demuestra el resumen de precisión para la RNA tanto para el entrenamiento como para las pruebas realizadas sobre el modelo mediante el software.

De acuerdo a la Tabla 3, se puede observar un modelo con bajo porcentaje de pronósticos incorrectos de las predicciones que tan solo alcanza el 18,8%.Lo anterior, brinda un argumento solido sobre la fiabilidad del modelo de RNA para el pronóstico del estado de solvencia o insolvencia financiera en la pyme analizada.

**Tabla 4.** Poder clasificadorio de la RNA construida

Ejemplo	Observado	Clasificación		
		No solvente	Pronosticado Solvente	Porcentaje correcto
Entrenamiento	No solvente	3	2	60,0%
	Solvente	1	10	90,9%
	Porcentaje global	25,0%	75,0%	81,3%
Pruebas	No solvente	0	0	0,0%
	Solvente	0	4	100,0%
	Porcentaje global	0,0%	100,0%	100,0%

Variable dependiente: Solvencia

*Nota:* \* La tabla 4 demuestra el poder clasificadorio de la RNA tanto para el entrenamiento como para las pruebas realizadas sobre el modelo mediante el software.

La RNA construida, pudo clasificar de forma correcta en el proceso de entrenamiento el 90,9% de los casos en los que la empresa fue caracterizada como solvente logrando demostrar gran capacidad predictiva al respecto. Para las ocasiones en los que la pyme fuere identificada como no solvente, bajo el modelo generado se pudo clasificar a la empresa de forma correcta en un 60,0%.

En lo que respecta a la información destinada para pruebas (20%) o testeo de la RNA, se puede observar de la tabla 4 que, en su totalidad los casos que fueron escogidos por el software como solventes, bajo el modelo elaborado fueron clasificados por este de forma correcta en un 100%.

**Tabla 5.** Variables que más influyen en el estado de solvencia en la PYME

Importancia de las variables independientes		
	Importancia	Importancia normalizada
Activos líquidos	,094	27,3%
Apalancamiento financiero	,224	64,7%
Efectividad operativa	,346	100,0%
Autonomía financiera	,204	59,1%
Volumen de negocio	,132	37,8%

*Nota:* \* La tabla 5 demuestra la importancia de las variables independientes consideradas para el modelo de RNA.

Bajo el modelo de RNA construido puede observarse que, al realizarse las respectivas simulaciones en los procesos de entrenamiento y pruebas, las variables que mayor influencia pueden tener en un posible estado de insolvencia financiera son :la efectividad operativa (34,6%),apalancamiento financiero (22,4%) y autonomía financiera (20,4%).

## 6. Conclusiones

Las principales inferencias sobre la aplicación de un modelo de RNA (Red Neuronal Artificial), en una pyme de la ciudad de Bucaramanga se presentan a continuación:

Para una PYME de la ciudad de Bucaramanga resultó de gran aplicabilidad conocer el posible estado de solvencia financiera (solvente/no solvente) mediante una interrelación de indicadores financieros vitales a través de una RNA, que al final resultó para ella en una herramienta que le permitió conocer qué variables son las que a partir de un peso porcentual en términos de importancia, pueden tener una influencia en la generación de un escenario pesimista o confirmar un escenario de rendimiento favorable al momento de revisar el desempeño de la PYME en términos financieros.

Un modelo de RNA, en un contexto como el analizado para la PYME elegida requiere de indicadores que reflejen de la manera más clara el funcionamiento o desempeño económico del negocio, por lo que se obtuvieron resultados objetivos y ajustados a un adecuado grado de precisión en las predicciones realizadas.

Se pudo determinar que, tanto en los procesos de entrenamiento como en los de pruebas, los casos observables fueron pronosticados por el modelo elaborado por encima del 90% en la categoría de solventes, y alrededor del 60% en los casos de no solventes. Tales clasificaciones, fueron posibles bajo porcentajes adecuados de error que no superaron el 20%.

En la mayor parte de las situaciones en las que se analizó la PYME, pudo determinarse que la misma actualmente refleja un comportamiento de solvencia financiera, destacándose como variables influyentes en tal desempeño económico: la efectividad operativa, el apalancamiento y la autonomía financieros.

En estos últimos aspectos, se evidencia una PYME que debe gestionar con gran responsabilidad recursos proporcionados por el sector financiero para evitar caer en insolvencia financiera, que al final pueda comprometer su capacidad operativa.

## **7. Recomendaciones**

Dado que el manejo de RNA en el ámbito empresarial no es muy común sobre todo si se menciona el mundo pyme, se requiere de cierta manera un mejor control y manejo de la información financiera disponible en cada empresa del sector para poder vigilar y supervisar su estado de solvencia financiero en un horizonte de tiempo dado.

No solo hace falta analizar el estado de solvencia financiera de una PYME en un timeframe elegido, sino que también se recomienda aplicar la técnica de forma periódica para seguir de cerca el desempeño de la empresa analizada.

Se recomienda al sector empresarial de la ciudad realizar aplicaciones como la elaborada en el presente documento con el fin de disminuir el riesgo de muerte empresarial en los diferentes tipos de negocios para cada segmento de comercio existente.

A cada unidad productiva, se recomienda establecer o buscar alianzas con organizaciones educativas para desarrollar contextos problemáticos con aras de proveer de soluciones prácticas a las empresas con mayor número de falencias identificadas. Así mismo, se vuelve indispensable un manejo transparente de la información proporcionada para generar soluciones empresariales más cercanas a la realidad.

A los investigadores que quisieran producir conocimiento con base a la temática desarrollada en la presente tesis, se hace necesario una buena selección de variables y un buen

manejo de técnicas y herramientas informáticas para generar conocimiento de calidad y referente que permita ir mejorando la técnica aplicada.

**Referencias**

- [1] Pepepromedio. 9 Octubre 2019. [En línea]. Available: <https://www.barymont.com/pepepromedio/blog/solvencia/>.
- [2] F. Romero Espinosa, . Z. A. Melgarejo Molinab y . M. Analí Vera, "Fracaso empresarial de las pequeñas y medianas empresas (PYMES) en Colombia", *Elsevier*, vol. VI, nº 13, pp. 29-41, 2015.
- [3] La República, 3 Abril 2019. [En línea]. Available: <https://www.larepublica.co/altagerencia/los-tres-factores-que-aumentan-el-fracaso-de-los-emprendedores-en-colombia-2846985>.
- [4] Portafolio, 17 Octubre 2020. [En línea]. Available: <https://www.portafolio.co/economia/la-mala-gestion-entre-las-causas-de-cierre-de-las-pymes-545746>.
- [5] F. Bravo Herrera y C. Pinto Gutiérrez, "Modelos predictivos de la probabilidad de insolvencia en microempresas chilenas", *Contaduría*, vol. V, nº 53, pp. 13-52, 2008.
- [6] Universidad de La Sabana, 15 Agosto 2020. [En línea]. Available: <https://www.unisabana.edu.co/portaldenoticias/al-dia/ley-de-insolvencia-un-salvavidas-para-las-empresas-en-crisis/>.
- [7] M. . M. Walteros Zarta, Repositorio Unipiloto, 2008. [En línea]. Available: <http://polux.unipiloto.edu.co:8080/00004619.pdf>.
- [8] EL TIEMPO, 11 Noviembre 2004. [En línea]. Available: <https://www.eltiempo.com/archivo/documento/MAM-1586442>.
- [9] D. Alaminos Aguilera, Repositorio institucional Universidad de Málaga, Octubre 2018. [En línea]. Available: <https://riuma.uma.es/xmlui/>.

- [10] Circulantis, 2019. [En línea]. Available: <https://circulantis.com/blog/solvencia-financiera/>.
- [11] C. Piñeiro Sánchez, M. Rodríguez López y P. De Llanos Monelos, AECA1, 2018. [En línea]. Available: [http://www.aeca1.org/pub/on\\_line/comunicaciones\\_xviicongresoaecca/cd/141b.pdf](http://www.aeca1.org/pub/on_line/comunicaciones_xviicongresoaecca/cd/141b.pdf).
- [12] . L. B. Tonón Ordóñez y M. K. Ludeña Dávila, Repositorio Institucional de la Universidad de Azuay, 2021. [En línea]. Available: <http://dspace.uazuay.edu.ec/handle/datos/10861>.
- [13] EL TIEMPO, 29 Septiembre 2019. [En línea]. Available: <https://www.eltiempo.com/archivo/documento/MAM-1260907>.
- [14] Cámara Oviedo, 2 Octubre 2019. [En línea]. Available: <https://www.mba-asturias.com/economia/que-es-solvencia-finanzas/>.
- [15] R. . D. Cervantes Ardila, Repositorio Universidad de Santander, 2017. [En línea]. Available: <https://repositorio.udes.edu.co/bitstream/001/612/1/An%C3%A1lisis%20del%20riesgo%20de%20insolvencia%20financiera%20bajo%20el%20modelo%20Z2-altman%20en%20las%20cl%C3%ADnicas%20ubicadas%20en%20el%20municipio%20de%20Valledupar%20%28Cesar%29..pdf>.
- [16] . S. Mongrut Montalván, F. . I. Alberti Delgado, D. Fuenzalida O'Shee y M. Akamine Yamashiro, "Determinantes de la Insolvencia Empresarial en el Perú", *Academia. Revista Latinoamericana de Administración*, vol. 10, n° 47, pp. 126-139, 2011.
- [17] Cámara de Comercio de Bogotá, 14 Agosto 2018. [En línea]. Available: <https://www.ccb.org.co/Preguntas-frecuentes/Tramites-registrales/Que-es-una-empresa>.

- [18] D. A. Correa-Mejía y M. Lopera-Castaño, "Pronóstico de Insolvencia Empresarial en Colombia a través de Indicadores Financieros", *Panorama Económico*, vol. 27, n° 2, pp. 510-526, 2019.
- [19] N. M. Fernando Villada y E. García-Quintero, "Redes Neuronales Artificiales aplicadas a la Predicción del Precio del Oro", *Información Tecnológica*, vol. 27, n° 5, pp. 143-150, 2016.
- [20] J. R. Hílera González y V. J. Martínez Hernando, "Redes Neuronales Artificiales", de *Redes Neuronales Artificiales. Fundamentos, Modelos y Aplicaciones*, Madrid, Addison -Wesley Iberoamericana, 1994, pp. 49-110.
- [21] L. Manjarrez, Researchgate, 13 Junio 2014. [En línea]. Available: [https://www.researchgate.net/figure/Figura-III4-Capas-de-una-Red-Neuronal-Capa-de-entrada-neuronas-que-reciben-datos-o\\_fig3\\_315762548](https://www.researchgate.net/figure/Figura-III4-Capas-de-una-Red-Neuronal-Capa-de-entrada-neuronas-que-reciben-datos-o_fig3_315762548).
- [22] Actualicese, 6 Agosto 2020. [En línea]. Available: <https://actualicese.com/indicadores-financieros-mas-importantes-para-las-microempresas/>.
- [23] Consultoria Estrategia, 14 Septiembre 2019. [En línea]. Available: <https://consultoraestrategia.cl/derecho-empresarial/insolvencia-que-es-y-como-afrentarlo-en-terminos-de-gestion-financiera/>.
- [24] Merkle, 1 Septiembre 2020. [En línea]. Available: <https://www.merkleinc.com/es/es/blog/prediccion-dato-redes-neuronales-artificiales>.
- [25] BANCOLDEX, 30 Julio 2018. [En línea]. Available: <https://www.bancoldex.com/que-es-una-pyme-1338>.

- [26] IBM, 15 Mayo 2018. [En línea]. Available: <https://www.ibm.com/docs/es/spss-modeler/SaaS?topic=networks-neural-model>.
- [27] L. Vega Mayáns, "Repositorio de Universidad de Oviedo", Junio 2012. [En línea]. Available:  
<http://digibuo.uniovi.es/dspace/bitstream/10651/4305/6/TFM.%20Loreto%20Vega%20Mayans.pdf>.
- [28] Congreso de La República, "Departamento Administrativo de la Función Pública", 10 Julio 2000. [En línea]. Available:  
<https://www.funcionpublica.gov.co/eva/gestornormativo/norma.php?i=12672>.
- [29] Congreso de La República, "Secretaría del Senado", 27 Diciembre 2006. [En línea]. Available: [http://www.secretariasenado.gov.co/senado/basedoc/ley\\_1116\\_2006.html](http://www.secretariasenado.gov.co/senado/basedoc/ley_1116_2006.html).
- [30] Ministerio de Comercio, Industria y Turismo, Presidencia de La República, 15 Abril 2020. [En línea]. Available:  
<https://dapre.presidencia.gov.co/normativa/normativa/DECRETO%20560%20DEL%2015%20DE%20ABRIL%20DE%202020.pdf>.
- [31] Congreso de La República, "Secretaría del Senado", 25 Enero 2010. [En línea]. Available: [http://www.secretariasenado.gov.co/senado/basedoc/ley\\_1380\\_2010.html](http://www.secretariasenado.gov.co/senado/basedoc/ley_1380_2010.html).
- [32] M. E. Gómez Miranda, J. . M. de la Torre Martínez y I. Román Martínez, "Analysis of temporal sensitivity in the insolvency prediction models: an application to the industrial small business", *Taylor and Francis Online*, vol. V, n° 37, pp. 85-111, 2014.
- [33] X. Bredart, "Bankruptcy Prediction Model Using Neural Networks", *Sciedu Press*, vol. III, n° 2, pp. 124-128, 2014.

- [34] A. M. Callejón , A. M. Casado, M. A. Fernández y J. I. PeláezDepartam, "A System of Insolvency Prediction for industrial companies using a financial alternative model with neural networks", *Taylor and Francis Online*, vol. VI, nº 1, pp. 29-37, 2012.
- [35] A. I. Velasco Fernández, "Congreso Nacional de Medio Ambiente CONAMA", de *Modelo de predicción de la solvencia empresarial mediante una red neuronal perceptrón multicapa*, Madrid, 2014.
- [36] M. K. Ludeña Dávila y L. B. Tonon Ordóñez , "Calculating the risk of insolvency, from traditional methods to artificial neural networks", *INNOVA Research Journal*, vol. VI, nº 3, pp. 270-287, 2021.
- [37] K. Choy Chung, . T. Shin Shin y D. K. Holdsworth, "Insolvency Prediction Model Using Multivariate Discriminant Analysis and Artificial Neural Network for the Finance Industry in New Zealand", *International Journal of Business and Management*, vol. 39, nº 1, pp. 19-28, 2008.
- [38] F. Bravo Herrera y C. Pinto Gutiérrez, "Modelos predictivos de la probabilidad de insolvencia en microempresas chilenas", *Contaduría*, vol. V, nº 53, pp. 13-52, 2008.
- [39] L. C. Forero Galán, "Repositorio Institucional UIS", 2015. [En línea]. Available: <http://tangara.uis.edu.co/biblioweb/tesis/2015/159163.pdf>.
- [40] M. . A. Gómez Barrera, "Repositorio Institucional Universidad de La Sabana", Septiembre 2020. [En línea]. Available: <https://intellectum.unisabana.edu.co/bitstream/handle/10818/46535/Proyecto%20de%20grado%20Andrea%20Gomez.pdf?sequence=4&isAllowed=y>.

- [41] R. Hernández Sampieri, C. Fernández Collado y P. Baptista Lucio, "Metodología de LA Investigación", México, McGraw-Hill, 2006, p. 102.
- [42] J. GM, "Estéticas de la Eficacia", 22 Octubre 2020. [En línea]. Available: <https://esteticasde laeficacia.es/diferencias-metodologia-agil-y-predictiva>.
- [43] J. Hurtado, "Metodología de la Investigación Holística", Caracas, Fundación Sypal, 2000, p. 269.



Apéndices B. Vista minable parte 2

	Nombre	Tipo	Anchura	Decimales	Etiqueta	Valores	Perdidos	Columnas	Alineación	Medida	Rol
1	ID	Númérico	8	0		Ninguna	Ninguna	8	Derecha	Escala	Entrada
2	Activosliqui...	Númérico	8	0		Ninguna	Ninguna	12	Derecha	Escala	Entrada
3	Apalancami...	Númérico	8	0		Ninguna	Ninguna	19	Derecha	Escala	Entrada
4	Efectivido...	Númérico	8	0		Ninguna	Ninguna	17	Derecha	Escala	Entrada
5	Autonomiafi...	Númérico	8	0		Ninguna	Ninguna	19	Derecha	Escala	Entrada
6	Volumende...	Númérico	8	0		Ninguna	Ninguna	17	Derecha	Escala	Entrada
7	Solvencia	Númérico	8	0		{0, Nosolven...	Ninguna	8	Derecha	Nominal	Entrada
8											
9											
10											
11											
12											
13											
14											
15											
16											
17											
18											
19											
20											
21											
22											
23											
24											

Vista de datos Vista de variables