

# UN INDICADOR GLOBAL DE DESEMPEÑO FINANCIERO COMO MECANISMO DE ALERTA TEMPRANA: UNA APLICACIÓN DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Jonnathan Caceres S.

Luis Palacios Y.\*

Banco Central de Bolivia

Abril, 2011

## Resumen

El objetivo de este trabajo es proponer un Indicador Global de Desempeño Financiero (IGDF) que refleje anticipadamente el ejercicio de las Entidades de Intermediación Financiera (EIF) y por ende posibles situaciones de deterioro que comprometan su estabilidad y solvencia. Para esto se emplearon Redes Neuronales Artificiales, con la capacidad de capturar los patrones pasados y replicarlos, además de realizar estimaciones con datos nuevos o fuera de muestra.

La importancia de contar con mecanismos de alerta temprana, radica en la aplicación de medidas oportunas que puedan ayudar a mejorar o consolidar la solidez del sistema de intermediación financiero o en última instancia minimizar los costos económicos de una posible crisis financiera.

Para contrastar la validez del modelo, se obtuvieron series temporales del IGDF que permiten observar la evolución temporal de las EIF en Bolivia para el período enero 2000 – diciembre 2010 y realizar pronósticos para el primer trimestre de 2011.

**Palabras claves:** indicador global de desempeño financiero, redes neuronales artificiales, mecanismo de alerta temprana, crisis financieras.

**Clasificación JEL:** C45, G21

\* Los comentarios y sugerencias son bienvenidos a [jcaceres@bcb.gob.bo](mailto:jcaceres@bcb.gob.bo) y [lpalacios@bcb.gob.bo](mailto:lpalacios@bcb.gob.bo). El contenido del presente documento es de responsabilidad de los autores y no compromete la opinión del Banco Central de Bolivia.

## I. Introducción

La intermediación financiera es una actividad esencial para la asignación de recursos prestables en las economías. Una extensa literatura destaca su importancia en el fomento de la inversión privada y el crecimiento económico McKinnon (1973) y Shaw (1973). De la misma forma, es ampliamente reconocido que las crisis bancarias traen consigo un coste muy alto, en los casos más críticos logran afectar a la estabilidad macroeconómica causando etapas de recesión, la experiencia más reciente así lo demuestra.

Esta significativa interdependencia ha motivado que la evaluación periódica de la estabilidad financiera se instituya en una tarea primordial de la banca central moderna. Es así que, bajo un enfoque *ex-ante* han sido desarrollados una gama de herramientas y métodos que tratan de detectar tempranamente ciertas fragilidades en el sistema de intermediación financiero, ya sea, evaluando variables macroeconómicas y microeconómicas o ambas simultáneamente.

La importancia de contar con herramientas que cumplan eficientemente con esta función, radica principalmente en la aplicación de medidas oportunas que puedan ayudar a mejorar o consolidar la solidez del sistema bancario o en última instancia minimizar los costos económicos de una posible crisis.

El presente documento toma como referencia los estudios realizados por Serra y Zuñiga (2002) y Pineda y Piñeros (2009). En el primer caso, los autores además de incluir variables macroeconómicas emplean un conjunto de variables microeconómicas basados en el método CAMEL (Capital, Activos, Administración, Utilidades y Liquidez) para anticipar situaciones de fragilidad bancaria. En el segundo caso se presenta un indicador que resume el desempeño de los establecimientos de crédito, la información también incluye las áreas de evaluación del método CAMEL y por ende la información de las hojas de balance de los bancos. Ambos trabajos pretenden predecir situaciones de stress y no así situaciones de quiebra bancaria que es la instancia final de una crisis y donde las medidas o acciones son bastante limitadas.

El objetivo principal de este trabajo es plantear un Indicador Global de Desempeño Financiero (IGDF) que refleje anticipadamente el ejercicio de las Entidades de Intermediación Financiera (EIF) y por ende posibles situaciones de deterioro que comprometan su estabilidad y solvencia. Para esto se emplea Redes Neuronales Artificiales (RNA), con la capacidad de capturar los patrones pasados y replicarlos, además de realizar estimaciones con datos nuevos o fuera de

muestra. La tendencia y escala del IGDF también permiten inferir sobre el comportamiento y los resultados futuros.

Las series mensuales y desestacionalizadas del IGDF permiten observar la evolución temporal de las EIF divididas en grupos para el período enero 2000 – diciembre 2010. Se destaca un desempeño irregular de los bancos grandes y medianos hasta el año 2005 debido a la difícil coyuntura política y social presente en el país, y una posterior etapa de recuperación, asimismo, el IGDF reflejó un comportamiento más estable de las entidades especializadas en microfinanzas. De acuerdo con las últimas observaciones el conjunto de las EIF se encontrarían en condiciones favorables.

Después de esta introducción, se presenta una breve revisión teórica sobre los indicadores de alerta temprana y los episodios de crisis bancarias, en la tercera parte se describe las principales características del modelo, en la cuarta parte se cita los tópicos más importante de las RNA y su aplicación en las variables financieras, seguidamente los resultados del modelo y finalmente las conclusiones.

## **II. Revisión Teórica**

La temática sobre indicadores de alerta temprana para la predicción de crisis financieras ha sido ampliamente abordada desde diferentes ópticas, no obstante el análisis central está enfocado en el comportamiento o los cambios de ciertas variables que tengan una incidencia directa y anticipada sobre el desempeño del sistema bancario.

En este sentido algunos trabajos emplean indicadores macroeconómicos y de vulnerabilidad para anticipar situaciones de crisis. Para el caso mexicano y asiático, Kaminsky y Reinhart (1999) analizan los vínculos entre las crisis bancarias y monetarias, concluyen que las crisis están precedidas por un auge de la actividad económica impulsado por el crédito, los flujos de capital y una moneda sobrevaluada. Coincidentemente, Rodriguez (2010) y Rabe (2000) señalan que los desequilibrios cambiarios son el factor detonante de las crisis financieras. Después de analizar a seis países de Asia, Jacobs y Kuper (2003) distinguen tres tipos de crisis financieras: bancarias, monetarias y de deuda, y plantean además un sistema de indicadores de alerta temprana, para el caso costarricense Duran y Montero (1999) realizan un seguimiento a indicadores compuestos por variables económicas y financieras para detectar crisis bancarias.

Otros autores centran su atención en variables microeconómicas para anticipar episodios de crisis, Fidrmuc y Johann (2009) para el caso de Rusia utilizan información contenida en las hojas de balance de los bancos, su análisis hace énfasis sobre las condiciones de iliquidez para explicar este hecho. En la misma línea, Andersen (2008) basado en una gama de indicadores analiza a la industria bancaria Noruega, Mishkin (1996) incorpora en su estudio la información asimétrica. Para el caso Colombiano, Pineda y Piñeros (2009) presentan un indicador que resume el desempeño de los establecimientos de crédito, la información incluye las áreas de evaluación del método CAMEL y por ende la información de las hojas de balance de los bancos.

Para el caso Peruano, Serra y Zuñiga (2002) conjuncionan ambos tipos de variables con el propósito de encontrar ciertos indicadores que anticipen situaciones de fragilidad bancaria, para esto emplean indicadores basados en el CAMEL, un ratio de evolución de cartera y entre las variables macroeconómicas la devaluación, la inflación y la razón agregado monetario M2 sobre las reservas internacionales netas.

En cuanto a las crisis bancarias ocurridas es posible señalar que su origen tiene un carácter diverso, no obstante las consecuencias son homogéneas todas ellas orientadas a desacelerar el crecimiento económico y crear situaciones generalizadas de incertidumbre entre el público. Entre los episodios más relevantes se destacan: la crisis de 1994 en México, a raíz de una posible crisis de deuda se produce una fuerte devaluación de la moneda local produciendo una crisis bancaria y posteriormente un período de recesión. Entre 1999 a 2001, Argentina y Brasil también experimentaron crisis bancarias precedidas de fuertes entradas de capital extranjero, deterioro en saldo de la cuenta corriente y endeudamiento a corto plazo que ocasionaron crisis cambiarias y comportamientos especulativos en primera instancia que afectaron al sector bancario y a la economía en su última etapa.

La falta de regulación también es un elemento causal, en 1995 varios bancos medianos y pequeños quebraron en Japón evidenciando una magnitud importante de créditos dudosos y serias fallas en cuanto a las prácticas crediticias. El último episodio de crisis financiera que se originó en Estados Unidos, también demostró que el financiamiento al sector inmobiliario carecía de fundamentos sólidos en cuanto a la gestión del riesgo. En ambos casos burbujas crediticias precedieron a las crisis bancarias.

Para el caso boliviano, la evidencia presenta que variables macroeconómicas como microeconómicas tuvieron una incidencia negativa sobre el funcionamiento del sistema de

intermediación financiera. En la década de los noventa la ausencia de un adecuado marco regulador produjo que muchos bancos conformaran carteras crediticias de dudosa calidad. En tanto que las crisis de la banca boliviana durante el período 2000 a 2003 estuvieron principalmente explicadas por una caída de la actividad del sector real.

### **III. El Modelo**

Un grupo de ratios financieros – que evalúa los cinco parámetros fundamentales del desempeño bancario (de acuerdo con el test CAMEL) - se constituye en el principal insumo del modelo. Sus valores fueron obtenidos de los estados financieros (balance general y estado de resultados) que las EIF reportan mensualmente a la Autoridad de Supervisión de Sistema Financiero.

El período de análisis comprendió datos mensuales desde enero 2000 a agosto 2010. Para que los valores fueran comparables entre sí, estos fueron anualizados.

En función al segmento de mercado al cual orientan sus productos y en especial los servicios financieros de crédito, las EIF fueron clasificadas en tres grupos: i) Bancos Grandes (BG), ii) Bancos Medianos (BM) y iii) Entidades Especializadas en Microfinanzas (EEM). Esta clasificación tiene especial relevancia para la evaluación, ya que en ciertas coyunturas económicas y sociales adversas se pudo evidenciar mayores grados de vulnerabilidad de ciertos grupos.

En línea con Pineda y Piñeros (2009), se estableció a la razón Rentabilidad sobre Patrimonio (ROE) como el “indicador central” sobre el cual se evaluará la situación del sistema de intermediación financiero en el tiempo. Esta razón tiene la propiedad de resumir adecuadamente el ejercicio de una empresa en un determinado período. Para el caso de las EIF, es evidente que, los cambios que se producen en: la calidad de la cartera, los niveles de liquidez, los niveles de solvencia o los gastos de gestión tienen una incidencia directa sobre los niveles de rentabilidad.

Finalmente, para fines predictivos se consideró importante establecer relaciones de causalidad basado en patrones de comportamiento entre el ROE y los demás ratios que evalúan las áreas

de desempeño consideradas por el CAMEL. Para esto, se utilizó una RNA, la cual entre otras propiedades permite capturar las relaciones no lineales entre variables.<sup>1</sup>

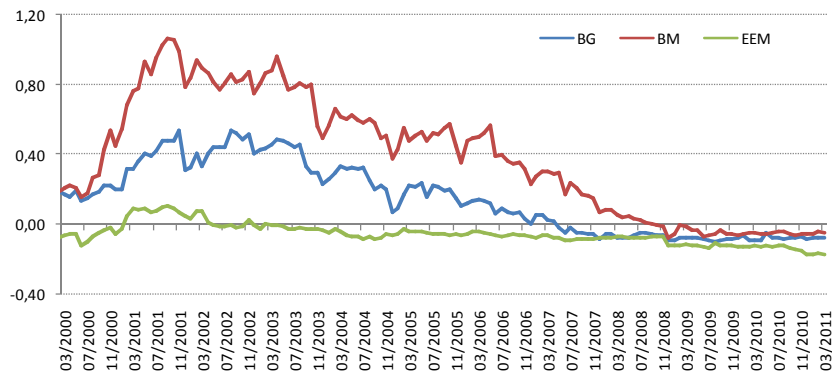
### a. Ratios Financieros

Con el objeto de evaluar los cinco aspectos fundamentales de desempeño de la industria bancaria (Capital, Activos, Manejo corporativo, Ganancias y Liquidez), se seleccionaron los siguientes ratios, asimismo, se presenta la evolución temporal por cada grupo:

#### 1. Solvencia patrimonial $[(Cartera\ en\ mora - Previsión) / Patrimonio]$

Este indicador mide la proporción del patrimonio comprometido por la magnitud de la cartera en mora que no fue provisionada. Se considera que esta relación captura de buena manera la situación de solvencia bancaria, ya que los valores presentados en una serie temporal reflejarían el potencial deterioro o mejora del nivel patrimonial debido a modificaciones en la calidad de la cartera de créditos. En Gráfico 1 es posible observar que en situaciones de stress, los BM y BG presentaron una mayor sensibilidad en cuanto a los niveles de solvencia. Contrariamente, se destaca la condición de las EEM que registraron una mayor solidez en este campo.

Gráfico 1: Solvencia patrimonial



Fuente: Autoridad de Supervisión de Sistema Financiero; cálculo de los autores

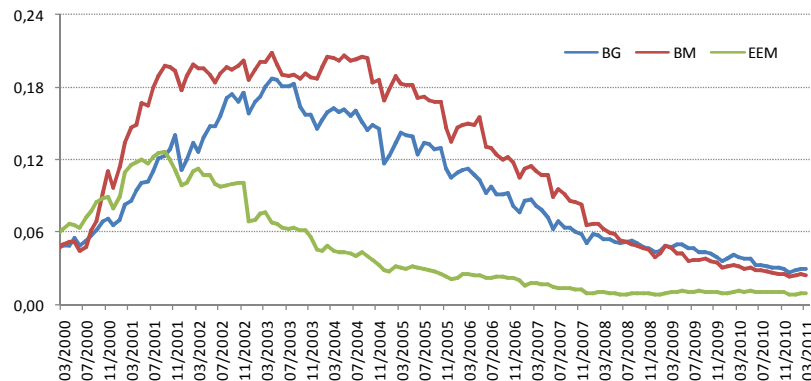
<sup>1</sup> De acuerdo con ejercicios de simulación realizados, la relación de causalidad no necesariamente puede presentar un carácter lineal. Es decir, cambios porcentuales positivos en las razones que evalúan la pesadez de la cartera o de cartera en mora menos las provisiones sobre el patrimonio tienen un impacto negativo más que proporcional sobre el ROE.

## 2. Calidad de la cartera crediticia [*Cartera en mora / Cartera bruta*]

La cartera crediticia se constituye en el principal activo de las EIF y por ende la fuente generadora de rentabilidad. A través de la relación planteada: cartera en mora<sup>2</sup> (cartera con atraso mayor a 30 días y en proceso judicial por incumplimiento) y la cartera vigente, es posible evaluar su calidad. Magnitudes crecientes señalarían un deterioro en la calidad de la cartera y contrariamente, las disminuciones reflejarían mejoras.

Para el caso de BM y BG, la calidad de la cartera registró mayores niveles de deterioro en épocas de inestabilidad, en tanto que las EEM mostraron una mayor fortaleza, que estaría explicado por una mayor diversificación del riesgo (Gráfico 2).

Gráfico 2: Calidad de la cartera crediticia



Fuente: Autoridad de Supervisión de Sistema Financiero; cálculo de los autores

## 3. Eficiencia administrativa [*Gastos administrativos / Margen financiero*]

Este ratio financiero mide la proporción de los gastos administrativos con relación al importe resultante de la actividad misma de intermediación financiera (diferencial entre los importes de ingresos y gastos financieros).

Las magnitudes de este ratio obtenidas para BG, BM y EEM, son claramente diferentes debido a que este último grupo tiene un esquema de negocio distinto, el tipo de crédito

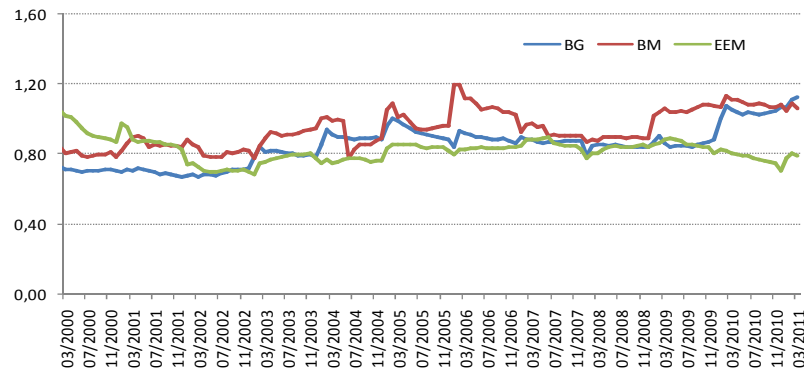
<sup>2</sup> La cartera en mora considera la suma de los importes de la cartera vencida y la cartera en ejecución.

La categoría cartera vencida toma en cuenta los créditos cuyo capital, cuotas de amortización o intereses no hayan sido cancelados íntegramente a la entidad hasta los 30 días contados desde la fecha de vencimiento. La cartera en ejecución considera los créditos por los cuales la entidad ha iniciado las acciones judiciales de cobro.

minorista, el número de empleados y la mayor cobertura geográfica de agencias en el país explicarían este hecho.

En el Gráfico 3 es posible advertir un comportamiento similar en cuanto a tendencia, no obstante se observa que durante varios meses los BM registraron indicadores superiores con relación a los demás grupos.

Gráfico 3: Eficiencia administrativa



Fuente: Autoridad de Supervisión de Sistema Financiero; cálculo de los autores

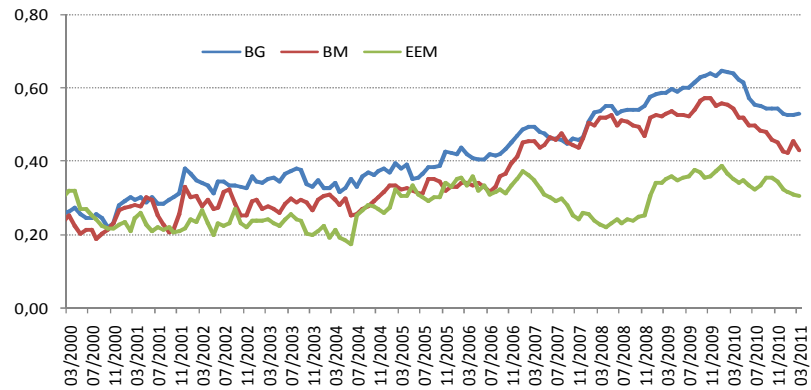
#### 4. Niveles de liquidez

$[(Disponibilidades + Inversiones temporarias) / Obligaciones con el público]$

A través de este ratio es posible medir la proporción de activos líquidos con relación a las obligaciones más representativas de una EIF. Deterioros en los niveles de liquidez se reflejarían a la largo del tiempo en mayores costos financieros para las EIF, puesto que tendrían que recurrir a mecanismos de liquidez como el mercado interbancario u otros de mayor costo como las operaciones de reporto con el BCB o los créditos de liquidez con garantía del fondo RAL. De igual forma, incrementos sustanciales en la liquidez ocasionarían que las IEF incurran en costos financieros por recursos que no son invertidos.

La evolución de este ratio, mostró que los niveles de liquidez de las EEM fueron distintos de los registrados por los BG y BM. A partir del segundo trimestre de 2006 se evidencia una mayor diferencia en este sentido (Gráfico 4).

Gráfico 4: Niveles de liquidez



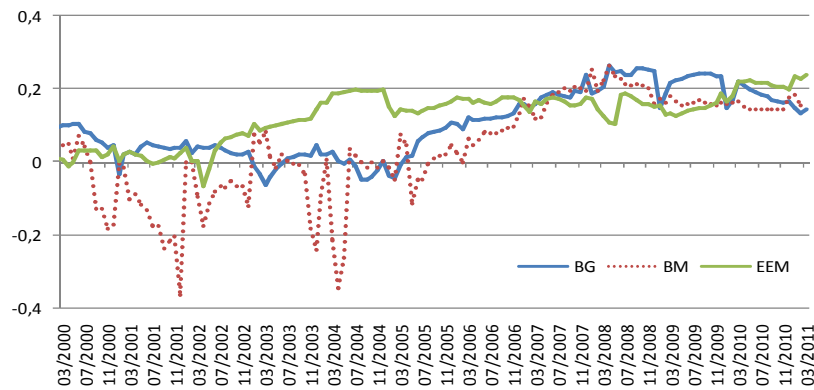
Fuente: Autoridad de Supervisión de Sistema Financiero; cálculo de los autores

### 5. Rentabilidad [*Resultado de la gestión / Patrimonio*]

Este ratio tiene la propiedad de resumir el desempeño de una empresa en un determinado período, asimismo, muestra la capacidad de generación de ingresos y el probable aumento o disminución del valor de la empresa en el tiempo.

En el gráfico se destaca la alta volatilidad del ROE de los BM que estaría explicado por la alta sensibilidad de la calidad de la cartera y de los niveles de solvencia ante las coyunturas adversas. Contrariamente, el ROE registrado por las EEM presenta un comportamiento más estable en el tiempo.

Gráfico 5: Rentabilidad



Fuente: Autoridad de Supervisión de Sistema Financiero; cálculo de los autores

## b. Valores umbrales

Uno de los objetivos específicos del presente trabajo consistió en establecer los valores umbrales que señalen las condiciones de deterioro y crítico – equivalentes a alertas amarilla y roja respectivamente - de la forma más objetiva posible.

Para este propósito se determinó un parámetro de Costo de Oportunidad (CO), que representa (desde una óptica económica) una tasa de rentabilidad mínima exigida por los inversionistas.

Bajo este criterio el aumento real del patrimonio por lo menos debería compensar el CO. El valor umbral está dado por ( $x_d = CO$ ) y la condición “vulnerable” por:

$$0 < ROE \leq CO$$

Basado en el hecho que la empresa no es capaz de generar riqueza y por el contrario pérdidas sucesivas afectarían negativamente el patrimonio El valor umbral de la condición “crítica” es igual a ( $x_c = 0$ ) y el rango crítico:

$$ROE \leq 0$$

A su vez, CO se compone de las siguientes variables: a) El Costo Medio Ponderado de Capital (CMPC), que en teoría representa la rentabilidad mínima que debe generar una empresa apalancada, y b) la Inflación (INF), referida a la variación de los precios internos de la economía.

El CMPC viene dado por la siguiente identidad<sup>3</sup>:

$$CMPC = K_d \frac{D}{CAA + D} + K_e \frac{CAA}{CAA + D}$$

Donde:

$K_d$  representa el costo de la deuda financiera, para este caso determinado por la razón (Gastos financieros/Obligaciones con el público);  $D$  es la cuantía de la deuda financiera contraída, determinada por el importe de las obligaciones con el público;  $K_e$  es la tasa de costo de oportunidad de los accionistas, una variable *proxi* para este caso es el Coeficiente de Adecuación Patrimonial (CAP) mínimo requerido (10% para el caso boliviano); finalmente CAA es el importe de capital aportado por los accionistas aproximado por la cuantía del patrimonio.

---

<sup>3</sup> Por sus siglas en ingles WACC - *Weighted Average Cost of Capital*

### c. Escala de los valores y función logística

Con el objetivo de establecer un orden de clasificación que presente de forma jerárquica las condiciones de: i) solvencia, ii) estable, iii) vulnerable y iv) crítica, se empleó una función logística, la cual según Carvajal y Pineda (1996) cuenta con las siguientes propiedades: es de dominio universal (aplicable a cualquier valor), es monótona creciente (valores que reflejan un mejor desempeño tienen una magnitud más alta en la escala), es simétrica (variaciones positivas o negativas tienen la misma incidencia en la escala), y es inferior y superiormente acotada (cuenta con límites para los valores que asumirá el IGDF).

Para la estandarización de los valores observados ( $X_i$ ) se aplica la siguiente identidad:

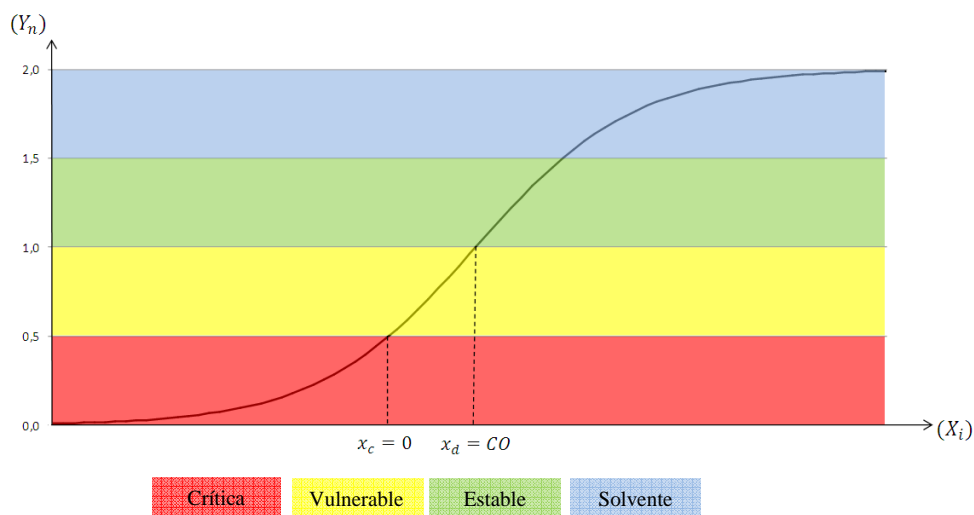
$$Y_n = \frac{2}{1 + (Ke)^{1 - \frac{X_i}{CO}}}$$

Donde:

$Y_n$  es el valor estandarizado;  $K$  un parámetro de la función;  $X_i$  valores observados del ROE y  $CO$  el costo de oportunidad.

En el Gráfico 6 se presentan las respectivas áreas para cada condición:

Gráfico 6: Escala de valores y áreas del IGDF



#### IV. Redes Neuronales Artificiales

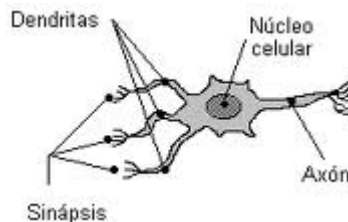
Como se mencionó, los bancos centrales han profundizado su análisis sobre ciertas variables consideradas como representativas y cuyo comportamiento pudieran contribuir a establecer la ocurrencia de crisis financieras. Para este propósito, la identificación de patrones se constituye en un proceso esencial, ya que comportamientos fuera de lo “normal” o cambios en las variables seleccionadas podrían constituirse en señales de alerta temprana.

Una herramienta que permite capturar y modelar patrones de comportamiento, son las RNA. Las RNA son una simulación de las propiedades observadas en los sistemas neuronales biológicos a través de modelos matemáticos recreados mediante mecanismos artificiales. Su principal ventaja radica en la habilidad de aprender, identificar dependencias y patrones con base en información existente, de manera que el conocimiento adquirido pueda ser generalizado a muestras no observadas.

En el campo de las series temporales estas bondades se traducen en la capacidad de construir relaciones no lineales entre variables empleando información incompleta o con ruido, sin la necesidad de conocer información adicional sobre la distribución de los datos.

El funcionamiento de las RNA es parecido al de una red conformada por neuronas biológicas. En el campo de la biología, la neurona se constituye en el elemento estructural básico del sistema de comunicación nervioso y está compuesto por un cuerpo celular, un núcleo, el axón y las dendritas. El mecanismo es el siguiente: mediante las sinapsis (unión entre axón y dendritas) una neurona recoge información procedente de las células vecinas; esta información llega al núcleo donde es procesada (amplificada o disminuida) hasta generar una respuesta que es propagada por el axón a otras células. Las conexiones sinápticas tienen una intensidad variable. Las neuronas almacenan la información y aprenden patrones al reforzar sus conexiones. Esta secuencia es realizada por un conjunto de neuronas interconectadas entre sí.

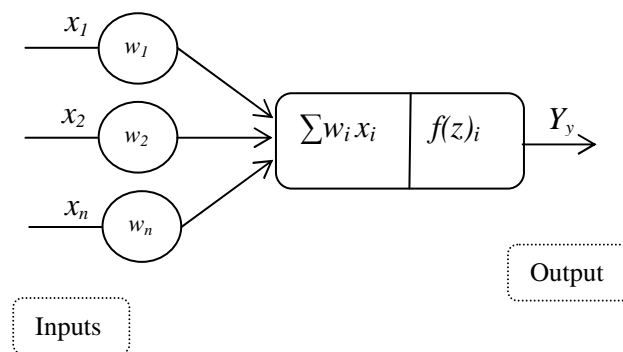
Neurona biológica



La RNA es un elemento que posee un estado interno (nivel de activación) que recibe señales que le permiten cambiar de estado. Es decir, posee una función de activación que de acuerdo a la información recibida determinará si la neurona cambia o no de estado.

Una RNA es una colección de neuronas interconectadas, agrupadas en capas. De manera análoga a lo anteriormente descrito, una RNA recibe valores de entrada ( $x_1, x_2, \dots, x_i$ ) a través de sus neuronas representadas en el siguiente gráfico por círculos. Las entradas (inputs) son multiplicados por las respectivas ponderaciones ( $w$ ) las cuales a su vez expresan la importancia relativa de cada input en la determinación del output, esta información es evaluada por una función de activación  $f(z)_i$  la cual determinará el resultado final (output)  $y_i$ .

Red Neuronal Artificial



En un sentido estrictamente lineal, el resultado  $y$  para el momento  $t$  podría presentarse de la siguiente manera:

$$y_t = w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n = \sum_{i=1}^n w_i x_i$$

Definido de manera vectorial:

$$Y = X^T W$$

En caso de que existan asimetrías entre ( $x_1, x_2, \dots, x_i$ ) y  $y$ , se incorporan no linealidades en la relación a través de una función de activación<sup>4</sup>  $f(z)_i$  y capas ocultas de neuronas. Las capas

<sup>4</sup> Las funciones de activación más utilizadas son la función sigmoideal y la función tangente hiperbólica, que poseen como imagen un rango continuo de valores dentro de los intervalos  $[0,1]$  y  $[-1,1]$  respectivamente.

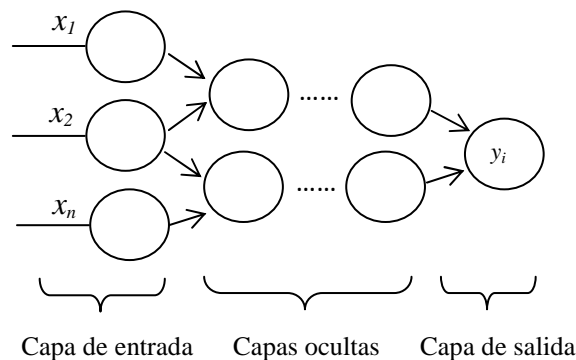
Función sigmoideal:  $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ ; Función tangente hiperbólica:  $f(x) = \frac{1-e^{-x}}{1+e^{-x}}$

ocultas, son sometidas a una nueva ponderación y evaluación, este proceso hace posible que la relación no lineal entre variables sea reforzada.

El tipo de red seleccionado para el modelo es el perceptron multicapa. Su flexibilidad permite que esta red sea aplicada a casos complejos de clasificación, control discreto, predicción de series temporales entre otros.

### Arquitectura y aprendizaje

La arquitectura de la red perceptron multicapa se caracteriza porque sus neuronas están agrupadas en capas de diferentes niveles. Se diferencian tres capas: la capa de entrada, las capas ocultas y la capa de salida como se observa en el siguiente gráfico.



Como se observa en la figura anterior las conexiones del perceptron multicapa están dirigidas hacia adelante, es decir, las neuronas de una capa se conectan con las neuronas de la siguiente capa. De ahí que reciben el nombre de redes alimentadas hacia adelante o redes *feedforward*.

Las neuronas de la capa de entrada son las encargadas de recibir los patrones o señales que provienen del exterior y propagar dichas señales a todas las neuronas de la siguiente capa. Las neuronas de las capas ocultas realizan un procesamiento no lineal de los patrones recibidos y finalmente la última capa actúa como salida de la red, proporcionando la respuesta final de la red para cada patrón.

El aprendizaje de la RNA está basado en ajustes graduales que se producen en  $w$ , hasta localizar los valores precisos que la capacite para la resolución eficiente de un problema. Se

puede considerar que el conocimiento se encuentra representado en la magnitud de  $w$  entre neuronas y que la RNA aprende modificando los valores de  $w$ .<sup>5</sup>

El objetivo básico del aprendizaje radica en la reducción de la magnitud de los errores ( $e$ ) entre un objetivo (target) y la salida (output). En términos de un problema de minimización se tiene:

$$\text{Min}_W E$$

Donde  $W$  es el conjunto de parámetros de la red y  $E$  una función de error que evalúa la diferencia entre las salidas de la red y las salidas deseadas.

La función está definido como:

$$E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N e(n)$$

Donde  $N$  es el número de patrones y  $e(n)$  el error cometido por la red para el patrón  $n$ , dado por:

$$e(n) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n_c} (s_i(n) - y_i(n))^2$$

Donde  $Y(n) = (y_1(n), \dots, y_{n_c}(n))$  y  $S(n) = (s_1(n), \dots, s_{n_c}(n))$  son los vectores de salidas de la red y salidas deseadas para el patrón  $n$  respectivamente

Si  $W^*$  es un mínimo de  $E$ , en dicho punto el error es próximo a cero, lo cual implica que la red es próxima a la salida deseada, alcanzando así la meta de regla de aprendizaje.<sup>6</sup>

Normalmente la etapa de aprendizaje implica la introducción paulatina de todos los ejemplos siguiendo un determinado esquema, una vez concluido se comprueba si ha cumplido cierto criterio de convergencia<sup>7</sup>. No obstante, es posible asumir que el aprendizaje ha terminado cuando  $w$  permanece estable  $\frac{dw_i}{dt} = 0$ .

---

<sup>5</sup> De manera biológica, se suele aceptar que la información memorizada en el cerebro está más relacionada con los valores sinápticos de las conexiones entre neuronas que con ellas mismas.

<sup>6</sup> La presencia de funciones de activación no lineales hace que la respuesta de la red sea no lineal respecto a los parámetros ajustables, por lo que el problema de minimización es un problema no lineal, por lo que deben emplearse técnicas no lineales para su resolución.

<sup>7</sup> La finalización del período de aprendizaje se puede determinar: a) mediante un número fijo de ciclos, b) si el error está por debajo de un nivel preestablecido, o c) si la modificación de los pesos es irrelevante.

Una manera alternativa de aprendizaje de la RNA es el basado en métodos de gradiente estocástico, el cual consiste en una minimización de los errores para cada patrón  $e(n)$  en lugar de minimizar el error total  $E$ , de acuerdo con el siguiente esquema.

$$w(n) = w(n - 1) - \alpha \frac{de(n)}{dw}$$

Donde  $w(n)$  es la ponderación para el patrón  $n$ ,  $e(n)$  el error para el patrón  $n$  especificado anteriormente y  $\alpha$  es la razón o tasa de aprendizaje, que influye en la magnitud del desplazamiento de error.

Debido a que las neuronas están en capas de distintos niveles es posible aplicar el método gradiente a través del algoritmo<sup>8</sup> *backpropagation* o regla delta generalizada.<sup>9</sup>

### **Algoritmo *backpropagation***

El algoritmo *backpropagation* corresponde a un tipo de aprendizaje supervisado<sup>10</sup>, donde los ajustes en  $w$  son realizados de tal manera que la salida de la red sea lo más próxima posible a la salida deseada. Una vez que el patrón de entrada es aplicado como un estímulo a la primera capa de unidades de neuronas, es propagada a la capa superior hasta que la salida es generada. Posteriormente, este patrón de salida es comparado con la salida deseada y una señal de error es calculada por cada unidad de salida. Las señales de error son transmitidas hacia atrás a cada conexión intermedia que contribuya directamente con la salida. Cada unidad de las capas ocultas recibe solo una porción del error total, basados en la aproximación de la contribución relativa de la unidad que hace la salida original. Este proceso se aplica de forma repetitiva capa por capa, hasta que cada conexión recibe una señal de error que describe su contribución relativa al error total. De esta forma el posible lograr que el desempeño de la red se optimice.

$$w_{ji}^{c-1}(n) = w_{ji}^{c-1}(n - 1) + \alpha \delta_i^c(n) a_j^{c-1}(n)$$

$$\text{para } j=1,2,\dots,n_{c-1} ; i=1,2,\dots, n_c$$

<sup>8</sup> El algoritmo de aprendizaje es el mecanismo por el cual se van adaptando y modificando los  $w$ .

<sup>9</sup> Formalizada por Werbos (1974), Parker (1985) y Rumelhart (1986). Fue creada a través de la generalización de la regla de aprendizaje para redes multicapa y funciones de transferencias no lineales y diferenciables.

<sup>10</sup> Para este tipo de aprendizaje también se menciona que existe un supervisor externo encargado de determinar si la red se está comportando de forma deseada. Existe tres formas llevar adelante un aprendizaje supervisado: a) aprendizaje por corrección de error, b) aprendizaje por refuerzo, y c) aprendizaje estocástico.

Donde  $w_{ji}^{C-1}$  es el peso de la conexión de la neurona  $j$  de la capa  $C-1$  asociada a la neurona;  $a_j^{C-1}$  corresponde a la activación de la de la neurona  $j$  de la capa  $C-1$  y  $\delta_i^C(n)$  es un término asociado al patrón  $n$  al que llega la conexión de la neurona  $i$ , que contiene el error cometido por la red para dicha neurona.<sup>11</sup>

Asimismo, es altamente deseable que una RNA posea una óptima capacidad de generalización<sup>12</sup> para lo cual es preciso que la información sea separada de forma aleatoria en dos conjuntos: el primero denominado de entrenamiento, que sirve para entrenar a la red propiamente y es utilizado en los ajustes de  $w$ ; el conjunto de validación, está destinado a medir la capacidad y eficacia de la RNA, si el error sobre los datos de validación es pequeño queda comprobada la capacidad de generalización de la red.

Las arquitecturas mediante las cuales se obtuvieron los errores más bajos fueron de: [4-10-1] para los BG, [4-12-1] para los BM y de [4-13-1] para las EEM.

Asimismo, para evaluar los errores se emplearon los siguientes indicadores: Error Cuadrático Medio (RMSE), Desviación Media Absoluta (MAD), Porcentaje de Error Medio Absoluto (MAPE) y el coeficiente U-Theil.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}{n}}$$

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t|}{n}$$

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| (100)}{n}$$

<sup>11</sup> A su vez este término está definido por:  $\delta_i^C(n) = -(s_i(n) - y_i(n))f'(\sum_{j=1}^{n_{C-1}} w_{ji}^{C-1} a_j^{C-1} + u_i^C)$ , donde  $u_i^C$  es el umbral definido para la neurona  $i$  para la capa de salida  $C$ .

<sup>12</sup> Este término hace referencia a la capacidad de la red para responder correctamente a nuevos patrones (observaciones fuera del conjunto de entrenamiento), dado que, en el proceso de entrenamiento la red pudo capturar las características más relevantes de la muestra.

$$U - Theil = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n-1} \left( \frac{\hat{y}_{t+1} - y_{t+1}}{y_t} \right)^2}{\sum_{t=1}^{n-1} \left( \frac{y_{t+1} - y_t}{y_t} \right)^2}}$$

## V. Resultados del modelo

En términos generales, las RNA replicaron las series originales óptimamente, el siguiente cuadro presenta la evaluación de los errores del modelo:

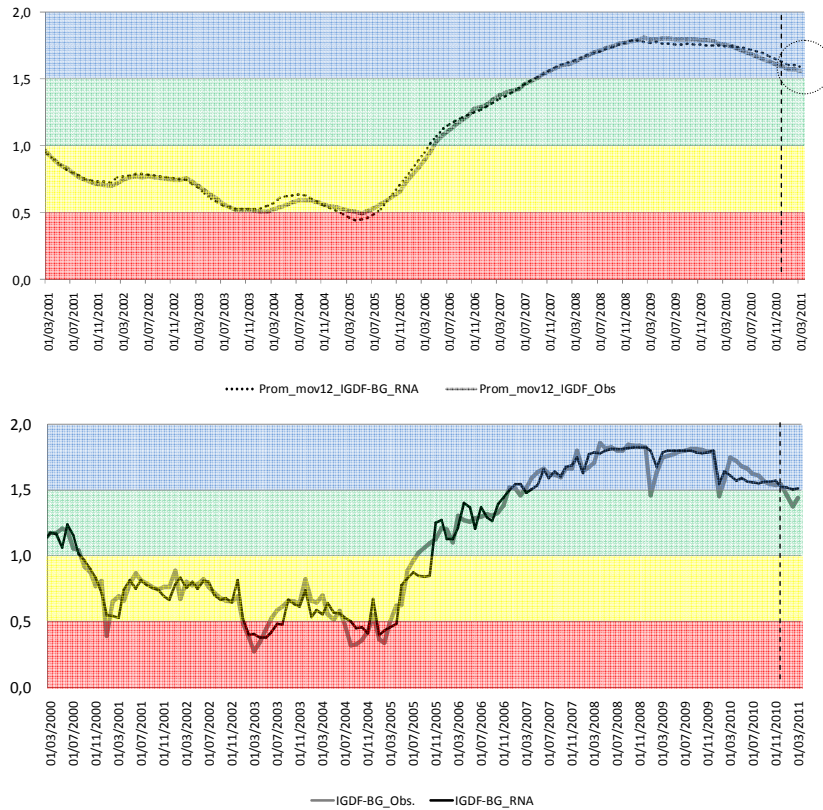
Cuadro 1: Errores del modelo

	BG	BM	EEM
RMSE	0,03923	0,02794	0,02877
MAD	0,03234	0,02106	0,02187
MAPE	4,14167	4,22916	2,63461
U-Theil	0,29462	0,32026	0,39952

A continuación se presenta los resultados más relevantes de la aplicación del modelo y una estimación para el primer trimestre de 2011 con datos fuera de muestra, esto con el objetivo de comprobar la validez del modelo:

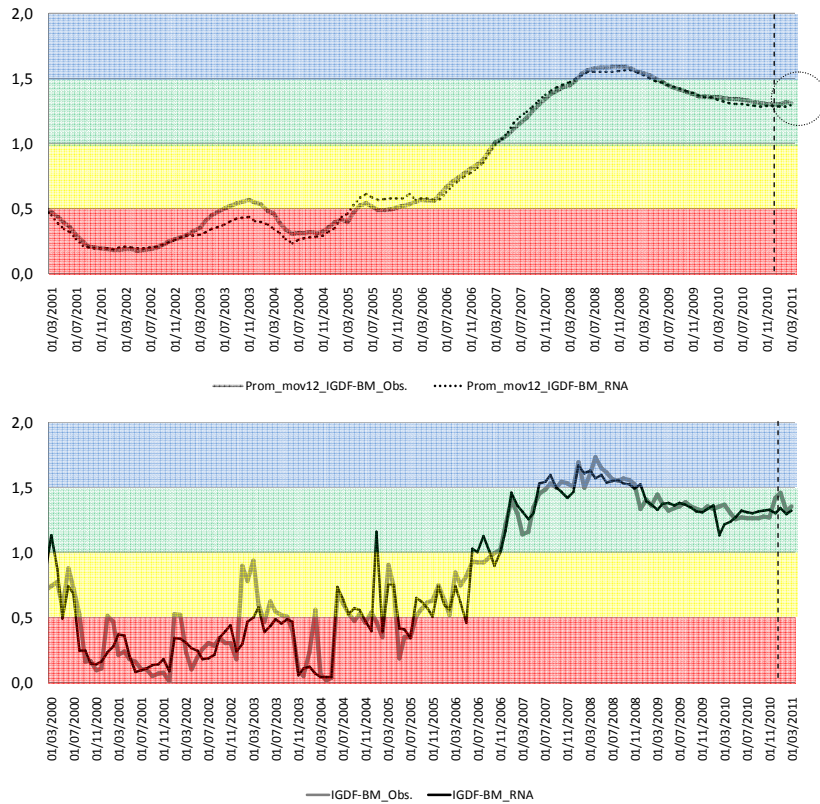
**Bancos Grandes (BG).** En el Gráfico 7, se observa que el IGDF registró una continua caída desde el año 2000 hasta situarse en su nivel más bajo en el último trimestre de 2003 esta etapa se prolonga hasta el primer semestre de 2005 debido a la inestabilidad social y política presente durante ese período. En los meses posteriores se observa una continua recuperación, desde mayo de 2006 el IGDF ingresa a la región “estable” y desde octubre 2007 en la región “solvente”. En los últimos períodos se observa un ligero cambio de tendencia. El pronóstico fue coherente con el desempeño de la serie original.

Gráfico 7: IGDF – BANCOS GRANDES



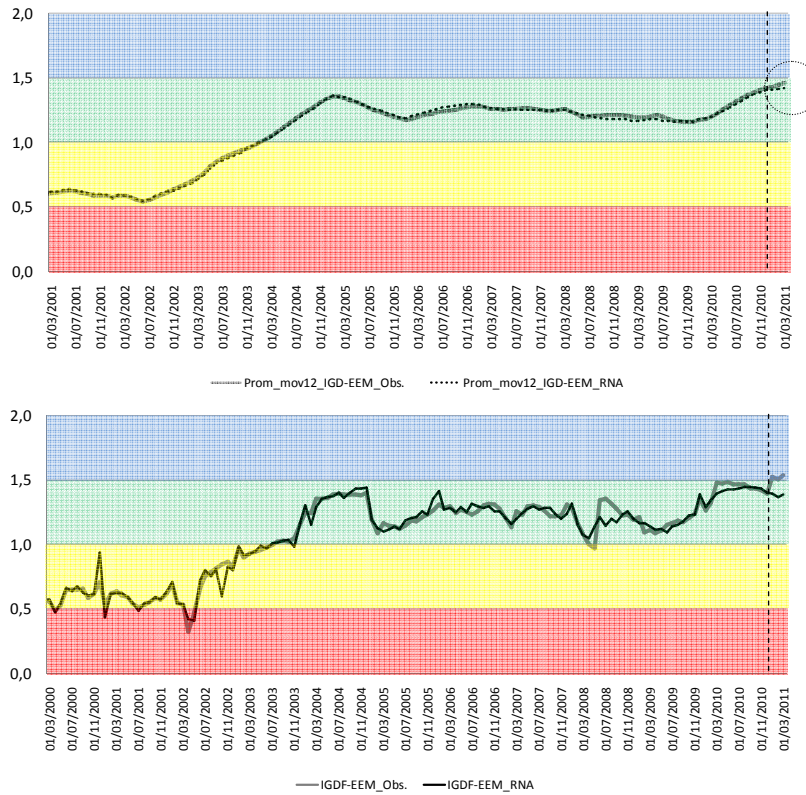
**Bancos Medianos (BM).** En el Gráfico 8 es posible observar que los BM permanecieron aproximadamente cuatro años en la región “crítica” por las razones anteriormente citadas, desde el segundo semestre de 2005 el IGDF evoluciona positivamente hasta alcanzar en diciembre de 2008 su nivel más alto. Los BM permanecieron 9 meses en la región “solvente”, durante los meses posteriores ingresaron a la región “estable” por lo cual su tendencia se torna ligeramente negativa. La volatilidad del IDGF mensual permite deducir que los BM presentan un mayor de sensibilidad ante coyunturas adversas, con relación a los demás grupos. De igual manera, la serie pronosticada reflejó adecuadamente la situación de los BM.

Gráfico 8: IGDF – BANCOS MEDIANOS



**Entidades Especializadas en Microfinanzas (EEM).** De acuerdo con la evolución tendencial es posible inferir que las EEM presentan una menor sensibilidad frente a las coyunturas adversas en comparación con los demás grupos. A partir del segundo semestre de 2002 hasta el primer trimestre de 2005 el IGDF registró un repunte que estaría explicado por una etapa expansiva de la industria microfinanciera en Bolivia y consecuentemente una mayor diversificación del riesgo de crédito. En los meses posteriores, el IGDF se situó en la región “estable”. El pronóstico capturó óptimamente el desempeño de las EEM (Gráfico 9).

Gráfico 9: IGDf – ENTIDADES ESPECIALIZADAS EN MICROFINANZAS



## VI. Conclusiones

En línea con el creciente interés de la banca central por la estabilidad financiera. El presente estudio intenta aportar algunos elementos que contribuyan al proceso de evaluación periódica de las EIF, bajo su enfoque *ex-ante* busca además anticipar la ocurrencia de posibles situaciones de crisis.

Un grupo de ratios financieros que evalúa los cinco parámetros fundamentales del desempeño bancario se constituyen el principal insumo del modelo. Se estableció a la razón ROE como el “indicador central” sobre el cual se evaluará la situación del sistema de intermediación financiero en el tiempo.

De forma jerárquica, se establecieron cuatro áreas de evaluación: crítica, vulnerable, estable y solvente, para lo cual se empleó una función logística. En ningún caso los umbrales de las

áreas fueron establecidos bajo criterios subjetivos, por el contrario, para esto se emplearon parámetros económicos y financieros. El modelo emplea RNA para capturar los patrones ocurridos, replicarlos y realizar estimaciones con datos nuevos o fuera de muestra. Asimismo, las magnitudes de tendencia y escala permiten inferir sobre el comportamiento futuro.

Los resultados del modelo son coherentes con el desempeño de las EIF bajo las distintas coyunturas económicas y sociales que presentó el país desde el año 2000. Las series mensuales y desestacionalizadas del IGDF permiten observar un comportamiento diferenciado entre los grupos de EIF. Asimismo, el pronóstico del IDGF para el primer trimestre de 2011 permitió comprobar la validez del modelo.

Las EEM demostraron una mayor fortaleza frente a coyunturas adversas, a partir del primer trimestre de 2004 se situaron en el área estable, mientras que los BG y BM alcanzaron esta área recién en el segundo semestre de 2006 y 2007, respectivamente. Contrariamente los BM demostraron ser los más vulnerables, prueba de ello es el prolongado lapso tiempo (enero 2001 a julio 2003) que se situaron en el área de crítica. Un factor que podría explicar este hecho, es la mayor diversificación de la cartera crediticia de las EEM.

De acuerdo con los últimos datos, el desempeño de las EIF habría sido favorable. Los BG se situaron en el área solvente, aunque su tendencia es ligeramente negativa. Los BM y las EEM se situaron en el área “estable”, no obstante este último grupo presenta una tendencia más estable.

Finalmente, se considera importante proseguir con los estudios en materia de alertas tempranas que incorporen variables de diferente naturaleza y de manera complementaria desarrollar pruebas de resistencia para la industria.

## Bibliografía

Andersen, H., (2008). "Failure Prediction of Norwegian Banks: A Logit Approach", Working paper Norges Bank, febrero.

Carvajal, A. y F. Pineda, (1996). "Indicador Financiero Único". Banco de la República de Colombia, mayo.

Choque, G., R. Loza, y R. Mendez, (2006). "Redes Neuronales con Matlab". Monografía Asociación de Investigación en Software Inteligente - Universidad Mayor de San Andrés, La Paz, Bolivia.

Duran, R. y Montero, R., (1999). "Propuesta de Indicadores Macroeconómicos y Financieros de Alerta Temprana para la Detección de Crisis Bancarias", Documento de trabajo Banco Central de Costa Rica, febrero.

Fidrmuc, J. y P. Johann, (2009). "The outbreak of the Russian Banking Crisis". Discussion Paper No 2009-16, Department of Economics University of Munich, septiembre.

Freixas, X. y J. Rochet, (1997). *Economía Bancaria*, Antoni Bosch, Madrid, España.

Isasi, P. y I. Galván, (2004). *Redes de Neuronas Artificiales: Un Enfoque Práctico*. Pearson – Prentice Hall, Madrid, España.

Jacobs, J. y G. Kuper, (2003). "Indicators of Financial Crises do Work! An Early-Warning System for Six Asian Countries". Department of Economics University of Groningen, diciembre.

Kaminsky, G. y C. Reinhart, (1999). "The Twin Crises: The Causes of Banking and Balance-of-Payments Problems". *American Economic Review*, 89, pp. 473-500.

Misas, M., E. López, y P. Querubín, (2002). "La Inflación en Colombia: una Aproximación desde Redes Neuronales". Documento de Trabajo Banco de la República de Colombia, febrero.

Mishkin, F., (1996). "Understanding Financial Crises: A Developing Country Perspective". *The National Bureau of Economics Research Working Paper*, 5600.

Pineda, F., y H. Piñeros, (2009). "El Indicador Financiero Único como Mecanismo de Alerta Temprana: una Nueva Versión". Reporte de Estabilidad Financiera Banco de la República de Colombia, marzo.

Rabe, J., (2000). "The Efficiency of Early Warning Indicators for Financial Crises", Universität Konstanz, febrero.

Rodriguez, S., (2010). "Indicadores de Alerta Temprana de Crisis Cambiarias y Bancarias: el Caso Colombiano". Tesis de grado Facultad de Economía Universidad Nacional de Colombia.

Shaw, E., (1973). *Financial Deepening in Economic Development*. Oxford University Press, Cambridge, England.

Serra, C. y Z. Zuñiga, (2002). "Identificando Bancos en Problemas. ¿Cómo debe Medir la Autoridad Bancaria la Fragilidad Financiera". Estudios Económicos Banco Central de la Reserva del Perú.

Vilariño, A., (2001). *Turbulencias Financieras y Riesgos de Mercado*, Prentice Hall, Madrid, España.