

Modelo de selección de riesgo, aplicado al otorgamiento de microcrédito en un intermediario financiero de crédito colombiano, apoyado en redes neuronales artificiales

Risk selection model, applied to the microcredit granting in a Colombian financial intermediary credit, supported by artificial neural networks

Ariza Miller*, Barón Wilson, Obregón Nelson*, Pineda Yecica** y Velosa Francisco★**

Universidad Piloto de Colombia, Programa de Ingeniería Financiera.
Bogotá, Colombia, 2011.

* Lic Matemáticas Universidad Distrital, Estadístico Universidad Nacional de Colombia. MSc(c) en Economía Universidad Javeriana. Docente Ingeniería Financiera. Universidad Piloto de Colombia. miller-ariza@unipiloto.edu.co, milljanny@gmail.com.

** Ingenieros financieros. Jóvenes investigadores. Semillero Aristos, Grupo de Mercados Financieros. Programa de Ingeniería Financiera. Universidad Piloto de Colombia. wilsonfernandobaronsabogal@gmail.com, yecicapineda@hotmail.com.

* Ingeniero Civil, MSc en Ingeniería Civil, PhD en Hidrología University of California, Davis, USA. Docente Investigador Universidad Javeriana. nobregon@javeriana.edu.co.

★ Economista. MSc Alta Dirección en Finanzas Universidad de los Andes, Especialista en Banca, Especialista en Marketing. nfvelosa@hotmail.com.

Resumen

Este artículo tiene como fin, identificar las variables más relevantes que permiten a través de un modelo de redes neuronales artificiales (RNA), -con aprendizaje supervisado, bajo la tipología de corrección de error y con arquitectura perceptrón multicapa hacia adelante- alcanzar los mejores predictores de bajo nivel de riesgo, en la etapa de otorgamiento de microcréditos. Los estudios académicos relativos al tema son limitados, dado que la materia prima para su aplicación, en la gran mayoría de los casos no es de público conocimiento. Esta información (bases de datos), se convierte en un activo intangible para las instituciones financieras, quienes en forma permanente desarrollan metodologías para el otorgamiento, por ser la esencia de su negocio, en la administración de riesgos. Implica, además que de acuerdo a la experiencia cada record histórico es único y particular, y no es posible hacer universal la aplicación de un modelo. Se contó con información del comportamiento de ciento dieciséis mil prestatarios en un horizonte de tres años, luego de su depuración. En el estudio se encontró que el modelo seleccionado (M105), entre los tantos modelos estimados, presenta una mejor estimación de los prestatarios clasificados como “Riesgoso” con un 38.8% y una clasificación general correcta del 58.5%. Para el caso de los 45.953 prestatarios presentados a la red como “Riesgoso”, logró clasificar en esta categoría a 17.853. También se observa un porcentaje de clasificación errada del 61.1%, correspondiente a 28.100 prestatarios. Es decir, se clasificaron esta cantidad de prestatarios como “No Riesgoso”.

Abstract

This article aims to identify the most relevant variables that allow through a neural network model (RNA), with supervised learning, in a kind of error correction and feedforward perceptron multilayer architecture to achieve the best predictors of low risk, in the process of microcredit. Academic studies on the topic are limited, since the raw material for your application, in most cases is not made public. This information (databases), it becomes an intangible asset for financial institutions, who permanently develop methodologies for the grant, being the essence of your business, in managing risks. Also implies that, according to the experience every time record is unique and particular and universal cannot make the application of a model. Information was available on the behavior of one hundred and sixteen thousand borrowers in a horizon of three years, after debugging. The study found that the

selected model (M105), provides a better estimate of borrowers classified as "Hazardous" with a 38.8% and an overall 58.5% correct. In the case of borrowers 45,953 presented to the network as "Risky", failed to qualify in this category to 17,853. Also there is a wrong classification rate of 61.1%, corresponding to 28,100 borrowers. That is, the number of borrowers classified as "Not Hazardous".

Palabras claves / Keywords: Microcrédito, Default, RNA, Riesgo de crédito. Microcredit, Default, RNA, Credit Risk.

Clasificación JEL: C14, C45, D14, D87, G21.

Introducción

Las micro-finanzas y su impacto en la calidad de vida de los más pobres de entre los pobres¹ han cobrado especial relevancia en los últimos años, en países con economías emergentes. Existen varias situaciones que explican el limitado nivel de penetración del microcrédito en población de escasos recursos, entre otros, un bajo nivel de cultura financiera, altos costos del crédito, posición del sector financiero en cuanto al público objetivo, normatividad e ineficiencia en crear esquemas que determinen de forma justa un perfil de riesgo de los prestatarios.

El trabajo en primer lugar, identificó las variables más relevantes, a partir del estudio de la base datos. A partir de estas, se definió una función matemática que clasifique los clientes riesgosos. El mejor modelo seleccionado, permitió garantizar un menor índice de siniestralidad en la etapa de otorgamiento de un crédito. La metodología empleada corresponde a las redes neuronales artificiales –RNA- que permitieron realizar el estudio y descripción de información de una entidad bancaria, con el objetivo de estimar la probabilidad de default de acuerdo a perfiles de riesgo asignados a los prestatarios.

El documento está estructurado en cinco secciones. En la primera, se identifica el objeto de estudio, como fuente del análisis de variables y comportamiento en busca de su predictibilidad. En segundo lugar, se define el marco conceptual, seguido por una revisión de la literatura sobre los aspectos más importantes de los sistemas inteligentes y las redes neuronales artificiales, en la tercera sección. En una cuarta parte, se describe el estudio de caso, y el análisis realizado de la información, la definición de la variable salida y los criterios para el modelo propuesto. Por último, se observa el análisis a los resultados y selección del mejor modelo propuesto, al igual que las respectivas conclusiones y recomendaciones propias de esta investigación.

1. Objeto de estudio

Uno de los fenómenos que se presenta en el proceso de otorgamiento de crédito y que tiene relación directa con la falta de información fidedigna, es la selección adversa, vista como la exclusión de buenos prestatarios. Esta condición lleva a la existencia de una estrecha relación entre la tasa de interés y el riesgo de crédito asumido por algunos intermediarios. Stiglitz & Weiss (1981), desarrollaron un modelo de racionamiento de crédito, a cualquier tipo de interés. Argumentan, que un proyecto, con una estimación de

¹El contexto de pobreza al que se hace referencia corresponde a la definición de pobreza multidimensional dada por la dirección de planeación nacional de Colombia. Las dimensiones y variables que permiten determinar la naturaleza de las privaciones y su intensidad se encuentran contenidas en el Índice de pobreza multidimensional IPM. De acuerdo a este indicador, se considera que una persona está en condición de pobreza si cuenta con privaciones en al menos 5 de las variables seleccionadas.

retorno esperado menor, es muy sensible a un costo financiero alto, por lo tanto los flujos futuros de caja, se ven menguados y en consecuencia, el proyecto con menor probabilidad de riesgo, es excluido del mercado crediticio.

Un adecuado proceso de selección, obliga a generar mecanismos que ayuden a minimizar el margen de error. Otorgar un crédito no es difícil, recuperarlo si. Por esta razón, el objeto de estudio se centra en el mercado de microcrédito - oferta y demanda-. Para tales efectos, se administra una base de datos en perspectiva de estudio, de un caso real, producto de un historial de crédito de prestatarios en el segmento de microcrédito, originado por un intermediario financiero colombiano. La ventana de tiempo utilizada es de tres años.

2. Marco conceptual

a) *Microcrédito*

La Conferencia Internacional sobre Microcrédito (97), define el microcrédito como “Programas de concesión de pequeños créditos a los más necesitados de entre los pobres para que éstos puedan poner en marcha pequeños negocios que generen ingresos con los que mejorar su nivel de vida y el de sus familias”.

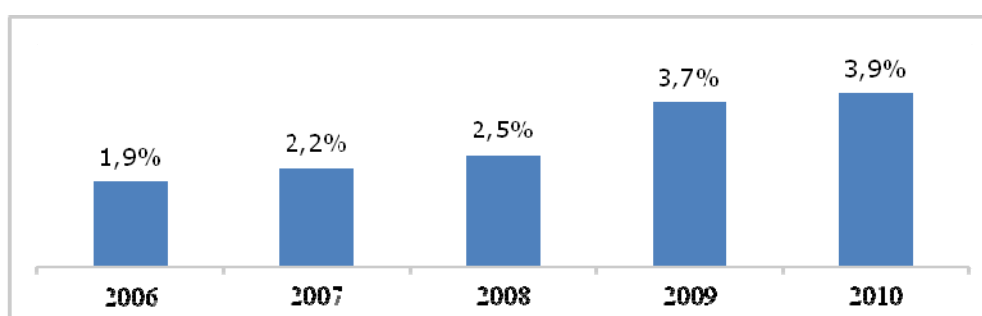
En Colombia, la ley 795/03, ajusta algunas normas del estatuto orgánico del sistema financiero, y define Microcrédito en el artículo 39 como “el sistema de financiamiento a microempresas, dentro del cual el monto máximo por operación de préstamo es de veinticinco salarios mínimos mensuales vigentes (25 SMMLV) sin que, en ningún tiempo, el saldo para un solo deudor pueda sobrepasar dicha cuantía, autorizando a los intermediarios financieros y a las organizaciones especializadas en crédito micro-empresarial, para cobrar honorarios y comisiones, de conformidad con las tarifas que autorice el Consejo Superior de la Microempresa², no repuntándose tales cobros como intereses, para efectos de lo estipulado en el artículo 68 de la Ley 45 de 1990”.

El decreto 4090/06 de la Superfinanciera, art.2°, define el microcrédito como “Los créditos otorgados a microempresas, cuyo saldo de endeudamiento con la respectiva entidad no supere 25 SMMLV. Entendiendo como microempresa a toda unidad de explotación económica, realizada por persona natural o jurídica, en actividades empresariales, agropecuarias, industriales, comerciales o de servicios, rural o urbana, cuya planta de personal no supere los diez trabajadores o sus activos totales, excluida la vivienda, sean inferiores a 500 SMMLV”.

² El consejo superior de la Microempresa está conformado por los Ministros de Comercio, Industria y Turismo, de Agricultura y Desarrollo Rural, y de Protección Social, el director del Departamento Nacional de Planeación, un representante de las universidades, dos representantes de los microempresarios, dos representantes de las ONG de apoyo a los microempresarios, un representante de los concejos regionales para las PYME y las microempresas, un alcalde y un gobernador en cuyo municipio (departamento) se esté desarrollando un plan de apoyo a las microempresas. Y un representante de la Asobancaria (Ley 905 de 2004).

Según la encuesta, “Mercado de crédito informal en Colombia” realizada por el programa MIDAS³(07), se logró establecer que aproximadamente el 90% de los siete millones de hogares que habitan en estratos 1, 2 y 3 del país, habían tenido crédito, principalmente del sector informal (83%), el cual se adquirió con amigos, vecinos y familiares en un 73%, casas de empeño con un 12% y prestamistas en un 15%. En el caso de las microempresas, de las 1,6 millones existentes para el periodo objeto de estudio, el 81% había obtenido crédito, de los cuales un 73% proviene de fuentes informales.

Figura 1. Evolución del porcentaje de población adulta con Microcrédito.



Fuente: DANE y Asobancaria.

En el segmento de microcrédito se estima un aporte de 1,2 millones de usuarios, cifra que representa una participación de la bancarización total nacional de 3,9 % (ver figura 1). Aunque a nivel empresarial se presentó un incremento del 220% entre el año 2006 al año 2010, el más representativo del conjunto de productos, no logra posicionarse como uno de los más relevantes dentro de los que oferta el mercado financiero, situación que afecta sustancialmente su importancia como producto de crecimiento para la población (ver tabla1).

³ MIDAS. Más Inversión para el Desarrollo Alternativo Sostenible. USAID, del Pueblo de los Estados Unidos de América.

Tabla 1. Colombia. Evolución del número de empresas con productos financieros (por tipo de producto).

	Número de empresas					Diferencias		Crecimientos	
	2006	2007	2008	2009	2010	06-10	09-10	06-10	09-10
Cuentas de Ahorro	246,128	272,714	284,918	276,654	293,533	47,405	16,879	19%	6%
Cuentas Corrientes	256,237	278,709	304,988	268,487	299,212	42,975	30,725	17%	11%
Comercial	83,98	96,119	110,935	124,818	138,475	54,495	13,657	65%	11%
Vivienda	809	670	519	383	336	-473	-47	-58%	-12%
<u>Microcrédito</u>	<u>2,300</u>	<u>1,978</u>	<u>4,501</u>	<u>6,697</u>	<u>7,349</u>	<u>5,049</u>	<u>0,652</u>	<u>220%</u>	<u>10%</u>
Tarjeta de Crédito	45,786	47,688	49,948	60,161	64,970	19,184	4,809	42%	8%

Fuente: DANE y Asobancaria.

El concepto de Microcrédito que ha sido adoptado por el sistema financiero en general, no refleja la función social y de inclusión para el cual fue concebido. El contraste es aún mayor si consideramos las definiciones y aplicaciones que se han dado al microcrédito en otros países de la región y de otros continentes.

Para citar algunas de estas definiciones, el Instituto del Perú (09) lo define como “una herramienta para reducir las diferencias en el acceso a los recursos financieros, y como consecuencia, para alcanzar mejores condiciones de vida para los más pobres de la sociedad. El objetivo final es hacer llegar el dinero, en condiciones muy favorables, a pequeños emprendedores de los sectores sociales más desfavorecidos”.

Además de la diferencia semántica del microcrédito en Colombia comparado con otros países, la aplicación refleja la falta de capacidad y voluntad de las entidades financieras para poner al alcance de los más pobres este instrumento financiero en condiciones favorables. Por el contrario, resulta ser un producto excluyente y de alto costo si se tiene en cuenta que la Superintendencia Financiera ha permitido a los bancos cobrar además de una tasa alta, otros valores por comisiones y estudio de crédito que encarecen aún más el producto. Para comprender mejor esta afirmación, es pertinente hacer un paralelo en las características de funcionamiento del microcrédito en Colombia con respecto a países, como Bolivia y España, en dos contextos geopolíticos; el de un país en vía de desarrollo, y otro desarrollado (Tabla 2).

Según Economist Intelligence⁴ (2010), Colombia continúa manteniendo un marco regulatorio poco desarrollado, rígido en lo que tiene que ver con las tasas de interés, en general, el sector financiero pretende dar el mismo trato al microcrédito que a otros productos tradicionales, es decir, haciendo uso de las mismas tecnologías para la toma de decisiones. La *tarifa techo* a los niveles de usura es una de las causales del alto costo del microcrédito dado que las entidades financieras se han mantenido en el máximo argumentando la situación de riesgo inherente al grupo objetivo.

Tabla 2. Comparativo características del microcrédito en Colombia respecto a una economía desarrollada y en otra en vía de desarrollo.

CARACTERÍSTICA	COLOMBIA	BOLIVIA	ESPAÑA
Monto Crédito	No supera los 25 SMLV	USD 50 hasta USD 2000	8.000 a 25.000 Euros
Plazo de Reembolso	Hasta 12 meses	6 a 36 años	3 a 5 años
Tipo de Interés	Tasa techo 36.9%	A partir del 2%	Entre el 4% y 6%
Garantías	Hipotecarias	Según monto del crédito	Sin garantía en la mayoría de los casos
Comisiones	Por estudio de crédito, sumado a honorarios	Sin comisiones	Sin comisiones
Público Objetivo	Microempresarios	Población vulnerable	Población vulnerable

Fuente: Construcción propia.

Con el aumento en las tasas de interés generado a finales del año 2010 y en lo corrido del 2011, el costo medido por la tasa de interés corriente de microcrédito se elevó, pasando de mantenerse constante desde el periodo 2007 hasta mitad del 2010 en un 22.62% a un 32.33% EA, con tope de usura de un 33.93% y 48.5% EA, respectivamente⁵.

A nivel de América Latina, Colombia ocupa el cuarto lugar en saldo de cartera a diciembre de 2009.⁶ Sin embargo, al interior del país, en el primer semestre del 2011 evidencia el escaso nivel de participación del microcrédito (2.7%)⁷ y los costos en comparación con otros productos. La tasa promedio aplicable a microcrédito es superior casi en el doble a la tasa de cartera de consumo (17.7%)⁸.

⁴ "Microscopio global sobre el entorno de negocios para las microfinanzas" 2010.

⁵ Fuente: Certificación tasas de interés bancario corriente. Superintendencia financiera de Colombia.

⁶ Microfinanzas en América Latina y el Caribe: El sector en cifras 2010.

⁷ Banco de la República. Formato 088 de la Superintendencia Financiera de Colombia 2011.

⁸ Banco de la República, 011. Series estadísticas. Tasas de interés. Tasas de colocación. http://www.banrep.gov.co/series-estadisticas/see_tas_inter5.htm.

b) Riesgo de crédito

Es considerado dentro de los riesgos no diversificados o sistemáticos. Se entiende como el derivado de cambios en la clasificación crediticia del emisor generado por la probabilidad de incurrir en pérdidas por el impago en tiempo o forma de las obligaciones crediticias de uno o varios prestatarios (de Lara, 2009).

El comité de Basilea lo define como la “pérdida potencial por falta de pago de un acreditado”. En Colombia, la circular externa 100/95, trata este riesgo, como: “la posibilidad de que una entidad incurra en pérdidas y se disminuya el valor de sus activos, como consecuencia de que un deudor o contraparte incumpla sus obligaciones”⁹.

c) Incumplimiento o Default

Se entiende como el número de días de mora a partir del cual es más probable que un prestatario incumpla a que cumpla con su obligación¹⁰. En Colombia, la Superintendencia Financiera en la circular externa 100/95, considera el incumplimiento para el segmento de microcrédito, como el evento en el cual una operación de crédito cumpla la condición de mora mayor o igual a 30 días.

d) Asimetría de la información

Corresponde al nivel diferente de información que poseen los participantes de los mercados, en el momento de realizar transacciones. Esta situación, infiere ventajas para una de las partes. En los mercados financieros y particularmente en el de microcrédito, las transacciones se realizan también en estado de información asimétrica, de este modo el prestatario dispone de información que la entidad desconoce y solo estará dispuesto a revelar aquella que este a su favor o le beneficie.

e) Selección Adversa

La selección adversa, se entiende como el fenómeno en el cual los intermediarios financieros excluyen del mercado de crédito a buenos prestatarios, debido a la falta de información de sus proyectos y los riesgos en que se incurrir. Ésta es una imperfección del sistema de otorgamiento de crédito, puesto que los prestatarios seguros no participan en el mercado, cuando la eficiencia asegura que deberían estar dentro de éste¹¹.

⁹ Superintendencia financiera de Colombia. Circular básica contable y financiera (Circular externa 100 de 1995).

¹⁰ TAYLOR, Daniel. 2007. Análisis de datos longitudinales en la definición del incumplimiento crediticio.

¹¹ ARMENDARIZ, Beatriz. 2005. The Economics of Microfinance.

El problema central de éste fenómeno, se genera cuando los establecimientos de crédito incrementan el costo del crédito dada la tendencia alcista del índice de siniestralidad de su cartera. Esta medida es una reacción natural tomada para mitigar las pérdidas potenciales, generadas por el castigo de la cartera. La carencia de información real referida a la capacidad de pago de los deudores, como proceso inicial de otorgamiento, es el punto neurálgico de toda Institución financiera.

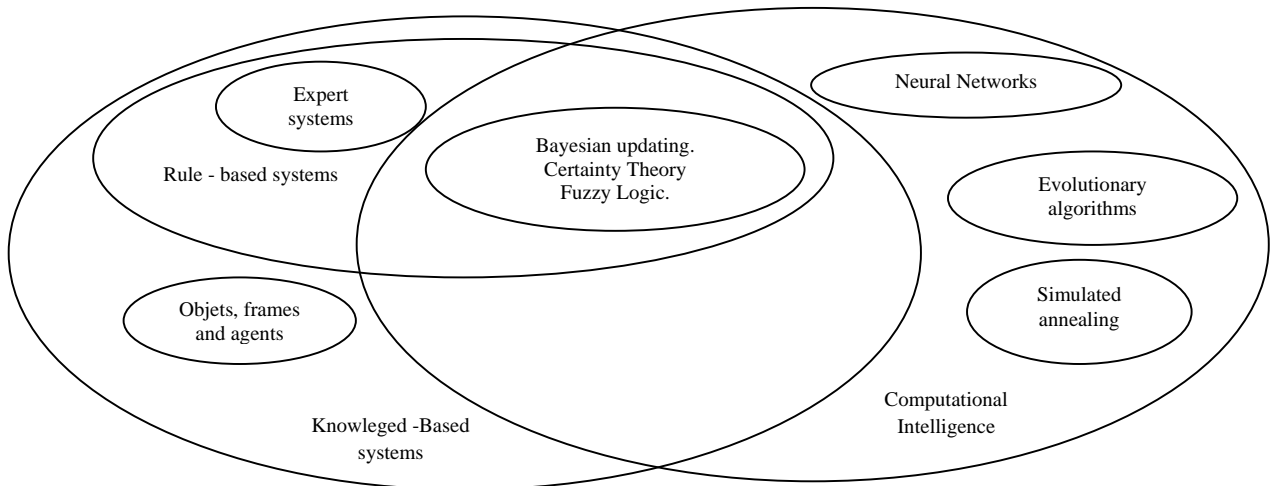
f) Riesgo moral (Moral Hazard)

Se registra cuando un deudor destina los recursos para actividades diferentes a las contempladas inicialmente y sobre las cuales, el intermediario evaluó el riesgo y realizó los respectivos desembolsos.

3. Marco teórico (sistemas inteligentes)

Un sistema inteligente es aquel capaz de adaptarse por medio de la experiencia, al interactuar con su entorno y aprendiendo para cada situación las acciones que se deben tomar, y así poder alcanzar el objetivo propuesto (Corbalán, 06).

Figura 2. Categorías de los sistemas inteligentes.



Fuente: Intelligent system for engineers and scientists – Adrian A. Hopgood 2000.

De los modelos que emplean el desarrollo de sistemas inteligentes se pueden citar las Redes Neuronales Artificiales (RNA), los Árboles de Decisión (AD), las Máquinas de Soporte Vectorial (MSV), los Algoritmos Genéticos (AG), los Algoritmos Evolutivos (AE), la programación Genética (PG), la Lógica Difusa (LD), entre otros. Junto con diferentes métodos de optimización han arrojado resultados promisorios (Vargas, 06). (Ver figura 2). Teniendo en cuenta que la herramienta utilizada en este estudio corresponde a las RNA, se enfatiza en éstas.

Redes Neuronales Artificiales (RNA)

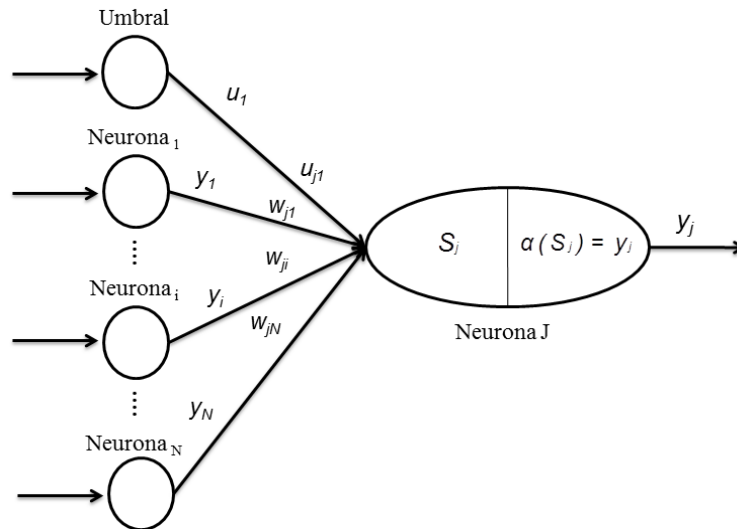
Basados en la eficiencia del cerebro, en cuanto a los procesos que lleva a cabo, e inspirados en su estructura y funcionamiento, investigadores como Alan Turing(36), Frank Rosenblatt(57) y Teuvo Kohonen(69), entre otros, estudiaron el cerebro como una forma de ver el mundo de la computación, dando paso al desarrollo de modelos de RNA como el Perceptrón, ADALINE (Adaptative linear Elements) y las redes de Kohonen (Bishop, 1995).

Según Niesen H., las RNA son *“Un sistema de computación hecho por un gran número de elementos simples, elementos de proceso muy interconectados, los cuales procesan información por medio de su estado dinámico como respuesta a entradas externas”*, Kohonen, la define, *“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”*.

Las RNA han sido utilizadas para el aprendizaje de estrategias de solución basadas en ejemplos de comportamiento típico de patrones, sistemas que no requieren que la orden a ejecutar sea programada, porque generalizan y aprenden de la experiencia. Los sistemas tradicionales de computación, procesan la información en forma secuencial. Las RNA no ejecutan instrucciones, responden en paralelo a las entradas que se les presenta. El resultado no es almacenado en una posición de memoria, este es el estado de la red para el cual se logra equilibrio. El conocimiento no se almacena en instrucciones, éste se encuentra en su topología y en los valores de las conexiones (pesos) entre neuronas.

A partir de RNA, se pueden generar representaciones específicas, de tal forma que un conjunto de ellas puede significar un número, letra o cualquier otro objeto. Los componentes básicos de un modelo de RNA se registran en la figura 3.

Figura 3. Esquema de una RNA con sus principales elementos



Fuente: Memorias Seminario Taller de Investigación II: “Modelamiento con Herramientas de Sistemas Inteligentes”, Instituto Geofísico, Pontificia Universidad Javeriana 2010.

Dónde:

i : Neurona o unidad desde donde proviene la conexión.

j : Neurona o unidad hacia dónde va la conexión.

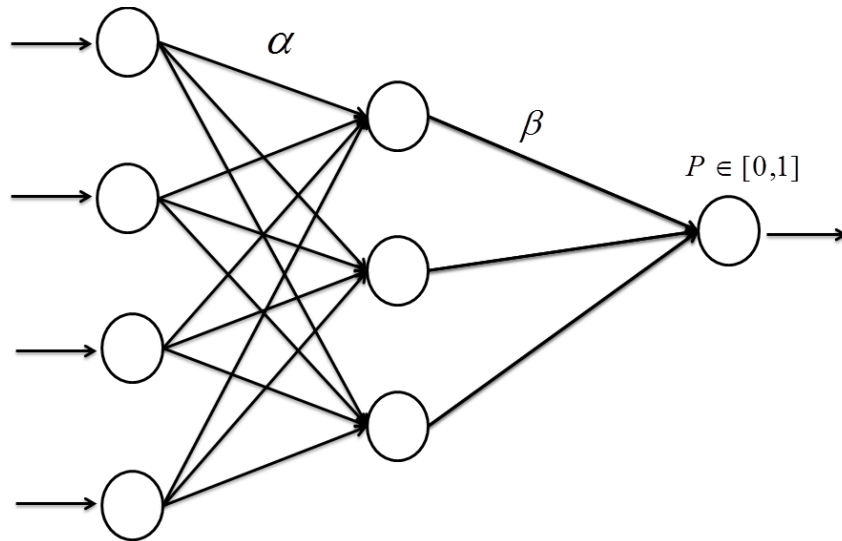
y_i : Valor de salida neurona i en un instante dado.

w_{ji} : Peso sináptico entre la neurona j y la neurona i .

RNA Perceptrón. Fue el primer modelo RNA desarrollado por Rosenblatt (1958). Su capacidad para aprender a reconocer patrones sencillos, generó gran interés en la década de los años 60. Formado por varias neuronas lineales para recibir las entradas a la red y una neurona de salida, es capaz de decidir cuándo una entrada presentada a la red pertenece a una de las dos clases que es capaz de reconocer. Dentro de este modelo se encuentra una tipología llamada multinivel o multicapa.

La única neurona de salida, realiza la suma ponderada de las entradas, resta el umbral y pasa el resultado a una función de transferencia de tipo escalón. La regla de decisión es responder +1 si el patrón presentado pertenece a la clase A, o -1 si el patrón pertenece a la clase B. La salida dependerá de la entrada neta (suma de las entradas X_i ponderadas) y del valor umbral (figura 4).

Figura 4. Red Neuronal Artificial Perceptrón.



Fuente: Memorias Seminario Taller de Investigación II: "Modelamiento con Herramientas de Sistemas Inteligentes", Instituto Geofísico, Pontificia Universidad Javeriana 2010.

En el caso de la red Perceptrón, su aprendizaje se lleva a cabo por corrección de error, en el cual se ajustan los pesos de las conexiones de la red en función de diferencia entre los valores deseados y los obtenidos en la salida. El algoritmo de ajuste de pesos para realizar el aprendizaje de un Perceptrón (corrección de error) con N elementos de entrada y un único elemento de salida es de la forma:

1. Inicialización de pesos y umbral: Inicialmente, se asignan valores aleatorios a cada uno de los pesos (W_i) de las conexiones y al umbral ($W_0 = \Theta$).
2. Presentación de un nuevo par (entrada, salida esperada): Se presenta un nuevo patrón de entrada $X_p = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ junto con la salida esperada $d(t)$.

$$y(t) = f \left[\sum_i w_i(t) x_i(t) - \Theta \right]$$

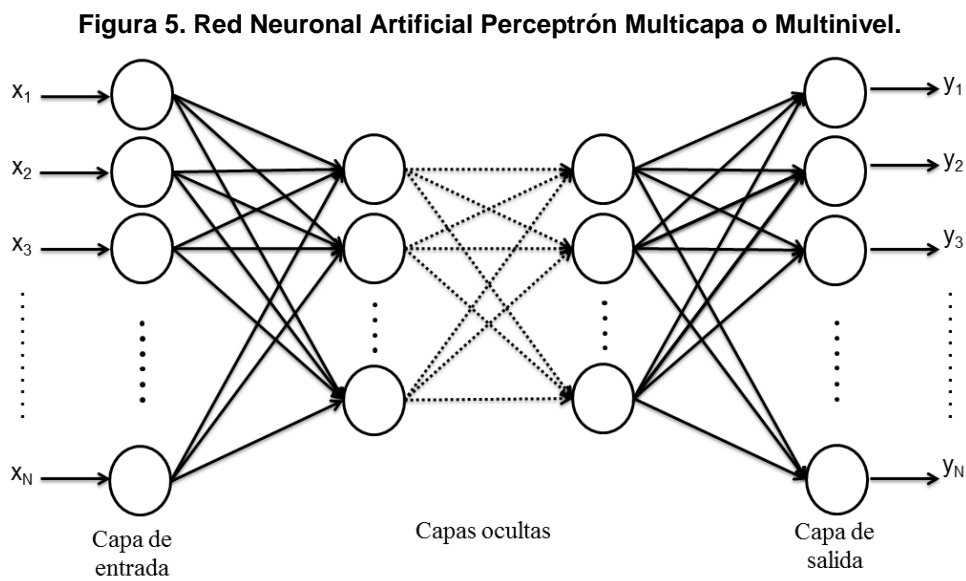
3. Cálculo de la salida actual:

Siendo $f(x)$ la función de transferencia.

4. Adaptación de los pesos: $w_i(t+1) = w_i(t) + \alpha [d(t) - y(t)] x_i(t)$; ($0 \leq t \leq N$), donde $d(t)$ representa la salida deseada y α un factor de ganancia en el rango 0-1.

Perceptrón Multicapa o Multinivel

El Perceptrón con multicapa puede formar cualquier área convexa en el espacio de patrones de entrada. Las regiones convexas, se forman mediante la intersección entre las áreas formadas por cada neurona de la segunda capa (figura 5).



Fuente: Memorias Seminario Taller de Investigación II: “Modelamiento con Herramientas de Sistemas Inteligentes”, Instituto Geofísico, Pontificia Universidad Javeriana 2010.

Cada elemento de la red se comporta con un Perceptrón simple, activándose su salida para los patrones de un lado del hiperplano. Si el valor de los pesos de las conexiones entre las N_2 neuronas de la segunda capa y una neurona de nivel de salida son todos 1, y el umbral de la salida es $(N_2 - a)$, donde $0 < a < 1$, la salida de la red se activará sólo si las salidas de todos los nodos de la segunda capa están activos. Esto es similar a ejecutar la operación lógica *and* en el nodo de salida, dando como resultado un área de decisión intersección de todos los semiplanos formados en el nivel anterior.

La metodología de RNA que se aplicó, corresponde a la técnica de aprendizaje supervisado, bajo la tipología de corrección de error y con arquitectura multicapa *hacia adelante* o *Multilayer Feedforward*.

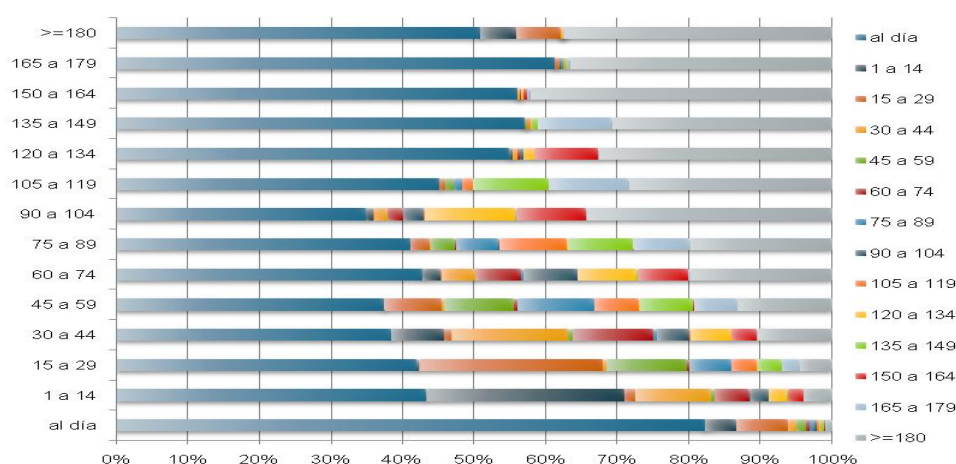
4. Estudio de caso

La base contiene datos de 116,332 prestatarios vinculados con microcrédito, a los cuales se les realizó un total de 130,400 préstamos desde junio del año 2006 hasta junio de año 2008, y un comportamiento de 33 meses desde el momento del otorgamiento. Los créditos presentan la siguiente distribución: Ciento tres mil doscientos setenta y nueve personas adquirieron un crédito, doce mil ciento veinte personas adquirieron dos créditos, ochocientos cincuenta y cinco personas registran tres créditos y setenta y ocho personas tomaron cuatro y cinco créditos. Lo anterior infiere que el 88,8% del total de prestatarios tienen un crédito con la entidad bajo estudio.

La definición de la variable salida se realizó a partir de dos análisis. El primero corresponde a la estimación del *default*, donde se observa los días de mora a través de la construcción de una matriz de transición y el segundo por medio de la observación del desempeño en una ventana de tiempo¹².

Bajo estas circunstancias, la mayoría de prestatarios al caer en el rango de los quince a los veintinueve días, como se aprecia en la figura 6, tienen una probabilidad estimada importante de no retorno. Es decir, que en este rango de días, el 57,6% de los prestatarios comienzan a estar en mora en este rango, o en una mora mayor. Posteriormente, se observa que en entre noventa y ciento cuatro días el 59,8 % de los prestatarios deteriora su nivel de mora. Dado lo anterior, para efectos del estudio, un prestatario se califica en estado de mora, a partir de quince días de retraso en su pago.

Figura 6. Gráfico de transición en días de mora.

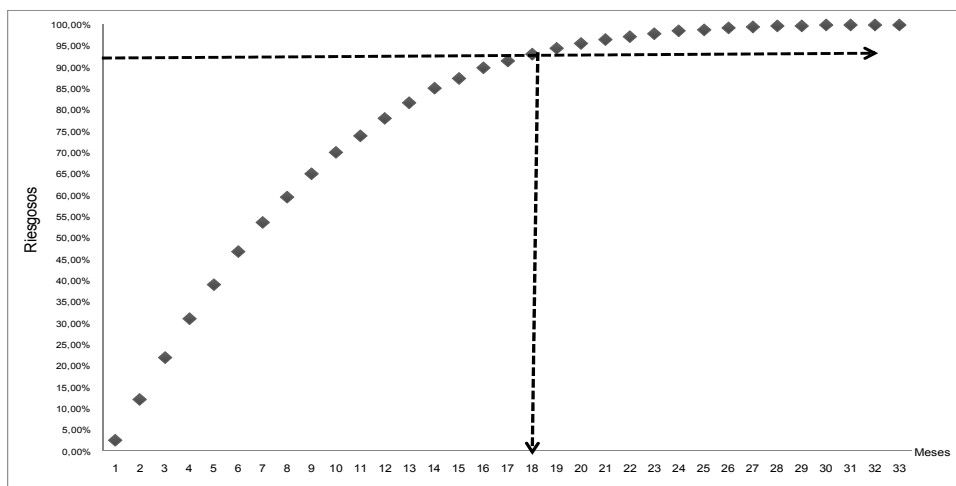


Fuente: Construcción propia.

¹² La construcción de la variable salida se realizó de manera conjunta con el director y codirector de la investigación por lo que será utilizada en la continuidad de la línea de investigación.

El desempeño se refiere al comportamiento del crédito de un cliente en un determinado tiempo con el fin de establecer si éste es considerado riesgoso. Una de las formas para determinar el desempeño, es analizar el rendimiento del pago o impago del portafolio, y observar el desarrollo para definir casos de “Riesgosos” con el tiempo. Una buena fuente de estos datos es un corte mensual o trimestral o el análisis del informe producido en su mayoría en los departamentos de riesgo de crédito. Un ejemplo de análisis para una definición de “malo” es 90 días en mora y un periodo de nueve meses (Siddiqi, 2006).

Figura 7. Comportamiento prestatario riesgoso en meses del total de Riesgosos

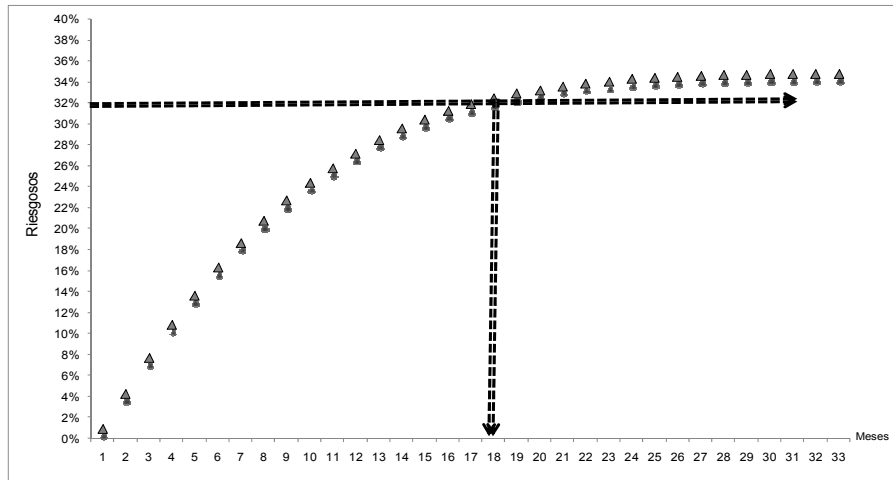


Fuente: Construcción propia.

Según Siddiqi, la muestra se escoge en un periodo de tiempo en el cual se cree que la tasa mala es estable o donde el corte se considera maduro (por ejemplo, donde la tasa mala comienza a nivelarse). La selección de muestras a partir de un corte maduro se realiza para minimizar el riesgo de clasificar mal el rendimiento (por ejemplo, a todas la cuentas se les ha dado suficiente tiempo para volverse malas), y para asegurar que la definición “mala” resultado de una muestra inmadura, no subestimara las tasas malas esperadas al final.

En este caso, se llevaron todos los créditos a su punto de inicio. Es decir, al momento de otorgamiento, y se observó la evolución en una ventana de tiempo de treinta y tres meses. Para este cálculo, se tuvo en cuenta los quince días de mora que se establecieron en el *default*. Como se observa en las figuras 7 y 8, la tasa de malos por mes para un periodo de 33 meses, se desarrolla con mayor rapidez en los primeros diecisiete meses y luego se estabiliza a medida que se aproxima a los dieciocho meses. Así entonces, se considera que un prestatario cae en *default* a los quince días de mora para un periodo de desempeño del crédito de dieciocho meses.

Figura 8. Comportamiento prestatario riesgoso en meses del total de Créditos.



Fuente: Construcción propia.

Definición de variable salida. Para el modelo se consideró la variable respuesta de la siguiente manera:

$$Y = \begin{cases} 1 & \text{Si es Riesgoso} \\ 0 & \text{Caso contrario} \end{cases}$$

Donde riesgoso para el modelo propuesto, según los resultados anteriores, es una obligación que:

1. Si se obtiene 15 días de mora o más en una ventana de tiempo de 18 meses.
2. Si la obligación aparece como castigada, es decir, créditos insolutos reconocidos como pérdida.
3. Si la obligación aparece como reestructurada. Es decir, crédito que ha sido modificado, en sus condiciones originalmente pactadas¹³.

Por lo anterior, la base de datos queda distribuida como se muestra en la tabla 3 siguiente.

Tabla 3. Distribución de la variable respuesta riesgoso y no riesgoso

Y	Frecuencia	Porcentaje
0	70.769	54,3
1	59.631	45,7
Total	130.400	100

Fuente: Cálculos propios

¹³ Superintendencia financiera de Colombia. Circular básica contable y financiera (Circular externa 100 de 1995). Numeral 12, capítulo II.

De las variables de estudio, cincuenta y nueve son de carácter predictivo, veintiséis de orden descriptivo y treinta y tres corresponden a los flujos de comportamiento del crédito. Las variables seleccionadas, fueron: género, edad, ciudad de nacimiento, estado civil, cantidad de personas a cargo, nivel educativo, ocupación, actividad económica, reporte contable, afiliación a seguridad social, permanencia en el negocio, gerencia, clase de local, ingreso por ventas e ingreso¹⁴.

Dentro de las variables contenidas en la base de datos, se observó que algunas de estas presentan gran cantidad de valores. La categorización de algunas de estas variables busca la posibilidad de mejorar el funcionamiento de la red neuronal artificial por medio de una mayor asociación con la variable respuesta. Los modelos propuestos incluirán las variables de forma continua y categorizada.

Con el fin de identificar los rangos óptimos, se re-escalo mediante árboles de decisión utilizando el estadístico chi-cuadrado o CHAID (*chi-square automatic interaction detection*)¹⁵ con respecto a la variable salida *Y*. De igual forma, para verificar el grado de asociación de las variables de entrada al modelo respecto de la variable de salida *Y*, se emplearon las siguientes pruebas: Kolmogorov-Smirnov para dos muestras, Chi-cuadrado y Anova de un factor.

Kolmogorov-Smirnov para dos muestras. De la tabla 4, se infiere que no existe discriminación entre las variables de entrada continuas (edad, ingresos SMMLV e ingresos por ventas) salvo en el caso de cantidad de personas a cargo, que es una variable cuantitativa no continua, donde P valor es mayor al nivel de significancia.

Tabla 4. Prueba Kolmogorov-Smirnov variables cuantitativas

Variable	Diferencias más extremas			Z Kolmogorov-Smirnov	P-Value
	Absoluta	Positiva	Negativa		
Edad	,076	,000	-,076	13,332	,000
Ingreso SMMLV	,041	,000	-,041	7,333	,000
Ingreso por ventas	,060	,000	-,060	10,799	,000
Cantidad de personas a cargo	,005	,001	-,005	,827	,501

Fuente: Construcción propia.

¹⁴ Para mayor detalle de la descripción de las variables, Barón Et al. "Modelo de selección de riesgo, aplicado al otorgamiento de microcrédito en un intermediario financiero de crédito colombiano, apoyado en redes neuronales artificiales". Tesis de grado UPC 2011.

¹⁵ Los árboles de decisión son una metodología de aproximación de funciones con valores discretos. Equivalen al conjunto de reglas *si... entonces*. Han sido aplicados con éxito en tareas de aprendizaje como el diagnóstico médico, riesgo crediticio, series de tiempo, entre otros (Mitchell, 1997). Los árboles de CHAID son una técnica no paramétrica de árboles de clasificación y regresión alternativa binaria. Estudia distintos números de ramificaciones y selecciona el número de ramificaciones óptimo para obtener menor variabilidad dentro de los nodos con respecto a la variable respuesta.

ANOVA de un factor. En la tabla 5, se refleja la comparación de medias entre las variables de entrada continuas y complementa la prueba de Kolmogorov. Se puede evidenciar que las variables de entrada continuas difieren significativamente de la de salida excepto en el caso de la variable cantidad de personas a cargo.

Tabla 5. Prueba ANOVA variables cuantitativas

Variable	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	P-Value
Edad	127106,94	1	127106,943	1071,278	,000
Ingreso SMMLV	4682,16	1	4682,165	109,400	,000
Ingreso por ventas	4,00	1	4,000	589,546	,000
Cantidad de personas a cargo	1,41	1	1,410	,899	,343

Fuente: Construcción propia.

Chi-cuadrado. En la tabla 6, se observa la existencia de asociación entre las variables de entrada cualitativas salvo en el caso de género, donde P valor es mayor al nivel de significancia.

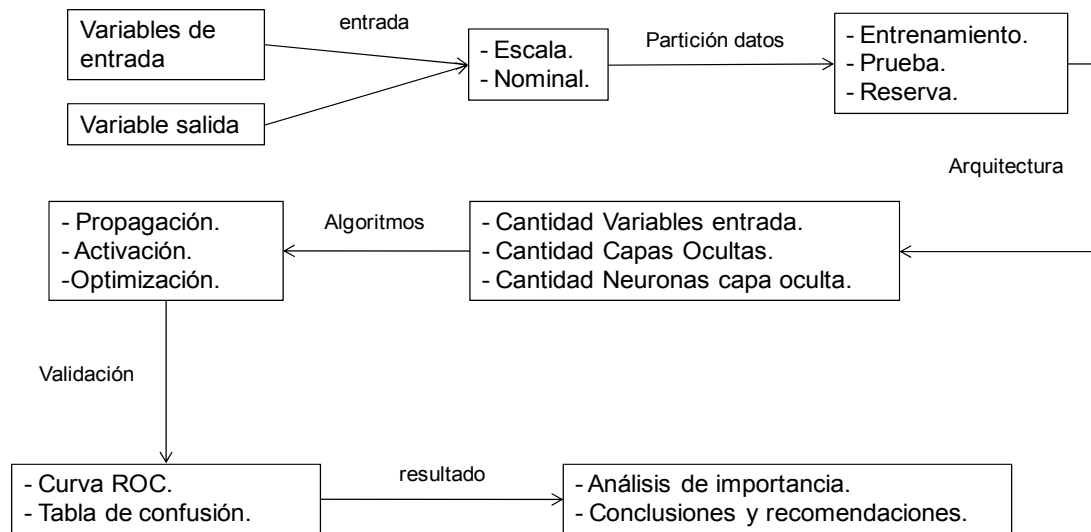
Tabla 6. Prueba Chi-cuadrado variables cualitativas

Variable	Chi-cuadrado	Grados de libertad	P-Value.
Reescala – edad	1242,135	8	,000
Ciudad de nacimiento	1294,627	8	,000
Estado civil	758,267	5	,000
Código ocupación	115,322	3	,000
Nivel educativo	371,817	5	,000
Reescala ingreso SMMLV	270,136	5	,000
Permanencia negocio	2148,817	4	,000
Clase de local	2209,406	4	,000
Género	0,879	1	0,348
Código actividad económica	269,779	19	,000
Experiencia financiera	468,807	1	,000
Reporte contable	71,91	1	,000
Afiliación seguridad social	2133,371	2	,000
Tipo gerencia	2131,096	7	,000

Fuente: Construcción propia.

El modelo propuesto pretende reunir las características sociodemográficas de los prestatarios objeto de estudio registradas en la base de datos del intermediario financiero, junto con las ventajas y características de predicción de las RNA, con el fin de estimar, emular y simular la probabilidad de que un prestatario sea considerado riesgoso o no. Ver en figura 9, las etapas del modelo conceptual.

Figura 9. Etapas del modelo conceptual



Fuente: Construcción propia.

El modelo de red, se ajusta al objetivo del modelo propuesto, teniendo en cuenta características como:

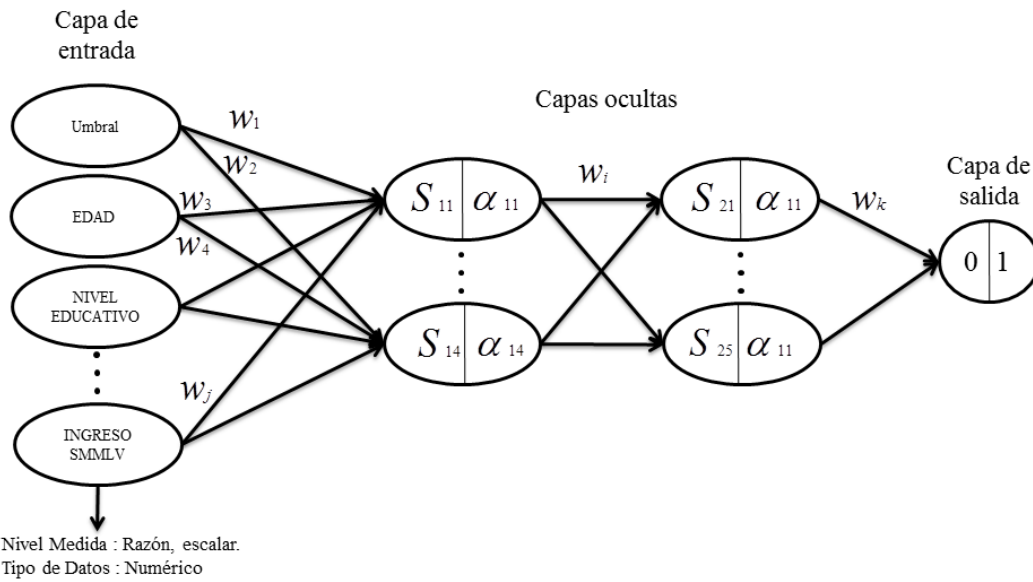
- Una arquitectura que permite establecer regiones de decisión más complejas que las de dos semiplanos, como el Perceptrón de un solo nivel.
- Su aprendizaje puede ser supervisado.
- El aprendizaje puede ser de tipo Offline. Es decir, distingue entre una fase de entrenamiento y una fase de operación. Debido a su carácter estático, no presenta problemas de estabilidad en su funcionamiento.
- El algoritmo de aprendizaje correspondiente a corrección de error cuadrado o *regla delta*, el cual permite cuantificar el error global en cualquier momento durante el proceso de entrenamiento, pues cuanto más información se tenga del error cometido más rápido aprende la red.
- Permite que la información de entrada incluya valores continuos (analógica) aunque su salida sea de tipo discreto (binaria), es también reconocido como red híbrida.

A nivel de arquitectura de la red, en la figura 10, se muestra la topología determinada en la que se tendrá una capa de entrada (con algunas de las variables potenciales), dos capas ocultas y una capa de salida. La determinación de la función objetivo, de propagación y de activación, al igual que el algoritmo de aprendizaje, se basó teniendo en cuenta que este tipo de funciones permiten dar una interpretación probabilística al resultado de la red neuronal artificial (Bishop, 1995):

- La función de propagación a utilizar es lineal: $W_0 + X_1 W_1 + \dots + X_N W_N$
- La función de activación corresponde a la Sigmoidal, la cual toma argumentos de valor real y los transforma al rango (0,1), concordante con los valores que toma nuestra variable de salida. Esta función permite para la mayoría de los valores del estímulo de entrada un valor dado cercano a uno de los valores asintóticos. Esto hace que en la mayoría de los casos, el valor de salida esté comprendido en la zona alta o baja del Sigmoide.
- El algoritmo de aprendizaje es el gradiente descendiente o backpropagation, que permite encontrar un valor mínimo de error mediante la aplicación de pasos descendientes, lo cual asegura el descenso por la superficie del error hasta encontrar el valle más cercano. Es decir, permite minimizar el error cuadrático medio al aproximarse a un mínimo global o local. Dentro de los criterios para el algoritmo de optimización gradiente descendiente, se tomó una tasa de aprendizaje inicial de 0.4, un límite inferior de la tasa de aprendizaje de 0.001, una reducción en la tasa de aprendizaje de 10, un impulso de 0.9 y un desplazamiento del intervalo entre ± 0.5 .
- La función objetivo corresponde a la minimización del error cuadrático medio entre el valor esperado Y_i y el valor de salida estimado por la red \hat{Y}_i .

$$ECM = \frac{1}{2} \sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

Figura 10. Estructura modelo RNA Perceptrón



Fuente: Construcción propia.

Con base en los anteriores resultados se probaron diferentes tipos de arquitecturas que se muestran en la figura 11.

Tabla 7. Combinación Niveles de Medida para los modelos prueba y propuesto

Tipo Modelo	No. Modelo	Nivel Medida	
		Neuronas entrada	Neuronas salida
Prueba	M1 a M30	Escala	Escala
	M31 a M60	Escala	Nominal
	M61 a M90	Escala/Nominal	Nominal
Propuesto	M91 a M120	Escala	Escala
	M121 a M150	Escala	Nominal
	M151 a M180	Escala/Nominal	Nominal

Fuente: Construcción propia.

De allí, se escoge la mejor en función de la suma de cuadrados del error, error relativo, porcentaje de pronósticos incorrectos, tabla de clasificación para la partición de los datos y curva ROC. Para llevar a cabo las diferentes arquitecturas propuestas, se obtuvieron ciento ochenta (180) modelos, a los cuales previamente se les asignaron las siguientes denominaciones: M1 a M90 y M91 a M180 (ver tabla 7).

Figura 21. Matriz arquitecturas de prueba¹⁶.

Función	Capa Oculta	Neuronas Capa Oculta										Entrada	Salida
		C ₁	C ₂	C ₁	C ₂	C ₁	C ₂	C ₁	C ₂	C ₁	C ₂		
Sigmoide Tangente Hiperbólica *	X 1 X 2	X 1 0 1 1 1 2 1 3 1 4 1 5	2 0	2 1	3 0	3 1	4 0	4 1	5 0	5 1	X Escala Nominal	X Escala Nominal	
			3 2	4 2	5 2								
			3 3	4 3	5 3								
			3 4	4 4	5 4								
			3 5	4 5	5 5								

Fuente: Construcción propia.

Para seleccionar el mejor modelo se tuvo en cuenta una partición del conjunto de datos como se muestra en la figura 12. Con esta división, se buscó que el porcentaje de los datos de entrenamiento con los cuales se obtiene el modelo sean suficientes para el aprendizaje de la red, soportado por un porcentaje de datos para prueba que realizan un seguimiento de los errores durante el entrenamiento de la red, y así, evitar un exceso de entrenamiento. Finalmente, un porcentaje de datos de validación o reserva independientes a los utilizados en el entrenamiento y prueba, que evalúan el modelo de red final.

La estimación del error de esta muestra, ofrece una evaluación más exacta de la capacidad predictiva del modelo, pues no se utilizan en el entrenamiento inicial del modelo.

¹⁶ La función tangente hiperbólica será utilizada en los seis mejores modelos.

Figura 32. Partición conjunto de datos.

Con el fin de evaluar el resultado de los modelos se aplicaran las siguientes pruebas de potencia y predictibilidad en cada subconjunto de datos: Suma de errores cuadráticos, error relativo, tabla de confusión, área bajo la curva (Curva ROC)¹⁷, análisis de la importancia de las variables independientes.

5. Resultados

Teniendo en cuenta los criterios de evaluación señalados con anterioridad, se escogieron los seis mejores modelos. Estos presentaron las mejores estimaciones respecto de la suma de errores cuadráticos, error relativo, porcentaje de pronósticos incorrectos, curva ROC y tabla de confusión. En el anexo N° 1, se muestra el resultado de estos modelos con base en los criterios de evaluación.

Con el fin de contrastar los modelos seleccionados con mejor resultado se decidió utilizar como función de activación la tangente hiperbólica. Esta función ofrece una ligera ventaja en comparación con la función Sigmoide, pues da lugar a una convergencia más rápida en el entrenamiento de la red neuronal. En este caso se mantiene constante la cantidad de parámetros en las respectivas capas ocultas, generando cinco nuevos modelos. El resultado de estos se presenta en el anexo N° 2.

Examinando el resultado de los modelos con la función de activación tangente hiperbólica (Anexo N° 2), se observa que las estimaciones no mejoraron respecto de los resultados de los modelos seleccionados con función de activación Sigmoide. Los porcentajes de clasificación no superaron a los mostrados en el anexo N° 1. Las pruebas estadísticas como la curva ROC, la suma del error cuadrático, el error relativo y el porcentaje de pronósticos incorrectos, no presentan una variación significativa, luego, se considera que no se ajustan a los

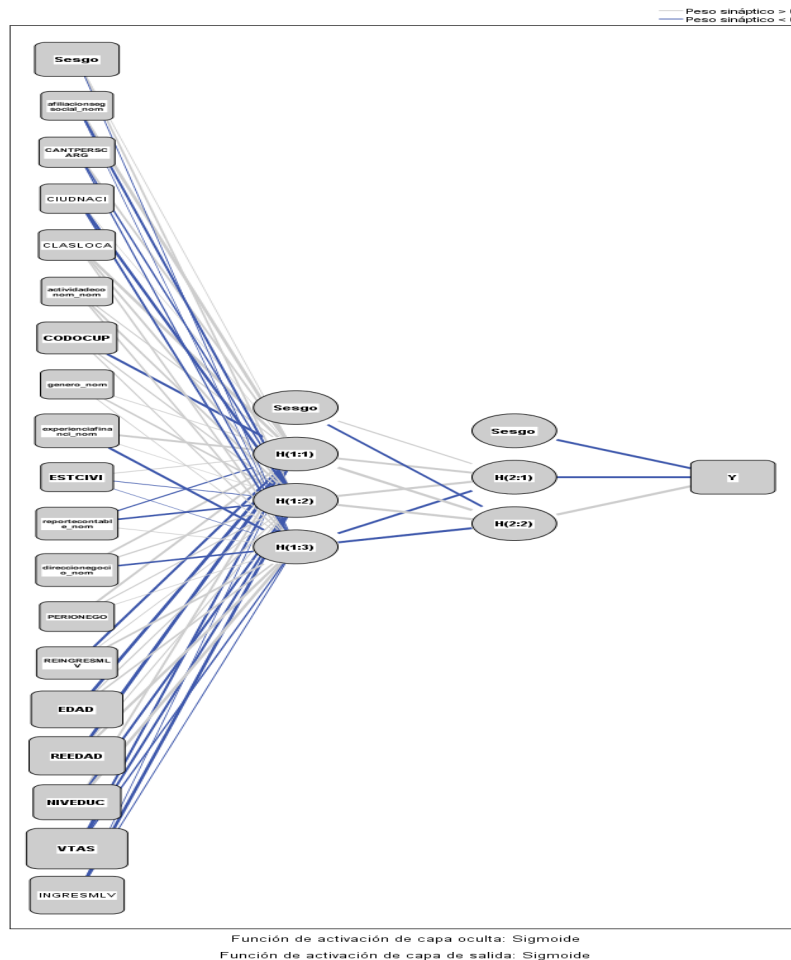
¹⁷Cuando se utiliza una prueba dicotómica (en este caso "Riesgoso" y "no Riesgoso"), la sensibilidad es la probabilidad de clasificar correctamente a un individuo cuyo estado real sea "bueno"; la especificidad es la probabilidad de clasificar correctamente a un individuo cuyo estado real sea "malo". Mediante la representación de los pares (1-especificidad vs. sensibilidad) obtenidos al considerar todos los posibles valores de corte de la prueba, la curva ROC proporciona una representación global de la exactitud diagnóstica.
http://www.fisterra.com/mbe/investiga/curvas_roc/curvas_roc.htm.

critérios de selección. Por lo anterior, los resultados de los modelos tabla 10, son los que presentan mejores estimaciones y por ende la elección del mejor modelo se realiza con base en éstos.

Después de analizar los resultados de los cinco modelos con mejor estimación (Anexo N° 1) y partiendo del objetivo de la propuesta del modelo, que busca estimar, emular y simular la probabilidad de que un prestatario sea considerado riesgoso o no, se seleccionó el modelo M105 como la mejor propuesta de estimación.

En la figura 13, se muestra la arquitectura de la RNA, con dieciocho (18) neuronas de entrada, tres (3) neuronas en la primera capa oculta, dos (2) neuronas en la segunda capa oculta y una (1) neurona en la capa de salida. Esta topología conserva el principio de parsimonia¹⁸ al presentar una estructura simple, es decir, una menor cantidad de parámetros.

Figura 43. Arquitectura RNA modelo 105



Fuente: Resultado RNA Perceptrón Multicapa modelo 105.

¹⁸ El principio de parsimonia, también conocido como la "navaja de Ockham", se refiere a una aseveración donde se afirma que de varias explicaciones posibles a un fenómeno o problema dado la más sencilla es la que presenta mayor probabilidad de ser la correcta.

Como se observa en la tabla 12, el modelo M105 presenta una mejor estimación de los prestatarios clasificados como “Riesgoso” con un 38.8% y una clasificación general correcta del 58.5%.

Para el caso de los 45.953 prestatarios presentados a la red como “Riesgoso”, logró clasificar en esta categoría a 17.853. También se observa un porcentaje de clasificación errada del 61.1%, correspondiente a 28.100 prestatarios. Es decir, se clasificaron esta cantidad de prestatarios como “No Riesgoso”.

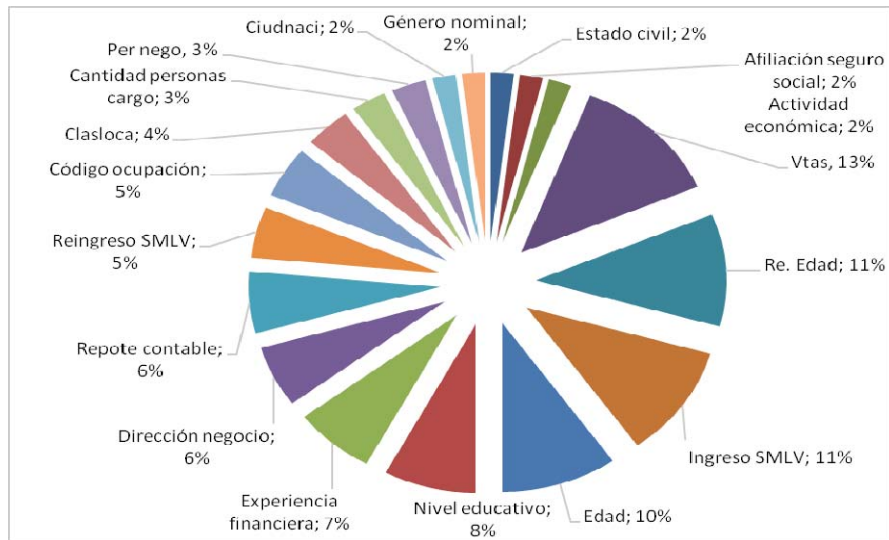
Tabla 3. Tabla de confusión modelo 105

Neurona salida		Clasificación M105					
		,00		1,00		Total	
		Recuento	% de la fila	Recuento	% de la fila	Recuento	% de la fila
Y	0	43476	73,79	15442	26,21	58918	100
	1	28100	61,15	17853	38,85	45953	100
	Total	71576	68,25	33295	31,75	104871	100

Fuente: Resultado RNA Perceptrón Multicapa modelo 105.

Dentro de los resultados del modelo M105, se presenta un análisis de importancia de las variables independientes (figura 14). En este análisis, se observa que las variables relacionadas con la capacidad económica (ventas, ingreso en Salarios mínimos legales mensuales) y la estabilidad del prestatario (edad, nivel educativo), tienen el mayor efecto sobre cómo clasifica la red, puesto que, al presentarse una variación en éstas, la estimación del modelo tiende a cambiar.

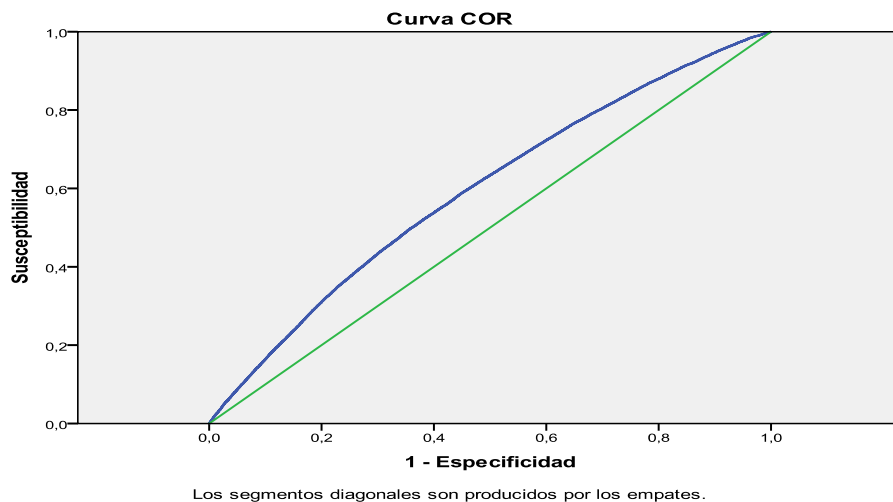
Figura 14. Importancia de las variables potenciales determinantes modelo M105



Fuente: Resultado RNA Perceptrón Multicapa modelo 105.

Evaluando el resultado de la curva ROC (figura 15) para el modelo M105, se observa que el desplazamiento desde la diagonal hacia el vértice superior izquierdo es moderado (59.5%), por lo que la discriminación del modelo entre “Riesgos” y “No Riesgoso” no es significativa presentando una posible discriminación aleatoria.

Figura 15. Curva ROC modelo M105.



Área bajo la curva

Variables resultado de contraste: Valor pronosticado para Y

Área	Intervalo de confianza asintótico al 95%	
	Límite inferior	Límite superior
,595	,591	,598

Fuente: Resultado RNA Perceptrón Multicapa modelo 105.

El resultado del error relativo, observado en la tabla 13, para los datos de entrenamiento (0.9766), prueba (0.9694) y reserva (0.974) se muestran constantes, con lo que se puede concluir que el modelo no presenta sobre-entrenamiento. Es decir, el error en futuras estimaciones será similar al error indicado.

Tabla 4. Resumen resultados modelo M105

Resumen Errores Modelo 105		
Entrenamiento	Suma de errores cuadráticos	8174,221
	Error relativo	,977
Prueba	Suma de errores cuadráticos	2285,865
	Error relativo	,969
Reserva	Error relativo	,974

Fuente: Cálculos propios. Resultado RNA Perceptrón Multicapa modelo 105.

Conclusiones y recomendaciones

Una primera conclusión, es que el microcrédito en Colombia se aleja del concepto social y propósito general con que es concebido en un contexto internacional. Los postulados conceptuales, se refugian en la regulación prudencial (Basilea I, II y ahora III) explícita de la norma. De fondo, el espíritu del legislador, se apoya en el principio de garantizar los retornos del principal al intermediario financiero, de tal suerte que garantice su viabilidad financiera. En consecuencia, los parámetros están orientados al micro-empresario, independiente de su naturaleza jurídica. Lo que es no menos cierto, es que es viable una cartera de microcrédito bajo una adecuada asignación del mismo en términos de eficiencia en su recuperación. Contrario a este principio, la

norma facultad al establecimiento de crédito, a cobrar honorarios y comisiones por otorgar el crédito entre el 4.5% y 7.5%¹⁹ dependiendo del monto prestado.

En éste orden de ideas, la tasa de interés se configura como la más costosa con respecto a los demás productos financieros, con un interés bancario corriente de 32.33% y una tasa de usura de 48.5%²⁰. Estas características, incrementan significativamente el costo para el prestatario o microempresario, que en Colombia representa el 96.02% de la unidades económicas y ocupa a cerca del 51% de los empleados²¹.

Al realizar un análisis a los créditos de la base de datos clasificados como “Riesgoso”, se puede concluir que las variables socioeconómicas de los prestatarios que presentaron el mayor porcentaje fueron: Edades entre los 41 a 49 años (27,51), casados (33,74), con hasta dos personas a cargo (66,24), actividad económica comercio al por mayor y al por menor (15,8), ocupación independiente (92,13), nivel educativo bachiller (49,41), sin experiencia financiera (80,45), sin manejo contable (80,84), sin afiliación a seguridad social (49,34), con experiencia en el negocio superior a los 36 meses (42,03), administrado por el solicitante del crédito (47,52), ingreso en SMMLV (31,22) e ingresos por ventas de hasta dos millones de pesos (44,1).

Las RNA y su implementación en la predicción del riesgo de crédito para el microcrédito, se cataloga como un sistema robusto, de fácil aplicación e interpretación, que depende únicamente de la forma y calidad de la información que se le presenta.

Desde el punto de vista económico se puede concluir que la disminución de los fenómenos que se presentan en el proceso de otorgamiento de microcrédito por medio de este tipo de herramientas, podría significar una importante reducción de costos operativos y de seguimiento al oferente. Al mejorar la calidad de la información como se recomienda, la predicción en la clasificación de los prestatarios en “Riesgoso” y “No Riesgoso” seguramente mejorará la eficiencia en el tiempo de otorgamiento, al igual que el indicador de cartera morosa. La buena clasificación permitiría un seguimiento más focalizado en los créditos clasificados como riesgosos. El resultado, un aumento en los retornos por parte del intermediario y del prestatario, pues al primero le permite implementar políticas crediticias más acordes al segmento, y al segundo, un mayor acceso al crédito bajo condiciones que se ajustan a su perfil.

Se recomienda ampliar el estudio al análisis de tasas diferenciales, según perfil de riesgo, en busca de una asignación eficiente del crédito y mejora de la productividad de los diferentes sectores económicos para generar un mayor desarrollo y crecimiento.

¹⁹ Consejo superior de microempresa. Resolución 01 de abril 26 de 2007.

²⁰ Tasas vigentes para el periodo 01-julio al 30-septiembre de 2011. Superintendencia financiera de Colombia.

²¹ DANE. Censo 2005- módulo de unidades económicas.

Bibliografía

Acción Internacional. 2004. *"Hallazgos del análisis de la pobreza: Bancosol"*, Bolivia. Insight N° 1. Octubre.

Akerlof, G. 1970. *"The Market for Lemons: Quality Uncertainty and the Market Mechanism"*. Quarterly Journal of Economics. Oxford Journals. Vol. 84 - No. 3. Págs. 488-500. Oxford, Inglaterra.

Aristizábal, R. 2007. *El Microcrédito como alternativa de crecimiento en la economía Colombiana*. Revista Ciencias Estratégicas. Vol. 15. N° 17. Págs. 39-57. Medellín, Colombia.

Armendariz, Beatriz y Morduch, Jonathan. 2005. *The Economics of Microfinance*. Cambridge. Massachusetts.

Asociación Bancaria y de Entidades Financieras de Colombia - ASOBANCARIA. 2009. *Reporte de Bancarización*, Cifras a diciembre de 2009. Bogotá. Colombia.

Avendaño, H. 2006. *¿Es demasiado costoso el Microcrédito en Colombia?* Revista Carta Financiera Ed. No. 133 abril – mayo de 2006. ANIF. Bogotá D.C, Colombia.

Banco Interamericano de Desarrollo. 2007. *"Background paper. Las Microfinanzas en América Latina y el Caribe ¿Cuál es la magnitud del Mercado?"*. Preparado por Sergio Navajas y Luis Tejerina. Washington, D.C.

Banco Interamericano de Desarrollo. 2005. *Microempresa. Informe de Avances. Diciembre 2005. Vol. 8. No. 2. El Scoring estadístico, los bancos y las microfinanzas: Como lograr un balance entre el uso de la tecnología y la atención personalizada*. Preparado por Mark Schreiner y Hans Dellien. Washington, D.C.

Banco de la República. 2010. *Reporte de Estabilidad Financiera*. Bogotá D.C., Colombia.

Bonilla, María, Olmeda, Ignacio y Puertas Rosa. 2003. *Modelos paramétricos y no paramétricos en problemas de Credit Scoring*. Revista española de Financiación y contabilidad. Vol. XXXII. N° 118. Madrid, España.

Barona, B. 2004. *Microcrédito en Colombia*. Revista Estudios Gerenciales. Enero – marzo. Número 090. Págs. 79 - 102. Universidad ICESI. Cali, Colombia.

Bateman, Alfredo, Ferrari, Cesar y Giraldo, Fabio. 2008. *Hábitat y el desafío de las microfinanzas*. UN – Hábitat. Bogotá, Colombia.

Bishop, C. 1995. *Neural networks for pattern recognition*. Oxford University Press. U.S.A.

Claret, A. y Lens, J. 2007. *Microcréditos. La Revolución Silenciosa*. Debate. España.

Corbalán, L. 2006. *Sistemas Inteligentes. Aplicaciones. Instituto de Investigación en informática LIDI (III-LIDI)*. Facultad de Informática. Universidad Nacional de la Plata.

Economist Intelligence Unit. 2009. *Microscopio Global sobre el Entorno de negocios para las Microfinanzas*.

Freixas, Xavier y Rochet, Jean – Charles. 1997. *Microeconomics of Banking*. Cambridge. Massachusetts.

Grupo Consultivo de Ayuda a la Población Pobre (CGAP). Banco Mundial. 2009. *Financial Access 2009. Medición del acceso a los servicios financieros alrededor del mundo*. Washington, D.C.

Haykin, S. 1999. *Neural Networks a comprehensive foundation, second edition*. Prentice Hall International, Inc. New Jersey, U.S.A.

Hilera, J. y Martinez, V. 2000. *Redes neuronales artificiales. Fundamentos, modelos y aplicaciones*. Madrid, España.

Hopgood, Adrian A. 2000. *Intelligent Systems for Engineers and Scientists, Second Edition*. CRC Press.

International Business Machines. 2010. *SPSS Neural Networks 19.0*. Chicago, U.S.A.

Ledgerwod, J. 2000. *Manual de Microfinanzas: Una Perspectiva Institucional y Financiera*. World Bank Publications.

Marulanda, B. 2007. *Microfinanzas y Pobreza. Misión para el diseño de una estrategia para la reducción de la pobreza y la desigualdad (MERPD)*. Departamento Nacional de Planeación. Colombia.

Microfinance Information Exchange (MIX). 2010. Colombia 2009. *Primera aproximación al mercado Microfinanciero*. Disponible en Internet:

<http://www.themix.org/publications/colombia-2009-primera-proximaci%C3%B3n-al-mercado-microfinanciero>

Mitchell, T. 1997. *Machine Learning*. McGraw-Hill. New York, U.S.A.

Obregón, N. 2007. *Herramientas conceptuales, matemáticas y computacionales para facilitar el proceso de enseñanza y aprendizaje de los sistemas inteligentes aplicados en el contexto de la ingeniería agrícola*. Pontificia Universidad Javeriana. Bogotá. Colombia.

Obregón, N. 2010. *Seminario taller de investigación (Modelamiento con herramientas de sistemas inteligentes)*. Pontificia Universidad Javeriana. Bogotá. Colombia.

Otero, M. y Marulanda, B. 2005. “*Perfil de las Microfinanzas en Latinoamérica en 10 años: Visión y características*”. Presentación de Acción Internacional ante la cumbre de Microcrédito, Santiago de Chile, Chile, Abril.

Pedroza, P. y Navajas, S. 2010. *Microfinanzas en América Latina y el Caribe*. Banco Interamericano de Desarrollo. Washington, D.C.

Pedroza, P. 2010. *Microfinanzas en América Latina y el Caribe: El sector en cifras*. Banco Interamericano de Desarrollo. Washington, D.C.

Rayo, Salvador. Rubio, Juan y Camino, David. 2010. *A Credit Scoring Model for Institutions of Microfinance under the Basel II Normative*. Journal of Economics. Finance and Administrative Science. Vol. 15. Nº 28.

Ripley, B. 1996. *Pattern Recognition and Neural Networks*. Cambridge. University Press. New York, U.S.A.

Sánchez, A. 2001. *Información asimétrica y mercado financieros emergentes: el análisis de Mishkin*. Revista Análisis económico. Vol. XVI. Nº 34. Págs. 35-66. Universidad Autónoma Metropolitana UAM. Azcapotzalco, Ciudad de México.

Schreiner, Mark. 2008. *Podría el Scoring atraer a inversionistas con fines de lucro al Microcrédito?* Microfinance Risk Management, L.L.C. Kansas City. U.S.A.

Siddiqi, Naeem. 2006. *Credit Risk Scorecards. Developing and implementing intelligent credit scoring*. SAS Institute Inc. New Jersey. U.S.A.

Spiegel, M. Schiller, J y Srinivasan, Alu. 2001. *Probabilidad y estadística*. McGraw-Hill Interamericana S.A. Bogotá, Colombia.

Stiglitz, J. E. & Weiss, A. (1981): *Credit rationing in markets with imperfect information*, American Economic Review, vol. 71, Issue 3, jun, p. 393-410.

Tabares, H. 2005. *Computación inteligente. Redes Neuronales artificiales*. Universidad Pontificia Bolivariana. Medellín, Colombia.

Terrence, L. 1999. *Feedforward neural network methodology*. School of Electrical Engineering Cornell University. New York, U.S.A.

Trujillo, A. y Galvis, C. 2008. *Manual para la gestión y el control integral de riesgos en entidades especializadas en Microcrédito*. Disponible en Internet, en la dirección:
<http://www.microfinanzas.org/uploads/media/1322.pdf>

USAID del Pueblo de los Estados Unidos de América. *Programa más Inversión para el Desarrollo Alternativo Sostenible (MIDAS). 2007*. Encuesta de Mercado de Crédito Informal en Colombia. Bogotá D.C, Colombia.

Valenzuela, M. 2008. *Implementación de sistemas inteligentes para la determinación de la evotranspiración de referencia bajo invernadero en clima intertropical alto*. Universidad Nacional de Colombia. Bogotá D.C, Colombia.

Vargas, M. 2006. *Aplicación de la programación genética en el estudio del proceso lluvia – escorrentía en cuencas hidrográficas*. Universidad Nacional de Colombia. Bogotá D.C, Colombia.

WorldBank.2000-2001. *Attacking Poverty*, World Development Report.

Anexo N°1

Resultado modelos con mejor predicción función activación Sigmoide.

Modelo	Capa oculta 1	Capa oculta 2	Variable: Entrada / Salida	Función activación capa oculta: Tangente Hiperbólica					
	Cant. neuronas	Cant. neuronas		Entrenamiento			Prueba		
				Σ Error ²	Error relativo	% Pronósticos incorrectos	Σ Error ²	Error relativo	% Pronósticos incorrectos
M105	3	2	Escala / Escala	8174,2	0,9766		2285,8	0,969	
M109	4	0	Escala / Escala	8043,1	0,9640		2310,1	0,966	
M118	5	3	Escala / Escala	3069,9	0,9656		2306,8	0,967	
M120	5	5	Escala / Escala	8036,7	0,9628		2323,6	0,964	
M124	1	3	Escala / Nominal	17758,3		42,47	5088,1		42,22
M138	3	5	Escala / Nominal	17840,3		42,75	5221,0		43,36

Modelo	Capa oculta 1	Capa oculta 2	Variable: Entrada / Salida	Función activación capa oculta: Tangente Hiperbólica			
	Cant. neuronas	Cant. neuronas		Reserva			Curva ROC
				Σ Error ²	Error relativo	% Pronósticos incorrectos	
M105	3	2	Escala / Escala	0,97	0,595	0,97	0,595
M109	4	0	Escala / Escala	0,9722	0,606	0,9722	0,606
M118	5	3	Escala / Escala	0,9599	0,606	0,9599	0,606
M120	5	5	Escala / Escala	0,9631	0,608	0,9631	0,608
M124	1	3	Escala / Nominal		0,555		0,555
M138	3	5	Escala / Nominal		0,548		0,548

Modelo	Capa oculta 1	Capa oculta 2	Variable: Entrada / Salida	Función activación capa oculta: Tangente Hiperbólica				
	Cant. neuronas	Cant. neuronas		Intervalo de confianza asintótico al 95%		Clasificación		
				Límite inferior	Límite superior	0	1	% Correcto
M105	3	2	Escala / Escala	0,59	0,5981	73,79%	38,85%	58,48

M109	4	0	Escala / Escala	0,60	0,61	81,68%	30,78%	59,38
M118	5	3	Escala / Escala	0,60	0,61	82,51%	29,64%	59,34
M120	5	5	Escala / Escala	0,60	0,61	82,12%	30,26%	59,40
M124	1	3	Escala / Nominal	0,55	0,56	72,65%	38,40%	57,64
M138	3	5	Escala / Nominal	0,54	0,55	73,31%	36,22%	57,06

Fuente: Construcción propia.

Anexo N°2

Resultado modelos mejor predicción con función tangente hiperbólica

Modelo	Capa oculta 1	Capa oculta 2	Variable: Entrada / Salida	Función activación capa oculta: Tangente Hiperbólica					
	Cant. neuronas	Cant. neuronas		Entrenamiento			Prueba		
				Σ Error ²	Error relativo	% Pronósticos incorrectos	Σ Error ²	Error relativo	% Pronósticos incorrectos
M105	3	2	Escala / Escala	8085,9	0,9658		2306,9	0,965	
M109	4	0	Escala / Escala	8088,2	0,9677		2309,9	0,966	
M118	5	3	Escala / Escala	8038,8	0,9617		2278,3	0,964	
M120	5	5	Escala / Escala	8041,1	0,9589		2266,2	0,961	
M124	1	3	Escala / Nominal	17686,0		41,96	5019,8		42,01
M138	3	5	Escala / Nominal	17838,2		42,77	5124,2		42,44

Modelo	Capa oculta 1	Capa oculta 2	Variable: Entrada / Salida	Función activación capa oculta: Tangente Hiperbólica			
	Cant. neuronas	Cant. neuronas		Reserva			Curva ROC
				Σ Error ²	Error relativo	% Pronósticos incorrectos	
M105	3	2	Escala / Escala	0,9663		8085,95	0,606
M109	4	0	Escala / Escala	0,9732		8088,26	0,602
M118	5	3	Escala / Escala	0,9701		8038,88	0,608
M120	5	5	Escala / Escala	0,9674		8041,10	0,612
M124	1	3	Escala / Nominal		42,32	17686,01	0,544
M138	3	5	Escala / Nominal		42,04	17838,26	0,542

Modelo	Capa oculta 1	Capa oculta 2	Variable: Entrada / Salida	Función activación capa oculta: Tangente Hiperbólica
--------	---------------	---------------	-------------------------------	--

	Cant. neuronas	Cant. neuronas		Intervalo de confianza asintótico al 95%		Clasificación		
				Límite inferior	Límite superior	0	1	% Correcto
M105	3	2	Escala / Escala	0,60	0,61	86,71%	23,88%	59,18
M109	4	0	Escala / Escala	0,60	0,61	83,88%	26,64%	58,80
M118	5	3	Escala / Escala	0,60	0,61	83,52%	28,63%	59,47
M120	5	5	Escala / Escala	0,61	0,62	83,32%	29,38%	59,68
M124	1	3	Escala / Nominal	0,54	0,55	83,15%	25,73%	57,99
M138	3	5	Escala / Nominal	0,54	0,55	79,98%	28,38%	57,37

Fuente: Construcción propia.