

MODELOS DE ALERTA TEMPRANA PARA PRONOSTICAR CRISIS BANCARIAS: DESDE LA EXTRACCION DE SEÑALES A LAS REDES NEURONALES*

CHRISTIAN A. JOHNSON**

Universidad Adolfo Ibáñez

Abstract

This paper reviews alternative methodologies and models to design systems to help in the early detection of banking distress (EWS). The proposed methodologies are aimed to the early identification of financial distress for countries without an important recent history of banking failure. This paper presents traditional models often used to predict currency crisis, and more advanced approaches, such as non linear neural networks models.

Keywords: *Banking, Financial Distress, Early Warning System, Logit, Neural Network.*

JEL Classification: *E44, G21, C23, C25, C45.*

I. Introducción

Este documento presenta una revisión de la literatura empírica sobre los sistemas de alerta temprana para las crisis financieras, extendiendo el trabajo realizado en Gaytán y Johnson (2002). El centro de atención de este artículo está en la predicción de crisis bancarias y en presentar los últimos avances metodológicos que puedan contribuir para el diseño de un sistema de alerta temprana (de ahora

* Se agradecen los valiosos comentarios de Marco Morales y de un árbitro anónimo de la *Revista de Análisis Económico*.

** Escuela de Negocios, Universidad Adolfo Ibáñez, Santiago, Chile. Email: chjohnson@uai.cl

en adelante SAT) eficiente con el fin de optimizar recursos para minimizar programas de fiscalización *in-situ*, pero teniendo siempre el objetivo de prevenir una eventual crisis del banco respectivo (Bhattacharya *et al.*, 2000).

Las últimas dos décadas han sido testigos de un incremento sin precedente en el número de episodios financieros de crisis, tanto en economías desarrolladas como en desarrollo. Una particularidad de estos episodios es que no han estado restringidas para los países en donde se generan sino que han sido esparcidas para otros países a través del contagio¹, generando grandes costos no sólo en un nivel nacional, sino también para el sistema financiero internacional. Estas características explican la creciente preocupación de los gobiernos, instituciones reguladoras, organizaciones financieras internacionales e inversionistas para desarrollar un sistema que pueda anticipar y detectar riesgos en el sistema financiero. Los dos problemas financieros que han recibido más atención en la literatura son las crisis cambiarias y las crisis bancarias.

Aunque las crisis bancarias pueden generar una interferencia relevante en la actividad económica por el papel que juegan los bancos en la asignación de recursos, son las crisis cambiarias las que han recibido más atención en la literatura. La importancia de tener un buen sistema de predicción para crisis bancarias no puede ser lo suficientemente cuantificada. El salvataje (*bail-out*) bancario producto de una crisis ha llegado a ser del 10 por ciento del PIB en una docena de crisis sistémicas de banca². Kaminsky y Reinhart (1999) estudian las interrelaciones entre las crisis cambiarias y bancarias, y demuestran que las crisis bancarias son un buen indicador líder para crisis cambiarias, lo cual otorga más peso a la necesidad de efectuar tareas de supervisión bancaria.

La mayor parte de la literatura previa relativa a las crisis bancarias se concentró en evaluar el riesgo de instituciones financieras específicas basadas en indicadores de performance del banco en particular. La poca capacidad anticipativa de estos índices frente a los fracasos bancarios observados en la década pasada han generado preocupación sobre cuáles pudieron ser los determinantes sistémicos más que idiosincrásicos de estas crisis. En este sentido, hay un reconocimiento creciente de la relevancia del ambiente macroeconómico y la salud del sistema financiero en el desempeño de los indicadores de performance bancario individuales³.

La literatura de alerta temprana y de predicción de crisis bancarias puede ser clasificada en dos, según sea el alcance de la predicción: crisis bancaria individual o crisis sistémica; o según la metodología empleada: indicadores de performance bancarios cualitativos, enfoque de extracción de señales, modelos de estimación de variables dependientes dicotómica, modelos de duración y de redes neuronales, entre otros.

Este documento organiza su contenido con la siguiente estructura: la sección II presenta elementos esenciales para el diseño de un sistema de alerta temprana (SAT) para las crisis bancarias. La sección III presenta la literatura de SAT para las crisis sistémicas de la banca. La siguiente sección presenta el enfoque microeconómico de la literatura académica y la valoración de riesgo utilizada por sistemas preventivos que han desarrollado algunos supervisores institucionales. El

punto V revisa modelos de redes neuronales con una propuesta de implementación y finalmente la última sección presenta las conclusiones.

II. Los Elementos a Considerar en un Sistema de Alerta Temprana

El diseño de un sistema de alerta temprana para pronosticar bancos en crisis precisa la definición de algunos conceptos y asuntos metodológicos. Por un lado se está obligado a predefinir si los SAT están orientados a predecir fracaso individual de un banco particular (crisis individual) o si lo que buscan es anticipar el stress financiero del sistema bancario como un todo (crisis sistémica). Basados en el tipo de crisis a anticipar, los SAT deben contener una definición precisa de crisis o de fracaso del banco.⁴ Es también importante definir cuál es el posible output del sistema predictivo, ya sea que se genere un valor para la probabilidad de stress del sistema bancario (variable continua entre 0 y 1), o sólo una señal de crisis posible (variable indicadora). También es necesario testear el modelo predictivo para evaluar si el sistema tiene la habilidad suficiente para pronosticar el momento de la crisis y su grado de severidad. Es así como generalmente una crisis está definida como un evento binario (valor de 0 ó 1), mientras que un índice de stress bancario puede tomar un continuo de valores (probabilidad entre 0 y 1).

Además de requerir una definición clara de la magnitud y evento a predecir, un SAT requiere de un mecanismo generador de predicciones, incluyendo un set de variables explicativas y un método sistemático para la predicción de esas variables. La elección de las variables explicativas para el stress bancario debería estar guiada por la teoría económica y financiera.

Algunas variables que es necesario considerar son:⁵

- Los bancos son proveedores eficientes de liquidez (transforma activos no líquidos en pasivos líquidos). Esta función hace bancos vulnerables para las crisis de liquidez, por lo tanto, el set de variables explicativas debe incluir medidas de riesgo de liquidez.
- Los bancos agrupan el riesgo de proyectos de inversión diferentes; variables que indirectamente miden el riesgo de crédito también deben ser incluidas.
- Los problemas del agente principal, la regulación incompleta y la supervisión, el seguro del depósito y otros factores pueden hacer emerger ineficiencias microeconómicas, y pueden aumentar el riesgo de mercado del sistema financiero.
- Agrupando el riesgo en su portafolio, los bancos se aseguran ellos mismos, al menos en parte, del riesgo idiosincrásico de prestatarios diferentes. Sin embargo, los bancos no pueden asegurarse fácilmente en contra de los shocks agregados o sistémicos, haciéndolos vulnerables para los ciclos macroeconómicos. De hecho Gorton (1988) ha documentado que la mayoría de las crisis bancarias en EE.UU. han estado relacionadas al ciclo económico americano.

- Honohan (1997) también ha acentuado el papel de cambios de régimen en aumentar la vulnerabilidad del sistema bancario. La liberalización financiera es el cambio de régimen que tiene un poder explicativo robusto en predecir la crisis en un banco (Kaminsky y Reinhart, 1999; y Demirgüç y Detragiache, 1998b).
- La elección de variables explicativas para predecir la crisis bancaria está restringida por la disponibilidad de datos en la frecuencia precisada, así como también, por la exactitud de la información⁶.
- Finalmente, la eficiencia de cualquier modelo de alerta temprana debe ser evaluada por la exactitud de las predicciones, de manera que los modelos deben ser evaluados según sea su desempeño fuera la de muestra, adicionalmente a su grado de precisión dentro de la muestra.

III. SAT de Crisis Bancarias Sistémicas

En esta sección revisamos la literatura asociada a predecir crisis del sistema bancario completo o sistémico de un país. Asimismo, se revisan algunos avances metodológicos que han sido utilizados como sistemas de alerta temprana para crisis cambiarias y que tienen una aplicación potencial para la predicción de crisis bancarias.

La predicción de crisis bancarias por métodos estadísticos requiere de una muestra en la cual los eventos aparezcan repetidamente. Dado que no ha habido una secuencia de crisis tan seguida en cada país, la estimación debe descansar en una muestra de países que han soportado problemas financieros de diversa índole, lo cual ha presentado un desafío de identificación de los determinantes idiosincrásicos de las crisis.

La literatura sobre indicadores y SAT de crisis sistémicas puede ser clasificada según su enfoque metodológico: en indicadores cualitativos, extracción de señales, regresión de variable dependiente cualitativa y redes neuronales, entre otros.

3.1 Indicadores

Más que una propuesta metodológica rigurosa generada estadísticamente por medio de modelos sofisticados y procesos de testeo, esta literatura propone una lista de variables que pueden dar señales sobre eventuales problemas de crisis bancaria (ver Honohan, 1997).

El autor acentúa la importancia de tres tipos de crisis bancarias según su origen: las epidemias macroeconómicas, las deficiencias microeconómicas y las crisis endémicas. Las fuentes diferentes de stress bancario indicarán señales de alerta también diferentes. Esta identificación es crucial, porque la respuesta de política para las señales de stress bancario debería diferir dependiendo del origen del problema. Las crisis bancarias también surgen como consecuencia de un cambio de régimen. Por lo tanto, la regulación y monitoreo correcto después de tales eventos son importantes.

Las crisis cuyo origen es del orden de epidemias macroeconómicas están básicamente relacionadas a los ciclos de auge y depresión endógena. El auge de crédito usualmente está acompañado de una política imprecisa de expansión de liquidez, y para que se materialice como un auge de crédito requiere de algunas ineficiencias microeconómicas. Entre las deficiencias microeconómicas principales que pueden generar crisis está la aceptación excesiva del riesgo de parte del banco y un incremento en préstamos relacionados. La crisis bancaria endémica por su parte, se manifiesta cuando las crisis están relacionadas con el sistema bancario estatal a través de mecanismos de financiamiento cuasi-fiscal.

Finalmente, los cambios de régimen pueden aumentar la vulnerabilidad del sistema bancario alterando los incentivos, aumentando los tomadores de riesgo producto de una gran competencia por colocaciones o por las oportunidades financieras nuevas, por la entrada de “jugadores” inexpertos en el sistema y por la herencia de malos préstamos. Los principales cambios de régimen que pueden generar problemas bancarios son represión financiera, liberalización financiera, cambios macroeconómicos drásticos (por ejemplo, el régimen de tipo de cambio), la transformación económica estructural y las privatizaciones.

Honohan (1997) determina umbrales arbitrarios para las variables que considera como relevantes en su modelo predictivo de crisis, y muestra que los indicadores propuestos dieron señales correctas del tipo de problema bancario para diferentes episodios de crisis. Este indicador descansa, eso sí, en el juicio discrecional de la persona que evalúa el indicador y requiere de la definición subjetiva de qué es una crisis. Sin embargo, este enfoque a pesar de lo subjetivo, sigue siendo una práctica común entre los supervisores e inversores indistintamente.

Estrechamente relacionado con este enfoque, pero con un procedimiento estadístico sistemático está el enfoque de extracción de señales, propuesto como un método de predicción de crisis cambiarias y bancarias por Kaminsky y Reinhart (1995)⁷.

3.2 El enfoque de extracción de señales

Basado en la metodología propuesta por Diebold y Rudebusch (1989) y Stock y Watson (1989), Kaminsky y Reinhart (1999) proponen indicadores líderes para crisis cambiarias y bancarias. Su estudio analiza las crisis cambiarias y bancarias ayudando a determinar el origen de esta crisis gemela, *i.e.*, la convergencia de ambos tipos de crisis. Según las autoras, la ocurrencia de crisis gemelas y su impacto más profundo parece ser una consecuencia del proceso de liberalización financiera. Además, señalan que las crisis bancarias preceden y ayudan a explicar la ocurrencia de crisis cambiarias; sin embargo, una crisis cambiaria previa hace más profundas las crisis bancarias. Destacan el hecho de que más allá del régimen cambiario, la causa inicial de las crisis son los débiles fundamentos macroeconómicos (Calvo y Mishkin, 2003).

Este artículo es una referencia fundamental, ya sea para el estudio de los determinantes de las crisis bancarias como de crisis cambiarias y, por lo tanto, una referencia para el diseño de un sistema de alerta temprana. La metodología

propuesta ha hecho emerger una vasta literatura en temas de alerta temprana para crisis financieras. Sin embargo, las contribuciones más pertinentes para este enfoque han estado hechas por los autores en contribución con otros investigadores⁸. Goldstein, Kaminsky y Reinhart (1999) presentan el uso más integral de la metodología como un sistema de alerta temprana. A continuación brevemente revisamos la metodología empleada para las crisis bancarias y acentuamos las contribuciones principales de esta área de trabajo.

Las crisis bancarias son identificadas y se les asigna fecha de inicio de crisis cuando dos tipos de eventos ocurren: (1) si hay por un lado corrida bancaria y el banco es cerrado, fusionado o adquirido por el sector público o por una o más instituciones financieras; y (2) si no hay corridas bancarias, pasa lo mismo que en el caso (1) y además hay una ayuda financiera de magnitud relevante (“rescate”) originada en el sector fiscal (*bail-out* fiscal).

La metodología propuesta acentúa el comportamiento anormal de algunas variables antes y durante los episodios de crisis. Estas variables son seleccionadas de un conjunto de candidatos sacados de la literatura teórica de crisis financieras. Cuando estas variables logran ciertos niveles, entonces dan señas de posibles problemas en el sistema financiero. Es importante definir lo que es considerado un “comportamiento anormal” que da la luz de alerta, esto es, cuál es el umbral que define la frontera entre el stress financiero y la crisis bancaria. Un umbral está definido para cada variable basada en una muestra de países diferentes que han experimentado crisis. Este umbral es el valor de la variable que minimiza la proporción de alertas falsas para las buenas advertencias de crisis financieras sobre un horizonte de 24 meses antes de las crisis. En cualquier momento, el número de luces rojas “prendidas” es un indicador de la vulnerabilidad financiera del sistema.

Las variables consideradas son:

- indicador de liberalización financiera (multiplicador de M2, crédito doméstico (% PIB), tasa real de interés, spread de tasas);
- otras variables financieras (exceso de liquidez por M1, M2/Reservas, depósitos);
- sector externo (exportaciones, términos de intercambio, tipo de cambio real, importaciones, reservas internacionales, diferencial de tasas de interés real), y
- sector real (PIB, precios de acciones, déficit fiscal).

Aunque la metodología no tiene en cuenta un test de la contribución marginal de cada variable, aquellas variables con una razón ruido-síñal grande (más grande que 1) son consideradas como menos significativas y, por lo tanto, con una contribución marginal menor y, por consiguiente, completamente descartadas.

Kaminsky (1999) propone la construcción de diferentes índices compuestos de fragilidad financiera basada en indicadores individuales. El primer índice es simplemente el agregado de todos los indicadores que dan señas de la existencia de una crisis. El segundo índice compuesto que señala severidad se diseña sobre la base de un segundo umbral para los valores extremos de los indicadores individuales. El tercer índice es diseñado para captar el deterioro acumulado pero

reciente en los fundamentos y por último, el índice final y compuesto, es un promedio ponderado de cada variable estadísticamente significativa (basado en el ruido para dar señas de proporción). El índice ponderado funciona mejor en términos de su poder predictivo. Este índice se usa luego para obtener una medida de la probabilidad de crisis. La probabilidad resultante funciona adecuadamente como predictor dentro de la muestra. Sin embargo, la predicción para las crisis asiáticas de fuera de la muestra es escasa (Berg y Pattillo, 1998).

Goldstein *et al.* (1999) es el que cuenta con la presentación más integral del enfoque de extracción de señales como un sistema de alerta temprana para crisis cambiarias y bancarias. Evalúa el enfoque de señales y otros avances usados para la alerta temprana e incluye un test fuera de la muestra considerando el tema de contagio financiero entre países, muy relevante para analizar las crisis bancarias en Asia producto de la crisis asiática de fines de los años 90.

La metodología utiliza datos mensuales, lo cual tiene la ventaja de permitir una constante supervisión de la evolución del sistema bancario. Sin embargo, la alta frecuencia usada tiene la desventaja de no considerar información disponible para observaciones menos frecuentes. Los pronósticos deben principalmente descansar en datos macroeconómicos y la posibilidad de incluir información de la estructura de deuda y del balance bancario está limitada, sobre todo en países en donde el flujo de información contable hacia las entidades supervisoras tiene algún desfase de tiempo considerable, lo cual impone la restricción de operar con datos de meses atrás aumentando el riesgo de no predecir crisis.

Una limitante adicional con la metodología es que la selección de variables para el sistema de alerta tiene un sesgo de arbitrariedad y no hay forma de evaluar el aporte marginal de cada una de estas variables dentro de la predicción. Esto implica que la construcción de un índice basado en estas variables no considera una definición clara de los ponderadores de cada variable dentro del índice.

3.3 Modelo de variable dependiente limitada

Dado que la ocurrencia de crisis es un acontecimiento discreto binario, se logra utilizar la regresión limitada del tipo Probit o Logit como una forma de estimar la incidencia de crisis. El indicador de crisis es una variable binaria (uno o cero), estimada usando un set de variables explicativas. Con el Logit o Probit, los resultados previstos están restringidos para recaer sobre el intervalo de cero a uno, y son interpretados directamente como la probabilidad de crisis. Una ventaja de esta metodología es que se logra evaluar la contribución explicativa de cada variable explicativa y realiza la inferencia usual basada en las pruebas estadísticas.

Las primeras dos aplicaciones de esta metodología para las crisis sistémicas de banca son: Demirgüç y Detragiache (1998a) y Eichengreen y Rose (1998). Estos últimos autores analizan crisis bancarias en los mercados emergentes usando una distribución Probit binomial para estimar la probabilidad de crisis. La definición y los tests de crisis son tomadas de Caprio y Klingebiel (1996), y consta de 39 episodios. Los resultados resaltan la importancia de cambios en las

condiciones extranjeras en el surgimiento de crisis bancarias en países en vías de desarrollo. En particular, la tasa de interés “del norte” tiene una gran y significativa correlación con las crisis. El ciclo de negocios de los países OECD también tiene una contribución significativa en la probabilidad de crisis. La contribución de las variables domésticas es menos importante, sin embargo, la sobrevaloración de la tasa de cambio, el ciclo económico doméstico y los altos niveles de deuda extranjera son significativos y considerados finalmente para definir el nivel de problemas financieros prevaleciente. Por otra parte, variables relacionadas con la política fiscal y el régimen de tipo de cambio no contribuyen a aumentar la probabilidad de crisis.

En una serie de artículos, Demirgüç y Detragiache (1998a, 1998b, 2000) estudian los determinantes de crisis sistémicas de la banca en países en vías de desarrollo y en países desarrollados usando a un Logit binomial multivariado. El set de variables explicativas incluye variables macroeconómicas y variables financieras similares o *proxies* del desarrollo institucional. Los resultados señalan que el ambiente macroeconómico es un factor determinante de la fragilidad bancaria. La probabilidad de incrementos de crisis se observa como producto de disminuciones del ritmo de crecimiento, cuando la inflación es alta y cuando las tasas de interés son altas. La probabilidad de crisis es también alta cuando hay un mecanismo explícito de seguro de depósitos y cuando el desarrollo institucional es escaso.

En el segundo artículo (1998b), los autores exploran si la liberalización financiera tiende a aumentar la probabilidad de crisis, y concluyen que la fragilidad financiera generada por la liberalización financiera es persistente en el tiempo. Sin embargo, el incremento en la fragilidad es inferior para países financieramente reprimidos antes de la liberalización. En este artículo también exploran los efectos de la liberalización financiera en el crecimiento económico y concluyen, para países que experimentaron crisis bancarias, que los efectos positivos del desarrollo financiero se anulan al emerger una fragilidad financiera mayor.

Hardy y Pazarbasioglu (1999) estiman un modelo Logit multinomial multivariado para pronosticar un banco en crisis, utilizando datos anuales. El modelo multinomial es usado en un intento para vencer las limitaciones del Probit y Logit en mostrar señales tempranas o muy adelantadas a la verdadera ocurrencia de crisis. Definen una variable discreta que toma el valor de 2 en el caso de una crisis, un valor de 1 en el año anterior, y el cero en otro caso. También incluyen rezagos de las variables explicativas. Con esta metodología, se logra establecer el poder predictivo de los indicadores líderes independientemente de que es conocido sólo en el año de crisis. Cuando la variable dependiente cruza el primer umbral, una alerta temprana de stress bancario aparece. La inclusión de atrasos de las variables explicativas permite un análisis dinámico del efecto de las variables en la vulnerabilidad financiera.

Por otra parte Hutchinson y Mc-Dill (1999) estiman un modelo Probit multivariado para el stress bancario. El stress bancario es definido basado en la proporción del portafolio de préstamos no recuperados, identificando 65 episodios de problemas severos de banca. El estudio incluye dos conjuntos de indicadores: las

variables macroeconómicas e institucionales y aprueba su uso potencial como indicador líder de problemas bancarios.

Las dos variables macroeconómicas que sistemáticamente correlacionaron con el inicio del stress bancario son las caídas del PIB y los precios de las acciones. Las otras variables macroeconómicas (las variaciones de tasa de cambio, la inflación, el crecimiento real de crédito, la tasa de interés, Reservas/M2) no fueron asociadas, en general, con crisis bancarias.

Los factores institucionales probados fueron: independencia del banco central, existencia del seguro de depósito, liberalización financiera, riesgo moral y su interacción. Estos factores fueron significativos para explicar incrementos en la probabilidad de crisis bancarias.

Aunque el modelo Kaminsky, Lizondo y Reinhart funciona mejor que un modelo no informativo estándar y puede predecir alguna de las crisis dentro del período muestral, todavía no predice un gran número de crisis, y la mayoría de las alarmas dadas por el modelo dentro de la muestra son falsas. Con relación al desempeño fuera del período muestral, el resultado es similar y nuevamente la mayoría de alarmas son falsas. Sin embargo, el modelo Kaminsky, Lizondo y Reinhart tiene éxito en ordenar por rango los países según la severidad de sus crisis y las probabilidades estimadas de los índices compuestos son predictores significativos de probabilidades de crisis.

Berg y Pattillo (1998)⁹ proponen una metodología que conserva algunos elementos del modelo Kaminsky, Lizondo y Reinhart, pero difiere en la etapa de estimación. La variable dependiente es una variable binaria que toma el valor de 1 si es que hay una crisis en los subsiguientes 24 meses, y cero de otra manera. Estiman una ecuación Probit multivariada para la probabilidad de señal “temprana” de crisis. Las ventajas de su metodología sobre el modelo de Kaminsky, Lizondo y Reinhart son: en primer lugar, que se logra probar el significado del concepto del umbral; segundo, que el índice compuesto resultante agrega las variables explicativas teniendo en cuenta las correlaciones y contribuciones marginales de cada variable; y finalmente se logra testear la significancia de variables individuales y la estabilidad de los coeficientes a través del tiempo y para todos los países.

Para testear el umbral, Kaminsky, Lizondo y Reinhart suponen que la probabilidad de crisis en la ventana móvil de 24 meses es una función de “nivel” o “escalera” del valor del indicador. Berg y Pattillo (1998) prueban esta hipótesis estimando una ecuación Probit de dos variables para el panel de la variable binaria de la forma:

$$p = f(\alpha_0 + \alpha_1 b(x) + \alpha_2 I + \alpha_3 I(b(x) - T)) \tag{1}$$

donde T es el umbral, $b(x)$ el valor percentil del indicador individual x , e I es la función del indicador si hay una señal (si $b(x) > T$). Aplicando esta ecuación para cada indicador, permite determinar si el supuesto de Kaminsky, Lizondo y Reinhart está justificado ($\alpha_1 = \alpha_3 = 0$, $\alpha_2 = 1$). Los resultados demuestran que esta suposición no considera una parte importante en la variación de la probabilidad de crisis como función de las variables.

El enfoque Logit no está restringido para generar indicadores en función solamente de una variable, por consiguiente, Berg y Pattillo (1998) estiman ecuaciones multivariadas Logit para la probabilidad de crisis. Estiman tres modelos: en el primer modelo las variables explicativas son binarias (1 si cruzan el umbral, 0 en otro caso); en el segundo modelo, la variable probabilidad de crisis (expresado como uno percentil) entra en forma lineal para la especificación Probit; y la última estimación es un modelo *piecewise-linear*, el cual es una generalización multivariable de la ecuación (1).

El ranking entre los tres modelos Logit es ambiguo. Sin embargo, todos los modelos funcionan mejor que el modelo de Kaminsky *et al.*, ya sea tanto dentro como fuera de la muestra.

IV. Crisis Bancarias y Sistemas de Alerta Institucionales

La segunda línea de la literatura se concentra en la quiebra individual de un banco. El enfoque tradicional para evaluar vulnerabilidades financieras en bancos individuales se relaciona estrechamente con el trabajo de supervisores del sistema bancario y agencias que evalúan el *rating* de cada institución. En este enfoque, los indicadores de fortaleza del banco son resumidos por variables originalmente evaluadas durante exámenes en el sitio por las agencias supervisoras. Los sistemas de valuación más conocidos son conocidos como CAMEL el acrónimo para los criterios: suficiencia de **capital**, calidad de **activos**, **gestión**, **ganancias** y **liquidez**¹⁰. Frecuentemente, el puntaje de desempeño individual para cada institución es computado relativo a todas las otras instituciones, generando un único indicativo de valuación. Sin embargo, recientemente ha habido un reconocimiento creciente de las limitaciones de este enfoque. Aunque las informaciones supervisoras incluyen una valoración global del ambiente macro-legal en el cual los bancos funcionan, el sistema del CAMEL, y las metodologías relacionadas, son diseñadas para evaluar la condición de una institución en un punto del tiempo, y son altamente sensibles a cambios en las condiciones económicas y el desempeño del banco. Algunos autores también han cuestionado la relevancia de los indicadores del CAMEL para evaluar vulnerabilidades en las economías emergentes y subdesarrolladas (Rojas-Suárez, 2001). Por último, los nexos entre dimensiones macro y micro de vulnerabilidad financiera de los bancos no están bien exploradas. González-Hermosillo (1999) propone una metodología para estudiar el efecto de ambas dimensiones (macro y microeconómicas) que pueden ayudar a predecir la ocurrencia de crisis.

Esta sección comienza examinando algunos sistemas usados por supervisores institucionales para evaluar el riesgo de bancos individuales y la predicción de stress bancario.

4.1 Supervisores institucionales

Los supervisores institucionales usan una gran variedad de prácticas para evaluar la vulnerabilidad financiera de bancos individuales. Sahajwala y Van den

Berg (2000) proponen una clasificación de los diferentes sistemas usados por instituciones supervisoras de países G10: rating del banco supervisor, razones financieras y el análisis del grupo de la misma edad, la valoración integral de riesgo bancario, y finalmente los modelos estadísticos. Usando esta clasificación se resumen las diferentes metodologías de supervisores institucionales.

4.1.1 *Sistemas de supervisión para bancos*

Este sistema fue originalmente diseñado para la valoración del desempeño de instituciones financieras basadas en exámenes en el banco mismo (“supervisiones *in-situ*”). Como se mencionó, el más difundido es el sistema CAMEL que en 1996 evolucionó hacia el CAMELS para incorporar un componente adicional: la **sensibilidad al riesgo**¹¹. El sistema consiste en una valuación para cada componente individual usando una escala de 1 (mejor) a 5 (peor) basados en una evaluación extensiva en el sitio de información cualitativa y cuantitativa de la institución financiera. De los promedios componentes individuales, se calcula un índice compuesto. El supervisor tiene algún poder discrecional para oprimir los promedios de componentes diferentes en el índice de la mezcla. Los promedios individuales y el índice compuesto se usan luego para decidir más supervisión o acción específica. Generalmente se utilizan quintiles para ordenar los grupos riesgosos de los menos riesgosos y se centra la atención en el quintil más riesgoso.

También se han desarrollado sistemas basados en el análisis cuantitativo a distancia intentando reproducir los promedios e índices encontrados en las evaluaciones *in-situ*. Un ejemplo de este sistema de control “satelital” o “a distancia” es el sistema Federal de la Corporación de Seguro de Depósito Americano (FDIC), que usa una metodología de valuación parecida a CAMEL¹².

Los sistemas de valuación son medidas efectivas de la condición financiera actual de los bancos y constituyen una herramienta esencial para la supervisión bancaria. Sin embargo, estos sistemas tienen varias limitaciones. Por un lado, reflejan la condición del banco bajo estudio para un período de tiempo específico y, por otro, son altamente sensibles a los cambios en las decisiones del banco y a las condiciones económicas coyunturales. Además, el riesgo que la valoración genera es una medida *ex post* de problemas financieros y, por consiguiente, los resultados de valuación pueden obtenerse demasiado tarde como para tomar una acción preventiva sobre algún banco particular. Otra limitación de este enfoque (y que es muy importante desde el punto de vista del control) es que los promedios calculados tampoco aportan información acerca de las áreas específicas y fuentes potenciales de fragilidad de la operación del banco, ni tampoco se ve cuál es la contribución al riesgo global de decisiones particulares adoptadas en la institución. Es decir, se hace difícil descomponer el riesgo según sus fuentes generadoras.

4.1.2 *Sistemas basados en razones financieras y análisis de conglomerados*

Los sistemas de análisis y de razones financieras de grupos similares de bancos buscan reproducir “a distancia” el análisis que se podría efectuar *in-situ* de

una institución bancaria. El análisis que se efectúa por medio de razones financieras ayuda a definir un umbral para las razones seleccionadas y entrega señales de advertencia en la medida que la proporción excede este umbral.

Estos avances tienen la ventaja de ofrecer una valoración sistemática de actividad del banco, y además pueden detectar tendencias en la industria, lo cual permite apuntar hacia áreas específicas de debilidad en un banco y con esto filtrar bancos potencialmente problemáticos. Sin embargo, el análisis de “ratios” financieros tiene limitaciones para identificar el riesgo tomado por las instituciones financieras. El análisis de grupo de la misma edad (*peer group*) puede detectar bancos de valor atípico, pero no puede detectar problemas sistémicos, i.e., cuando hay un deterioro de las condiciones financieras del grupo de la misma edad en su conjunto. Los usos de estos sistemas para predecir stress bancario tienen sus limitantes, pero el análisis extensivo que permiten es un complemento natural y necesario dentro de cualquier SAT.

4.1.3 *Los sistemas integrales de valoración de riesgo bancario*

Este sistema es el enfoque más amplio considerado para la valoración de riesgo. Provee una valoración completa de factores cualitativos y cuantitativos de riesgo en una institución bancaria.

El sistema define *factores relevantes* de tipos de riesgo a ser analizados, luego la metodología agrega bancos o grupos de bancos en unidades de negocios y evalúa la condición para todos los factores de riesgo para cada una de estas unidades. Esta metodología permite la agregación de valoraciones de riesgo en niveles diferentes según sea la institución o el grupo.

Los países que han introducido sistemas integrales de valoración de riesgo bancario son el Reino Unido y los Países Bajos. El sistema UK RATE, por ejemplo, evalúa la estructura para cada unidad comercial y, para el banco entero, analiza nueve áreas de riesgo CAMEL-B: el capital, los activos, el riesgo de mercado, las ganancias (**e**arnings) y los pasivos (**l**iabilities) y el negocio (**b**usiness), donde el factor comercial incluye en conjunto el ambiente comercial y externo del banco. Además de la condición actual del perfil de riesgo del banco en uso en estos momentos, el informe incluye una valoración de su evolución probable sobre el siguiente período, usando la información disponible en la valoración integral y el pronóstico del supervisor del mercado.

Este enfoque permite tanto identificar áreas de vulnerabilidad potencial como dar explicación sobre el riesgo específico de cada institución. También bosqueja un cuadro completo de la actividad bancaria en el sistema. Sin embargo, su desventaja principal es que los recursos necesarios para implementar tal evaluación en una base periódica se hacen muy elevados.

4.1.4 *Modelos estadísticos para SAT*

Las metodologías previas para la valoración de riesgo de instituciones bancarias tienen limitaciones para dar señales de stress tanto del sistema financiero

como del banco. Esto debido a que presentan las condiciones muy coyunturales de los bancos o porque es muy costoso de realizar el tipo ideal de valoraciones integrales.

Durante los años 90 los supervisores institucionales de economías desarrolladas efectuaron varios esfuerzos para pronosticar la condición financiera futura de los bancos y constituir así modelos de alerta temprana para detectar los problemas financieros a nivel de bancos individuales. La ventaja es que los modelos estadísticos permiten determinar relaciones causales entre las variables económicas y financieras, y con esto se determina la fragilidad o nivel de stress financiero de los agentes financieros. Las diferentes metodologías son clasificadas en modelos de predicción de crisis, modelos de falla-duración hasta el momento de fracaso y los modelos de pérdida esperada.

La Predicción de Ratings

Esta metodología es la que se ideó para pronosticar la estimación de la evaluación que la institución financiera tendría en un examen *in-situ* (efectuado con CAMELS). Usar técnicas de variables limitadas o dicotómicas en modelos de regresión ayuda a determinar la relación histórica entre un set de variables incluidas en las informaciones periódicas de bancos y los ratings asignados en evaluaciones *in-situ*. Los resultados de las ecuaciones estimadas sirven posteriormente para una estimación periódica y sistemática de los ratings. Aunque esta estimación puede estar reflejando la actual condición del banco, la posibilidad de realizar este análisis en una base más regular puede ser beneficiosa al anticiparse y mostrar cualquier deterioro en la condición general del banco para el futuro.

Además, estos modelos pueden producir un indicador *ex-ante* de problemas financieros, porque permiten estimar la probabilidad de baja de *rating* de una institución financiera y pueden revelar las áreas específicas que son responsables de este descenso. Los sistemas que usan esta metodología son el SEER de la Reserva Federal de EE.UU. y el modelo SCOR de la FDIC¹³.

El fracaso y la oportunidad del momento de fracaso

Otro conjunto de modelos de supervisión institucionales apuntan hacia estimar la tasa de fracaso de un banco y a determinar cómo es la aproximación en el tiempo hacia esta eventual quiebra. Esta estimación debe ser realizada sobre una muestra de bancos en quiebra y, por consiguiente, precisa datos históricos con esas características. A falta de tales eventos, se puede definir un banco débil o estresado y realizar la estimación para tales eventos con la misma metodología.

El modelo SEER tiene un rango de riesgo modelo que predice la probabilidad de fracaso sobre un horizonte de tiempo de dos años. Dado que han habido pocos eventos de fracaso o quiebra en los EE.UU. durante los años 90, el modelo usa una metodología de panel uniendo datos de serie de corte transversal y de tiempo para el 1985-1991, y efectúa estimaciones tipo Probit para definir la probabilidad de quiebra. Además de las probabilidades de fracaso por banco, la salida del

modelo contiene un “análisis del perfil de riesgo” que compara los resultados de un determinado banco, tanto con su evolución histórica como con bancos similares. La distribución de estas características de riesgo provee una medida del riesgo relativo y global del sistema bancario.

El US Office of the Comptroller of the Currency (OCC) ha desarrollado dos modelos usando esta metodología. El primero estima la probabilidad de fracaso y la probabilidad de que un banco sobrevivirá más allá de un horizonte de dos años. El segundo modelo (“Bank Calculator”), estima la probabilidad de fracaso usando una regresión logística estándar. El set de variables explicativas incluye no sólo variables financieras disponibles en los estados financieros de un banco, sino que también las variables que pueden dar explicación sobre cambios en el “ambiente” de la actividad bancaria. Las variables están clasificadas de acuerdo con tres categorías de riesgo: el riesgo del portafolio del banco, el riesgo de condición del banco y el riesgo del ambiente del banco.

Modelos de pérdida

Estos modelos son una alternativa para países donde la incidencia de quiebra o colapso bancario no ha sido lo suficientemente frecuente como para permitir su predicción. El Sistema Bancario de Soporte Francés (SAAB) estima pérdidas potenciales para predecir la solvencia futura de un banco particular. El sistema estima la probabilidad de incumplimiento de préstamos individuales y construye una pérdida potencial para los siguientes tres años. Esta pérdida potencial es sustraída del nivel de reservas de los bancos, y si el nivel de reservas restantes traspasa el requisito legal, entonces se señala con una bandera la eventualidad de problemas en la solvencia futura. Este enfoque permite una agregación en cualquier nivel de la actividad bancaria de un país, sin embargo, su desventaja clara es la intensidad y la desagregación de información que precisa, con su alto costo involucrado.

4.2 Los indicadores

Tal como se mencionó en la introducción, Rojas-Suárez (2001) cuestiona severamente el uso de las variables del CAMEL para evaluar el riesgo de instituciones financieras en países en vías de desarrollo. Ella discute que este sistema, diseñado para los sistemas financieros desarrollados, funciona muy pobremente en dar señales correctas en mercados emergentes por la poca responsabilidad implícita (“accountability”) en la toma de decisiones, ya sea por la débil estructura supervisora, y/o por la escasa liquidez de los mercados accionarios para colocar acciones bancarias que limitan la supervisión o “vigilancia” de terceros a una frecuencia ideal diaria. Rojas-Suárez propone un set alternativo de indicadores que pueden proveer de un mejor ranking a los supervisores, y que servirá para diseñar indicadores de alerta temprana para anticipar problemas financieros de una manera más realista en sistemas financieros de economías en desarrollo. Los indicadores alternativos propuestos son: la tasa de interés pagada en depósitos,

spreads de tasa de interés, la tasa de crecimiento de préstamos y el crecimiento de deuda del sistema financiero interbancario.

Rojas-Suárez prueba el desempeño de estos indicadores para cuatro episodios de crisis bancarias: México 1994-95, Venezuela 1994, Colombia 1982-86 y Asia 1997, y concluye que estos indicadores efectúan mejores predicciones que las estimaciones de métodos tradicionales. Los indicadores utilizados en los métodos tradicionales incluyen: el nivel de capitalización, el cambio en los precios de acciones de los mismos bancos (rentabilidad de mercado), las ganancias netas, los costos operativos y la razón de liquidez.

4.3 Probabilidad de fracaso y determinación del momento de fracaso

González-Hermosillo (1999) estudia la contribución de datos microeconómicos y de los factores macroeconómicos en cinco episodios de crisis bancarias (crisis del sudoeste, noreste, y California para los EE.UU., México y Colombia). Este artículo es un intento para casarse con dos líneas de investigación en la literatura en lo que se refiere a predicción de crisis bancarias: los modelos que usan datos macroeconómicos y del agregado, y los modelos que usan información específica bancaria sacada de sus propios balances. La selección de las variables explicativas para el stress bancario debe dar explicación sobre las fuentes de riesgo de la actividad bancaria. Las variables explicativas incluidas son variables similares o *proxies* para medir: fragilidad de riesgo bancario, riesgo de mercado, riesgo de crédito, riesgo de liquidez, riesgo moral, condiciones macroeconómicas, contagio y comportamiento de manada (“herd behavior”) y finalmente rentabilidad y eficiencia.

El artículo analiza el fracaso individual de cada banco estimando la probabilidad de crisis y la oportunidad del momento de las crisis. La contribución de cada variable explicativa está medida por su contribución en la probabilidad y la tasa de supervivencia del banco. La probabilidad de fracaso es estimada usando modelos de efectos fijos del tipo Logit, mientras que la definición del momento de quiebra es estimada usando un modelo de riesgo paramétrico. La estimación es realizada usando datos trimestrales e información de datos de panel de bancos y las variables macroeconómicas para cada episodio. Ambas estimaciones precisan la definición de fracaso, quiebra o de “stress severo” para los eventos. Hay dos definiciones alternativas usadas: en la primera definición, el fracaso de un banco es considerado el período antes de la intervención del gobierno en el banco. Para la segunda definición, una proporción de stress bancario es aceptable, pero cuando el índice se sale más allá de cierto umbral, entonces se define que un acontecimiento de stress severo está registrado. Aunque la proporción de stress tiende a exagerar el número de probables problemas bancarios, también es cierto que estas advertencias permiten generar una luz amarilla en que el supervisor decidirá si se investiga en profundidad o no.

La proporción de préstamos no recuperados contra el total de activos (una variable de fragilidad) es el indicador principal de problemas bancarios, aunque el incremento principal en esta variable está próximo al comienzo de crisis del ban-

co, y a veces no sirve como instrumento anticipador pues ya no hay remedio para la crisis. La razón de acciones de capital sobre el total de activos tiene también un poder explicativo en todos los episodios.

Los resultados exteriorizan la importancia de la macroeconomía y las dimensiones microeconómicas de vulnerabilidad financiera. Aun cuando los modelos con datos bancarios hacen buenas predicciones, la inclusión de variables macroeconómicas para medir el efecto contagio y riesgo sistémico del sector bancario claramente mejoran los resultados de estimación y pronóstico.

4.4 Estimación con datos de panel

La investigación sobre las crisis bancarias también se puede realizar en una estimación tipo Panel, utilizando series de tiempo y datos de corte transversal. Esta metodología consiste en utilizar muestras formadas por observaciones recogidas a N agentes (en nuestro caso bancos) a lo largo de T instantes del tiempo. La estimación de datos de panel permite contrastar en forma simultánea una determinada hipótesis de comportamiento temporal, así como analizar la robustez de sus conclusiones a través de las distintas unidades muestrales (bancos) de que se dispone. Además, esta metodología permite tratar las correlaciones que en cada instante se producen entre las perturbaciones de las diferentes unidades muestrales. Esta es una bondad que los métodos tradicionales como mínimos cuadrados o procesos de series de tiempo del tipo ARIMA no incorporan, lo cual nos permite ganar en precisión en los parámetros estimados, fenómeno que se denomina *eficiencia en la estimación*. Cabe destacar que la búsqueda de esta eficiencia se logra con la estimación simultánea utilizando las T observaciones de todos los bancos, para explotar óptimamente el hecho de que los bancos en cada período de tiempo son los mismos.

El Panel a estimar consideraría metodologías de estimación del tipo coeficientes fijos, lo cual permite diferenciar entre características de cada banco (por ejemplo tamaño), y permite utilizar eventualmente, de ser necesario, técnicas más eficientes como es el Método Generalizado de Momentos, que permite resolver el problema de simultaneidad en la determinación de las variables explicativas.

Esta metodología puede ser aplicada a series de crisis bancarias y explicadas por las variables tentativas como ratios financieros y variables sistémicas macroeconómicas.

La ecuación a estimar por panel tendrá la siguiente forma funcional:

$$Banco_{i,t} = \lambda_i + \Theta X_{it} + \Psi Z_t + \lambda Banco_{i,t-1} + \xi_i + \zeta_{it} \quad (2)$$

donde la variable $Banco_{i,t}$ corresponde banco en crisis o no crisis que se presenta en el momento del tiempo (año) " t ". La variable X_{it} incorpora todas las variables idiosincrásicas de cada banco " i " en cada momento " t ", mientras que Z_t contiene las variables sistémicas que afectan por igual a todos los bancos. Estas son típicamente variables macroeconómicas que miden el grado de desarrollo de la eco-

nomía como un todo, de manera de determinar si existe un ciclo recesivo asociado al nivel de actividad agregada que actúe en contra de la cartera vencida de los bancos.

4.5 Estimaciones para Chile: una aplicación de estudio de panel

Ahumada y Budnevich (2002) proponen un sistema de indicadores de alerta temprana para el sistema bancario chileno. Considerando que en Chile desde 1982 no ha habido una historia permanente de crisis bancarias, no es posible construir un SAT a través de la estimación de probabilidades de fracaso o supervivencia de instituciones bancarias. Es por esto que los autores adoptan una metodología alternativa que intenta estimar dos variables de fragilidad (más que de quiebra): la proporción de cartera vencida, como un indicador de fragilidad que mide indirectamente el riesgo de crédito; y el *spread* en la tasa de interés en el mercado interbancario, como una medida de fragilidad financiera que mide el riesgo de liquidez.

Las variables explicativas además incluyen variables macroeconómicas tales como la actividad económica, tasa de interés y el tipo de cambio real; además consideran un segundo conjunto de variables, del tipo específicas o idiosincrásicas para cada banco considerando los criterios del sistema CAMEL: capital, eficiencia, liquidez, ganancias, crecimiento de préstamo y la orientación de mercado del banco. Se conforman grupos de bancos nacionales, extranjeros y estatales, y se estima un panel dinámico hasta con doce rezagos.

Los resultados de la estimación sugieren que mientras las variables específicas del banco son importantes, los determinantes de fragilidad de riesgo de crédito, las variables macroeconómicas y de mercado juegan un papel mucho más importante en explicar el riesgo de liquidez. El capital, la liquidez y la eficiencia reducen el porcentaje de préstamos no recuperados, y la tasa de interés de mercado y el crecimiento de préstamo aumentan la fragilidad. Los márgenes más altos de la ganancia pueden reflejar un sistema o política de crédito fácil que tiende a reducir la fragilidad a corto plazo, pero más tarde puede ser una fuente de fragilidad importante. El análisis grupal (para el mismo tipo o clase de bancos) sugiere que el impacto de variables explicativas en la fragilidad no es uniforme entre los distintos grupos. En particular, la fragilidad de las compañías financieras no bancarias parece tener determinantes completamente diferentes que los bancos, excepto para el total de activos (como proporción de pasivos), y ninguna otra variable parece ser significativa en explicar su respectiva fragilidad.

Esta metodología permite estudiar los determinantes específicos de cada banco y además definir si existe algún grado de causalidad de los indicadores de fragilidad del banco respecto de variables macroeconómicas. Sin embargo, su uso como SAT está limitado. Primero, no tiene definición de lo que una advertencia podría ser, es decir especificar cuál es el estándar de comparación que define, ya sea el incremento del portafolio riesgoso o alternativamente definir qué se entiende por un *spread* de tasas interbancarias normal o peligroso. En segundo lugar, los indicadores propuestos como variables explicativas de fragilidad pueden tener

en cuenta diferencias de fragilidad, pero por ejemplo, es posible que dos bancos tengan la misma proporción de préstamo no cobrado, y que el capital sea diferente y por ende sus reservas de liquidez. Finalmente, el modelo no pronostica las variables utilizadas para permitir una predicción de las variables exógenas y así diseñar un SAT. Este SAT será condicional a la proyección de las variables exógenas que efectúa el supervisor, lo cual ya introduce un nivel de incertidumbre adicional.

V. Redes Neuronales

Una alternativa a los modelos anteriores se refiere a la utilización de modelos de redes neuronales. Las redes neuronales son modelos estadísticos no lineales utilizados principalmente para la clasificación y predicción de datos y variables. Intentan hacer mímica de algunos mecanismos de procesamiento de información que ocurren en el sistema nervioso de los organismos biológicos bajo la convicción de que, siendo producto de la selección natural, dichos mecanismos deben ser efectivos y eficientes.

Todos los modelos, ya sean lineales o no lineales, tienen como objeto servir de aproximaciones útiles de la realidad y nunca tienen la pretensión de sustituirla. De manera similar, las redes neuronales artificiales son una simplificación útil de las redes neuronales biológicas.

La unidad básica de procesamiento de las redes biológicas es la neurona. En términos generales, una neurona es una célula con tres partes principales: el cuerpo central que tiene el núcleo; unas extensiones o filamentos llamados dendritas que reciben las señales o estímulos que llegan a la célula desde los sensores o transductores, y una extensión de salida llamada axón que transporta el resultado del procesamiento de los datos hacia las dendritas de otras células (músculos, por ejemplo). Si la suma ponderada de las señales o estímulos de entrada sobrepasa cierto nivel de umbral, la neurona dispara una señal de salida por el axón de magnitud fija. Las señales enviadas hacia la siguiente neurona hacen contacto en los puntos llamados sinapsis, entre el axón de una neurona y las dendritas de la siguiente; en estos puntos la señal se pondera; esto es, se puede dejar pasar, atenuar o hasta inhibir. En la práctica, con el propósito de simplificar la función neuronal, aproximamos la salida binaria por una salida limitada, por ejemplo al intervalo $[0,1]$ para el cual podemos usar un modelo Logit, o al intervalo $[-1,1]$ para lo cual podemos usar una función de tangente hiperbólica o una sigmoideal.

Si bien en las redes biológicas cada neurona puede tener miles de conexiones con otras células, en las redes artificiales tales conexiones entre neuronas son pocas, por las limitaciones existentes en las técnicas de estimación y en el número de datos disponibles.

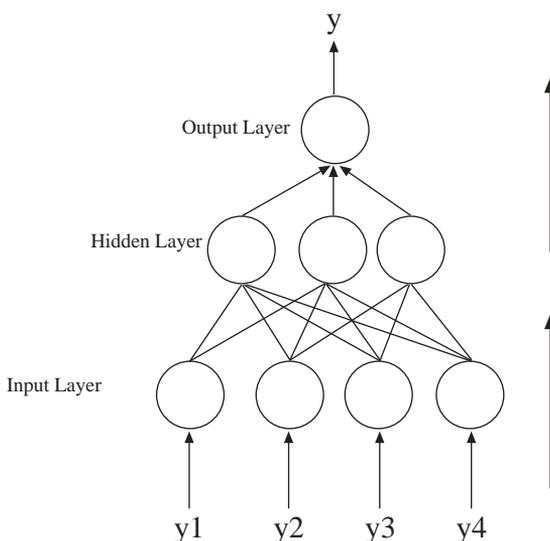
Una red neuronal artificial típica consiste en capas de neuronas que procesan y transportan la información de la entrada a la salida. Todas las neuronas de la primera capa reciben los datos de entrada, los ponderan por sus coeficientes de entrada, restan el umbral (la constante en el Logit) y pasan el resultado a cada una

de las neuronas de la capa siguiente. La salida final puede hacerse a través de una sola neurona, o de manera lineal ponderando y sumando las salidas de las neuronas de la última capa, más una constante si se considera necesario. Las capas ubicadas entre la entrada y la salida se conocen como capas ocultas (*hidden layers*).

Aunque existe una gran variedad de alternativas de diseño de redes, algunas con múltiples salidas (por ejemplo, para análisis multivariado) y otras con realimentación de salida a entrada, la red típica suele tener una salida y una o dos capas escondidas con un número de neuronas cercano al número de variables de entrada.

FIGURA 1

ARQUITECTURA DE RED NEURONAL



El tema de la realimentación, tan importante en las redes biológicas, puede incorporarse en las redes artificiales en el hecho de reestimar el modelo con la llegada de nuevas observaciones. Esta reestimación, se hace comparando la salida con la realidad observada, modificando de esta forma los parámetros del modelo para ajustarse a las nuevas observaciones o datos.

En las redes neuronales artificiales, la dificultad de modelar con neuronas binarias ha llevado a sustituirlas por funciones cuya salida es limitada pero no binaria, como son los logits. Esto, en efecto, hace que en las redes artificiales la salida de las neuronas sea proporcional dentro de un rango al nivel de entrada lo cual podría entenderse en el sentido de que la amplitud de la salida de los logits se interprete como proporcional a la fuerza de la señal.

5.1 Modelos a estimar con arquitecturas tradicionales

Una red sencilla con dos variables de entrada x_1 y x_2 , una capa escondida con dos neuronas y una neurona de salida, tendría la siguiente ecuación:

$$y = \frac{1}{1 + e^{\left(\beta_0 + \beta_1 \cdot \frac{e^{\alpha_{01} + \alpha_{11}x_1 + \alpha_{21}x_2}}{1 + e^{\alpha_{01} + \alpha_{11}x_1 + \alpha_{21}x_2}} + \beta_2 \cdot \frac{e^{\alpha_{02} + \alpha_{12}x_1 + \alpha_{22}x_2}}{1 + e^{\alpha_{02} + \alpha_{12}x_1 + \alpha_{22}x_2}} \right)}} \quad (3)$$

donde α_{01}, α_{02} y β_0 son los niveles de umbral (la constante) de cada neurona. Como puede observarse, la salida puede escribirse como un logit de Logits, lo cual da una expresión extremadamente no lineal, especialmente si el número de capas y neuronas aumenta.

5.2 Métodos de estimación: NLLS o Learning

Un modelo de red neuronal –como ya dijimos– es una estructura artificial que refleja la idea de procesamiento paralelo de información. Los métodos lineales tradicionales para estimar se basan en mecanismos de causa efecto, en los cuales el conjunto de variables exógenas afecta lineal y simultáneamente a la variable dependiente. El método de redes neuronales explora esta característica, extendiendo la metodología para incluir relaciones no lineales entre las variables.

White (1992) y Kuan y White (1994) popularizaron el enfoque de redes neuronales en economía. Desde entonces ha sido utilizada para analizar quiebras de corporaciones (Atiyya, 2001; Shah y Murtaza, 2000), decisiones de otorgamiento de créditos bancarios (Witkowska, 1999; Olmedo y Fernández, 1997; Zurada, 1998), desempeño corporativo (Wilson *et al.*, 1995), características de consumidores (Goss y Ramchandani, 1995; Church y Curram, 1996), gasto educacional (Baker y Richards, 1999), y proyecciones macroeconómicas y financieras (Johnson y Vergara, 2004; Moshiri *et al.*, 1999; Martin *et al.*, 1997; Qi, 1999; Yao *et al.*, 1999; El-Shazly y El-Shazly, 1999; y Fu, 1998)¹⁴. Wu y Wang (2000) usan una red neuronal para clasificar postulaciones de crédito en grupos factibles de ser aceptados o rechazados, y compara los resultados del modelo con las decisiones reales tomadas por los analistas de crédito. Ellos encuentran que las redes neuronales poseen una capacidad predictiva superior y que pueden ser muy útiles para mejorar las decisiones de otorgamiento de créditos.

Este enfoque también ha sido muy útil en el campo del análisis de los precios de activos. Dada la alta frecuencia de información disponible (diaria o intra-diaria), este campo posee muchas aplicaciones, que se enfocan principalmente en la proyección de precios o retornos, o en el estudio de efectos contagio entre diferentes índices. Lim y McNelis (1998) analizan la influencia que shocks sobre el Nikkei (Japan) y el Standard and Poor's (US) tienen sobre el índice accionario

australiano (Australian All-Ordinaries Index). Basándose en estadísticos que evalúan proyecciones, encontraron que los modelos de redes tienen un mejor desempeño que modelos estructurales tradicionales como son los mínimos cuadrados y los modelos de volatilidad lineal tipo GARCH-Ms.

En macroeconomía las aplicaciones se han enfocado principalmente en tipos de cambio, inflación, demanda de dinero y crecimiento¹⁵. Evidencia de no linealidades en información macroeconómica chilena puede encontrarse en McNelis (1998) y Soto (1995). Ambos examinan la demanda por dinero en Chile, revelándose una alta no linealidad en la demanda de dinero de largo plazo.

Para EE.UU., Smith y MacLin (1995) examinaron el comportamiento de la Reserva Federal (Federal Reserve Board of Governors) frente a diferentes mandatos presidenciales. Los autores encontraron evidencia que sugiere que la toma de decisiones del Comité de Operaciones de Mercado Abierto (FOMC) ha sido influenciada por la administración presidencial de turno, especialmente durante las políticas de las administraciones de Kennedy-Johnson.

Tkacz y Hu (1999), del Banco Central de Canadá, usan información macroeconómica entre 1985-1998 para estimar una red neuronal artificial para proyectar el PIB, concluyendo que esos modelos tienen una mayor capacidad predictiva (siendo un 15% a 19% más precisos) que los modelos tradicionales, como son los modelos de regresión lineal y de series de tiempo.

5.3 Una visión más general de redes neuronales artificiales¹⁶

Analíticamente, una red neuronal puede ser representada por la expresión (4), donde y es la variable dependiente (que podría ser un vector de variables), y_j para $j = 1, 2, \dots$, son variables independientes o exógenas, y f representa a una función no-lineal.

$$y_t = f(y_{1t}, y_{2t}, \dots) + \varepsilon_t \tag{4}$$

En el modelo de regresión lineal, f representa una función lineal, pero en esta estructura de redes f puede ser cualquier forma no lineal.

Consideremos la arquitectura tradicional de una red neuronal, que se alimenta hacia delante (*feed-forward*) y que se presenta en la Figura 1. Una red neuronal tradicional consiste en una colección de insumos (*inputs*) y neuronas procesadoras de información, arregladas e interconectadas por capas conocidas como capa de entrada, capa escondida (*hidden layer*) y capa de salida (*output layer*). La capa de entrada solamente recibe información sin procesarla. Una vez que esta información haya pasado a la capa escondida, ésta es procesada y analizada, y posteriormente traspasada a la capa de salida usando funciones matemáticas de transferencia, que son funciones de las neuronas procesadoras que definen las variables de salida. Para facilitar su comprensión, suponga que tenemos cuatro series de tiempo (y_1, y_2, y_3, y_4) para explicar nuestra variable dependiente y .

Cada nodo neuronal se une a través de una función matemática:

$$y_j = f(\text{Neural Net}) + \varepsilon_j$$

$$y_j = f\left(\sum_i \omega_{ij} x_i\right) + \varepsilon_j \quad (5)$$

donde ω_{ij} representa el parámetro entre insumo i y neurona j . La función f corresponde a la función de transferencia, usualmente modelada usando una función sigmoide o tangente hiperbólica¹⁷, representada respectivamente por:

$$f = \begin{cases} \frac{1}{1 + e^{-\sum \omega_{ij} x_i}} \\ \frac{e^{\sum \omega_{ij} x_i} - e^{-\sum \omega_{ij} x_i}}{e^{\sum \omega_{ij} x_i} + e^{-\sum \omega_{ij} x_i}} \end{cases} \quad (6)$$

La literatura de redes neuronales ofrece básicamente dos procedimientos de aprendizaje para encontrar los ponderadores de estas redes. El primero es el aprendizaje *no supervisado*, donde el output no es definido y la red clasifica los insumos de acuerdo a las características del problema a resolver. Con la metodología de aprendizaje *supervisado*, y por lejos la más utilizada en el área, la red se prueba o prueba con los insumos y el output, permitiendo un procedimiento de aprendizaje que minimiza el error entre los valores proyectados y efectivos de la variable endógena. La metodología utilizada en esta estimación se denomina *back-propagation* (Freeman, 1994; Sargent, 1993; y Kasabov, 1996).

5.4 Predicción

El objetivo de las redes neuronales no es el modelaje estructural, ni siquiera la forma reducida, sino la predicción, por lo cual se tolera algún grado de redundancia o multicolinealidad (en el lenguaje de los modelos lineales). La capacidad predictiva es más importante en la evaluación final del modelo que las tradicionales pruebas t sobre coeficientes individuales, los cuales con frecuencia no resultan significativos. El R^2 , el error estándar del error, la verosimilitud estimada, y criterios como Akaike y Schwartz, a la par que las pruebas de significancia individual, sirven todos como criterios de guía para definir el modelo de red a utilizar.

Como siempre, se recomienda usar parte de la muestra para validación cruzada; esto es, tomar por ejemplo el 70% de la muestra para estimación y el resto para probar y evaluar la capacidad predictiva (lo que se llama evaluación fuera de muestra). Deben calcularse medidas de predicción como la raíz del error cuadrado

medio o el error cuadrado medio absoluto. Para probar la estabilidad del modelo puede estimarse omitiendo sucesivamente algunos períodos finales de la muestra o agregando observaciones que no hayan sido utilizadas antes en la estimación.

5.4.1 Propuesta de red neuronal para SAT

Una de las proposiciones para ser implementadas en la metodología de un SAT consiste en considerar tres situaciones bancarias: sólida (segura y estable), riesgo moderado (lo que llamaríamos en stress financiero), y alto riesgo (crisis eminente).

Tal como la literatura revisada en el artículo ha propuesto, se hace necesario hacer depender las probabilidades de crisis de ciertos ratios o razones financieras, así como a variables macroeconómicas que representarían el riesgo sistémico¹⁸. Esto permitiría asignar eficientemente los recursos de supervisión entre seguimiento *off-site* (o “satelital”) y auditoria o supervisión *in-situ*.

La metodología podría consistir en estimar una red neuronal considerando una estructura (o arquitectura) de tres capas y con las variables explicativas como: capital trabajo/total activos, EBIDTA/total activos, colocaciones/total activos, capitalización de mercado/deuda total, o leverage, ROA, flujo de caja/total activos, y cartera vencida/total de activos¹⁹.

Adicionalmente, las variables sistémicas a considerar serían crecimiento PIB, desviación nivel PIB versus PIB de tendencia (brecha del producto), tasa de interés real, *spread* de tasas de interés real doméstico-externo, cartera vencida/total de activos de todo el sistema, términos de intercambio, tipo de cambio real, volatilidad de tasas, precios y crecimiento. Estas serían las variables consideradas en la red que capturarían los riesgos de contagio sistémico²⁰.

La red neuronal a estimar se representa por la siguiente ecuación, la cual considera una función logística de transferencia:

$$p_t = X_t \Theta + \sum \beta_j G(X_t \Phi) + \varepsilon_t \tag{7}$$

$$G(X_t \Phi) = \frac{1}{1 + e^{-X_t \Phi}}$$

Se procede a estimar el vector de parámetros Φ, Θ por métodos de máximo verosimilitud o por *back-propagation*, y se determina cuantitativamente (de 0 a 1) la probabilidad de que alguna institución financiera presente stress financiero, o directamente presenta la indicación de una crisis bancaria (con un resultado dicotómico de 0 ó 1).

VI. Conclusiones

Este artículo revisa diversas metodologías para diseñar sistemas de alerta temprana de crisis bancarias, con el fin de proponer una metodología de un SAT para el sistema financiero de cualquier economía que no necesariamente haya presentado crisis bancarias en las últimas décadas. Es así como se presentan metodologías que fortalezcan la capacidad predictiva del stress bancario como una forma de anticiparse con mucha antelación a lo que podría ser una eventual crisis financiera.

Se revisan desde las tradicionales metodologías de extracción de señales hasta modelos no lineales de redes neuronales pasando por los conocidos Probit y Logit. La metodología de redes neuronales parece ser la más flexible y precisa siendo una de las metodologías más prometedoras en el campo predictivo.

Notas

- ¹ De Bandt y Hartmann (2000).
- ² Este es solamente el costo de rescate del banco, y no considera los costos adicionales y externalidades negativas que se producen fruto de esta crisis (Goldstein *et al.*, 2000)
- ³ González-Hermosillo (1999).
- ⁴ No hay una definición unánime de qué se entiende por crisis bancaria. La literatura sobre SAT propone definiciones basadas en intervenciones gubernamentales, cartera vencida, etc.
- ⁵ Ver González-Hermosillo (1996) para una discusión de diferentes riesgos bancarios, y Honohan (1997) para una discusión general sobre indicadores utilizados para evaluar crisis bancarias.
- ⁶ Rojas-Suárez (2001) alerta sobre el uso de indicadores estándares de performance bancario para países emergentes. Las deficiencias en la contabilidad y la falta de liquidez en sistemas bancarios de países emergentes hace de la relación activos-capital un pobre predictor de crisis bancarias.
- ⁷ El primer borrador de este artículo circuló en 1995 para posteriormente ser publicado en el AER cuatro años más tarde.
- ⁸ Kaminsky (1999), Goldstein, Kaminsky y Reinhart (1999) y Edison (2000).
- ⁹ Citado en Berg *et al.* (1999) como la referencia más importante para definir sistemas de alerta temprana de crisis cambiarias dentro de la División Estudios de Países Emergentes del IMF.
- ¹⁰ El CAMEL fue el primer sistema uniforme de rating implementado para las instituciones financieras. Fue diseñado en los años 80 para inspecciones en terreno de bancos de EE.UU.
- ¹¹ S por sensibilidad.
- ¹² Otros sistemas alternativos son el PATROL (Italia), ORAP (Francia) y el sistema desarrollado por el Banco Central Holandés.
- ¹³ System for Estimation Examination Rating (SEER), Statistical CAMELS Off-site Rating (SCOR) y Federal Deposit Insurance Corporation (FDIC).
- ¹⁴ Ver también Granger and Terasvirta (1993), Gately (1996), Campbell *et al.* (1997), y Franses y van Dijk (2000).
- ¹⁵ Evidencia internacional con respecto a crecimiento se encuentra en Fu (1998) y Tkacz y Hu (1999).
- ¹⁶ Esta subsección sigue a Johnson y Vergara (2005) en este mismo número.
- ¹⁷ Alternativas funciones de transferencia o “squashing” son la identidad, lineal por pedazos (*piece-wise linear*), la sinusoidal, y la Gaussiana.
- ¹⁸ Atiya (2001) y Shah y Murtaza (2000).
- ¹⁹ Ver Atiya (2001) y Shah y Murtaza (2000) para una definición de las variables financieras idiosincrásicas que se debieran considerar.
- ²⁰ De Bandt y Hartmann (2000) discuten las crisis sistémicas y cuáles serían las variables más relevantes en la determinación del origen de estas crisis.

Referencias

- AHUMADA, A. y C. BUDNEVICH (2002). "Some Measures of Financial Fragility in the Chilean Banking System: An Early Warning Indicators Application". En L. Hernández y K. Schmidt-Hebbel (eds.) *Banking, Financial Integration, and International Crisis*, Serie Banca Central, Análisis y Políticas Económicas, Banco Central de Chile, pp. 175-197.
- ATIYA, A. (2001). "Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Networks: A Survey and New Results". *IEEE Transactions on Neural Networks* 12 (4), pp. 929-935.
- BAKER, B. y C. RICHARDS (1999). "A Comparison of Conventional Linear Regression Methods and Neural Networks for Forecasting Educational Spending". *Economics of Education Review*, 18 (4), pp. 405-15.
- BHATTACHARYA, S.; M. PLANCK, G. STROBL y J. ZECHNER (2000). "Bank Capital Regulation with Random Audits". *Discussion Paper* N° 2597, Centre for Economic Policy Research.
- BERG, A.; E. BORENSZTEIN, G.M. MILESI-FERRETTI y C. PATTILLO (1999). "Anticipating Balance of Payments Crises - The Role of Early Warning Systems". *IMF Occasional Papers* N° 186.
- BERG, A. y C. PATTILLO (1998). "Are Currency Crises Predictable: A Test", *IMF WP/98/154*.
- CALVO, G. y F. MISHKIN (2003). "The Mirage of Exchange Rate Regimes for Emerging Market Economies". *NBER Working Paper* N° 9808, junio.
- CAMPBELL, J. Y.; A. W. LO y A. C. MACKINLAY (1997). *The Econometrics of Financial Markets*. Princeton: Princeton University Press.
- CHURCH, K. y S. CURRAM (1996). "Forecasting Consumers' Expenditure: A Comparison Between Econometric and Neural Network Models". *International Journal of Forecasting*, 12 (2), pp. 255-67.
- DE BANDT, O. y P. HARTMANN (2000). "Systemic Risk: A Survey". *Discussion Paper* N° 2634 Centre for Economic Policy Research.
- DABOS, M. y W. SOSA (2000). "Explaining and Predicting Bank Failure in Argentina Using Duration Models". *Manuscrito*.
- DEMIRGÜÇ-KUNT, A. y E. DETRAGIACHE (1998a). "The Determinants of Banking Crises in Developing and Developed Countries". *IMF Staff Papers* 45 (1), pp. 81-109.
- DEMIRGÜÇ-KUNT, A. y E. DETRAGIACHE (1998b). "Financial Liberalization and Financial Fragility". *IMF WP/98/83*.
- DEMIRGÜÇ-KUNT, A. y E. DETRAGIACHE (2000). "Monitoring Banking Sector Fragility: A Multivariate Logit Approach". *The World Bank Economic Review* 14 (2), pp. 287-307.
- EDISON, H. J. (2000). "Do Indicators of Financial Crises Work? An Evaluation of an Early Warning System". *International Finance Discussion Paper* 675, Board of Governors of The Federal Reserve System.
- EICHENGREEN, B. y A. ROSE (1998). "Staying Afloat When the Wind Shifts: External Factors and Emerging-Market Banking Crises". *NBER Working Paper* N° W6370.
- EL-SHAZLY, S. y H. EL-SHAZLY (1999). "Forecasting Currency Prices Using a Genetically Evolved Neural Network Architecture". *International Review of Financial Analysis*, 8 (1), pp. 67-82.
- EVANS, O., A. LEONE, M. GILL y P. HILBERS (2000). "Macropudential Indicators of Financial System Soundness". *IMF Occasional Papers*. N° 192.
- FRANSES, P. y D. VAN DIJK (2000). *Non-linear Time Series Models in Empirical Finance*. New York: Cambridge University Press.
- FREEMAN, J. A. (1994). *Simulating Neural Networks with Mathematics*. Addison-Wesley Publishing Company.
- FU, J. (1998). "A Neural Network Forecast of Economic Growth and Recession". *Journal of Economics*, 24 (1), pp. 51-66.
- GATELY, E. (1996). *Neural Network for Financial Forecasting*. New York: John Wiley and Sons.
- GAYTAN, A. y C. JOHNSON (2002). "A Review of the Literature on Early Warning Systems for Banking Crises". *Documento de Trabajo* N° 183, Banco Central de Chile.
- GONZALEZ-HERMOSILLO, B. (1996). "Banking Sector Fragility and Systemic Sources of Fragility". *IMF Working Papers* N° 12.

- GONZALEZ-HERMOSILLO, B. (1999). "Determinants of *Ex-ante* Banking System Distress: A Macro-Micro Empirical Exploration of Some Recent Episodes". *IMF Working Papers* N° 33.
- GOSS, E. y H. RAMCHANDANI (1995). "Comparing Classification Accuracy of Neural Networks, Binary Logit Regression and Discriminant Analysis for Insolvency Prediction of Life Insurers". *Journal of Economics and Finance*, 19 (3), pp. 1-18.
- GRANGER, C. W. J. y T. TERASVIRTA (1993). *Modelling Nonlinear Economic Relationships*. New York: Oxford University Press.
- HARDY, D. y C. PAZARBASIOGLU (1998). "Leading Indicators of Banking Crises: Was Asia Different?" *IMF Working Paper* 98/91.
- HARDY, D. y C. PAZARBASIOGLU (1999). "Determinants and Leading Indicators of Banking Crises: Further Evidence". *IMF Staff Paper* 46 (3).
- HONOHAN, P. (1997). "Banking System Failures in Developing and Transition Countries: Diagnosis and Prediction". *BIS WP* N° 39.
- HUTCHISON, M. y K. McDILL (1999). "Are All Banking Crises Alike? The Japanese Experience in International Comparison". *NBER Working Paper* N° 7253.
- JAGTIANI, J.; J. W. KOLARI, C. LEMIEUX y G. SHIN (2000). "Predicting Inadequate Capitalization: Early Warning System for Bank Supervision". Federal Reserve Bank of Chicago, *Emerging Issues Series*, S&R-2000-10R.
- JOHNSON C. y R. VERGARA (2004). "Política Monetaria en una Economía Emergente con Redes Neuronales: el Caso de Chile". *Manuscrito*, UAI-UC.
- KAMINSKY, G. (1999). "Currency and Banking Crises: The Early Warnings of Distress". *Manuscrito*, George Washington University.
- KAMINSKY, G. y C. REINHART (1999). "The Twin Crises: The Causes of Banking and Balance-of-Payments Problems", *American Economic Review* 89 (3), pp. 473-500.
- KASABOV, N. (1996). *Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering*. Cambridge: MIT Press.
- KOLARI, J.; D., H. GLENNON y M. CAPUTO (2000). "Predicting Large U.S. Commercial Bank Failures". *Working Paper* N° 2000-1, U.S. Comptroller of the Currency, Washington, D.C.
- KUAN, C. M. y H. WHITE (1994). "Artificial Neural Networks: An Econometric Perspective". *Econometric Reviews*, 13, November, pp. 1-91.
- LIM, G. y P. McNELIS (1998). "The Effect of the Nikkey and the S&P on the All-Ordinaries: A Comparison of Three Models". *International Journal of Finance and Economics*, 3 (3), pp. 217-28.
- MARTIN, V.; E. CHOO y L. TEO (1997). "Exchange Rate Forecasting Models". En: J. Creedy y V. Martin (eds.), *Nonlinear Economic Models: Cross-Sectional, Time Series and Neural Network Applications*. Cheltenham, UK, y Lyme, N.H.: Elgar.
- McNELIS, P. (1998). "Money Demand and Seigniorage-Maximizing Inflation in Chile: Approximation, Learning, and Estimation With Neural Networks". *Revista de Análisis Económico*, 13 (2), pp. 3-24.
- MOSHIRI, S.; N. CAMERON y D. SCUSE (1999). "Static, Dynamic, and Hybrid Neural Networks in Forecasting Inflation". *Computational Economics*, 14 (3), pp. 219-35.
- OLMEDO, I. y E. FERNANDEZ (1997). "Hybrid Classifiers for Financial Multicriteria Decision Making: The Case of Bankruptcy Prediction". *Computational Economics*, 10 (4), pp. 317-35.
- QI, M. (1999). "Nonlinear Predictability of Stock Returns Using Financial and Economic Variables". *Journal of Business and Economic Statistics*, 17 (4), pp. 419-29.
- ROJAS-SUAREZ, L. (2001). "Rating Banks in Emerging Markets: What Credit Rating Agencies Should Learn From Financial Indicators". *Working Paper* N° 01-06, Institute for International Economics.
- SAHAJWALA, R. y PAUL VAN DEN BERGH (2000). "Supervisory Assessment and Early Warning Systems". Basel Committee on Banking Supervision, *WP* N° 4.
- SACHS, J.; A. TORNELL y A. VELASCO (1996). "Financial Crises in Emerging Markets: The Lessons from 1995". *NBER WP* N° 5576.
- SARGENT, T. (1993). *Bounded Rationality in Macroeconomics*. Oxford University Press.
- SHAH, J. y M. MURTAZA (2000). "A Neural Network Based Clustering Procedure for Bankruptcy Prediction". *American Business Review*, 18 (2), pp. 80-86.

- SMITH, P. y O. MACLIN (1995). "Have Presidents Influenced Monetary Policy: New Evidence from an Artificial Neural Network". *Studies in Economics and Finance*, 16 (1), pp. 23-45.
- SOTO, R. (1995). "Non-Linearities in the Demand for Money: A Neural Network Approach". *Manuscrito*, Georgetown University.
- TKACZ, G. y S. HU (1999). "Forecasting GDP Using Artificial Neural Networks". *Working Paper* N° 99-3, Bank of Canada.
- VLAAR, PETER J. G. (1999). "Early Warning Systems for Currency Crises". *Manuscrito*.
- WHITE, H. (1992). *Artificial Neural Networks: Approximation and Learning*. Cambridge: Blackwell.
- WILSON, N.; K. CHONG y M. PEEL (1995). "Neural Network Simulation and Prediction of Corporate Outcomes: Some Empirical Findings". *International Journal of the Economics of Business*, 2 (1), pp. 31-50.
- WITKOWSKA, D. (1999). "Applying Artificial Neural Networks to Bank-Decision Simulations". *International Advances in Economic Research*, 5 (3), pp. 350-68.
- WU, C. y X. WANG (2000). "A Neural Network Approach for Analyzing Small Business Lending Decisions". *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 15 (3), pp. 259-76.
- YAO, J.; C. TAN y H. POH (1999). "Neural Networks for Technical Analysis: A Study on KLICI". *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, 2 (2), pp. 221-41.
- ZURADA, J. (1998). "Neural Networks Versus Logit Regression Models for Predicting Financial Distress Response Variables". *Journal of Applied Business Research*, 15 (1), pp. 21-29.