

UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE
MÉXICO



FACULTAD DE ECONOMÍA

División de Estudios de Posgrado

**PREDICCIÓN DE CRISIS FINANCIERAS
UTILIZANDO REDES NEURONALES ARTIFICIALES.
UN EJERCICIO PARA LA ECONOMÍA MEXICANA.**

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE:

DOCTOR EN ECONOMIA

PRESENTA:

GRACIELA DOLORES MOREL SALAS

***Director:* DR. MORITZ ALBERTO CRUZ BLANCO**

Ciudad Universitaria, México, D.F., octubre de 2012



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

INDICE	Pág.
ABSTRACT	4
DERECHOS RESERVADOS. TESIS INÉDITA	6
DEDICATORIAS	7
AGRADECIMIENTOS	8
INTRODUCCIÓN	10
CAPÍTULO I: LA HIPÓTESIS DE FRAGILIDAD FINANCIERA DE MINSKY. LA LIGA ENTRE EL SECTOR FINANCIERO Y EL SECTOR REAL	22
1.1 Introducción	22
1.2 La hipótesis de fragilidad financiera	25
1.3 Mitigación de una crisis financiera	36
1.4 Selección de variables	38
APÉNDICE I.1: MARCO JURÍDICO DEL SISTEMA BANCARIO MEXICANO	45
CAPÍTULO II: REVISIÓN DE LA LITERATURA SOBRE SISTEMAS DE PREDICCIÓN DE CRISIS BANCARIA Y SISTEMAS DE ALERTA TEMPRANA DE CRISIS FINANCIERAS	81
2.1 Introducción	81
2.2 Características generales de los sistemas de predicción de crisis bancarias	83
2.3 Características generales de los sistemas de alerta temprana	100
2.3.1 Principales problemas metodológicos de la predicción de crisis, utilizando el enfoque de señales	101
2.3.2 Resultados generales	104
2.3.3 Evaluación de la efectividad individual de los indicadores	105
2.3.4 Aplicaciones del enfoque de señales	108
2.3.5 Aplicaciones adicionales de los sistemas de alerta temprana	110
APÉNDICE II.1 PREDICCIÓN DE QUIEBRA BANCARIA, BASADOS EN EL USO DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES. EVOLUCIÓN DE LA BANCA COMERCIAL	116

(2001-4 Y 2010-2). PARTICIPACIÓN DE LOS BANCOS EN EL SISTEMA BANCARIO MEXICANO.

CAPÍTULO III: FUNDAMENTOS DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES	128
3.1 Introducción	128
3.2 Comparaciones entre AD, RL y RNA	132
3.3 Modelos de neuronas y redes neuronales artificiales	138
3.3.1 Arquitectura de las RNA. Definición formal de una RNA	141
3.4 Modelos neuronales no supervisados. Redes auto-organizadas	143
3.4.1 Modelo de mapas autoorganizados (MAO)	145
3.5 El perceptrón multicapa (PMC)	154
3.5.1 Aprendizaje supervisado con retro propagación	156
CAPÍTULO IV: APLICACIÓN DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES PARA LA IDENTIFICACIÓN DE CRISIS FINANCIERAS: EL CASO DE LA CRISIS MEXICANA DE 1994-95	161
4.1 Introducción	161
4.2 Factores que afectaron el desempeño de la banca comercial en México	165
4.3 Resultados del estado de solvencia e insolvencia del SBM en el periodo 1991-95, obtenidos con MAO.	177
4.4 Agrupamiento con mapas autoorganizados. Taxonomía de Minsky	180
4.5 Ejercicio de predicción con MAO. Solvencia e Insolvencia del SBM en 1996	185
4.6 Participación de cada unidad en el SBM	190
4.7 Evaluación contable de la insolvencia del SBM en 1996. Comparación de resultados de clasificación con mapas autoorganizados, regresión logística (RL) y análisis discriminante (AD)	192
4.8 Interpretación adicional de resultados de solvencia e insolvencia del SBM, obtenidos con MAO. Periodo 1991-1995	194
4.8.1 Modelo con nueve variables para el periodo 1991-95 con observaciones atípicas	197
4.8.2 Modelo con diecinueve variables para el periodo 1991-95, sin valores atípicos.	199
4.9 Observaciones adicionales extraídas de la investigación. Análisis de la información contable correspondientes a las unidades del SBM (1991 y1995).	204

APÉNDICE IV.1: PREDICCIÓN DEL ESTADO DE SOLVENCIA O INSOLVENCIA DEL SISTEMA BANCARIO MEXICANO EN 1996 CON REGRESIÓN LOGÍSTICA BINARIA MULTINOMIAL	212
V. CONCLUSIONES	220
VI. BIBLIOGRAFÍA	231

ABSTRACT

Coupled with the adoption of financial liberalization practices during the last three decades, financial crises have exploded alike in industrialized and developing economies. These crises have had severe economic and social consequences. It is of primary importance thus to understand, predict and mitigate them. The Mexican financial crisis of 1994-95 was a typical Minsky crisis in the sense that it originated after a period of economic growth between 1988 and 1994, in which, the financial stability of the economy passed from a state of robustness to one of high fragility. The works of Cruz (2004), Cruz et al (2006), López et al (2006), Banco de México, [(2009), Rubli y Ruiz], Perrotini et al (2011), etc., used Minsky's theory to explain that crisis, but they did not elaborate on whether the banking system did indeed reflected the behavior of the private sector, as Minsky's theory suggests. The aim of this thesis is to fill this gap in the literature using artificial neural networks (ANN). We constructed a novel database with data from the Comisión Nacional Bancaria y de Valores for the period 1990-94. This data allowed us to develop an important number of accounting indicators for most of the banks of the financial system. We identified for the 1991-96 period, the predominant existence of two kinds of units, the The research findings contribute to understanding the phenomenon of Mexican banking crisis from a theoretical and empirical, and in that sense, attempts to fill a gap in the literature as to have the means to detect the signs of an impending crisis by through identification of the fragility of the financial system to accomplish this, you can make decisions about the implementation of preventive or corrective measures to avoid massive bankruptcies and reduce the costs associated with them.

The main contribution of this research is to show how the SBM evolved from a state of solvency in the years prior to CF 1994-95 (from 1991-4 until the first half of 1994), one of insolvency which extended until 1997.

The forecasting exercise conducted for the year 1996 with a self-organizing map of Kohonen (MAO), trained with patterns 1991-1995 period containing the set of selected financial ratios, results in the banking system dominated financially fragile units. Additionally, we compare this result with two statistical tools such as the analysis of multivariate binary logistic regression (LR) and discriminate analysis (DA), with similar results, and finally we underline their limitations

Keywords: Financial Instability Hypothesis (FIH), Minsky crisis, Artificial Neural Networks (ANN), Minskyian Network, Taxonomy of Multiple Banking institutions (MBI), participation in the Mexican banking system, Discriminant analysis (DA), Logistic Regression (LR), indexes approach.

TESIS INÉDITA

Dejo expresa constancia que la **UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO** es poseedora de los derechos reservados sobre esta tesis la cual, declaro, no ha sido presentada en ninguna institución. Las opiniones vertidas en este trabajo no representan el pensamiento de esta “*Casa de Altos Estudios*”.

*Actúa así, honra a tu padre de palabra y de hecho, y su bendición se hará realidad para bien tuyo.
(Eclesiástico Sirácides: 3.8)*

DEDICATORIAS

A la memoria de mi padre, **Carlos Antonio Morel Guerrero**, por su amor a la familia, al trabajo, al estudio, a su tierra y a su pueblo. Porque su paso por la vida terrenal es la fuente de mi inspiración.

A mi madre, **Julia Salas de Morel**, por su ejemplo y testimonio de vida. Porque me ha dado fortaleza en los momentos difíciles y esperanza ante la adversidad. Porque siempre supo desempeñar con excelencia todos los roles de la vida.

A mi hermano **Carlos Antonio Morel Salas** y su querida familia. Por estar siempre pendiente de mí y, para quien no existen fronteras geográficas porque sabe que éstas, no existen en la mente humana.

AGRADECIMIENTOS

Expreso mi más sincero agradecimiento a las personas e instituciones que me han dado la oportunidad de estudiar un doctorado en economía.

Quiero reconocer, en forma especial, a mi director de tesis el **Dr. Moritz Alberto Cruz Blanco (Instituto de Investigaciones Económicas, UNAM)** porque sin su apoyo no hubiera sido posible realizar la presente tesis doctoral. Por su paciencia y enseñanzas. Por el enfoque global que le dio al trabajo así como por sus detalladas revisiones y cambios siempre acertados.

A mi jurado de quienes he recibido enseñanzas y recomendaciones valiosas durante el desarrollo de la investigación. Al **Dr. Ignacio Perrotini Hernández (Posgrado de la Facultad de Economía, UNAM)** por su confianza, por su calidad humana y su permanente apoyo, así como sus aportaciones profundas sobre los conceptos de Minsky, debido a que El **Dr. Perrotini Hernández** tuvo la fortuna de ser alumno de **Hyman Minsky**. A la **Dra. Flor Brown Grossman (Posgrado de la Facultad de Economía, UNAM)** por su determinante impulso dado a este trabajo y por el apoyo brindado en sus seminarios de investigación, gracias a éstos, mi director de tesis no dudó en autorizar el cambio del tema de investigación con el que fui aceptada, en el programa de doctorado en economía en el mes de enero del año 2009. Al **Dr. Armando Sánchez Vargas (Instituto de Investigaciones Económicas, UNAM)** por su confianza y su valiosa participación en el mejoramiento del trabajo; por su accesibilidad y sencillez. Al **Dr. Martín Carlos Puchet Anyul (Posgrado de la Facultad de Economía, UNAM)** porque mostró un gran interés en la investigación desde la primera vez en que se le presentó el trabajo. Por su minuciosa revisión y corrección al trabajo, y por sus atinadas observaciones, algunas de las cuales ya no fue posible incluir.

Igualmente, agradezco también a todos aquellos que confiaron en mí: Al **Emérito Dr. Julio López Gallardo (Posgrado de la Facultad de Economía, UNAM)** por su ejemplo de entrega a la docencia e investigación económica. Al **Coordinador del Posgrado en Economía, UNAM, Dr. Clemente Ruiz Durán**, por su apoyo para el ingreso al doctorado.

A la **División de Economía Aplicada, del Posgrado en Economía de la Facultad de Economía de la Universidad Nacional Autónoma de México** y a la **Biblioteca Central de la Universidad Nacional Autónoma de México**.

Agradecimiento especial merecen: El **MCC. Víctor Mireles Chávez (doctorante del Instituto Max Planck, Alemania)**, porque su asesoría especial a este trabajo y su revisión minuciosa a la aplicación de las redes neuronales artificiales en esta investigación, ayudaron para obtener resultados útiles; sus comentarios brindaron soporte a los cálculos obtenidos. Por distinguirme con su amistad y por su excelente calidad como profesor. Al **M.I. Salvador Villegas Lesso** por su apoyo como programador ad honorem, lo que facilitó la obtención de la base de datos sobre índices utilizada (previamente calculados en forma manual de las hojas de balances de las entidades de banca múltiple proporcionadas por la Comisión Nacional Bancaria y de Valores), así como en la realización de programas de computadora.

Mis más sinceros agradecimientos para los profesores que durante mis estudios del doctorado en economía me dieron la oportunidad de asistir a sus cursos como el **Dr. Pedro Miramontes Vidal (Departamento de Matemática de la Facultad de Ciencias, UNAM)** y el **Dr. Alberto Contreras Cristán (Instituto de Investigaciones Aplicadas y en Sistemas, UNAM)** donde me instruí en la parte computacional y estadística de las aplicaciones realizadas en la investigación. Por sus comentarios y orientaciones. Hago un reconocimiento especial a dos profesores que coadyuvaron en mi formación académica y profesional previa al doctorado, ellos son: el **Lic. Felipe M. Salas (Universidad Católica Nuestra Señora de la Asunción, Filial Encarnación, Paraguay)** y el **Dr. Pablo César Rodríguez Mendoza (División de Estudios de Posgrado e Investigación, UNAM)**.

A mis estimadas y estimados condiscípulos del doctorado

Finalmente, agradezco al **CONSEJO NACIONAL DE CIENCIA Y TECNOLOGÍA** por el apoyo financiero brindado en la modalidad de beca de estudios de posgrado. Y a la **COMISIÓN NACIONAL BANCARIA Y DE VALORES** por proporcionar los datos básicos para la tesis.

A todos ellos hago patente mi agradecimiento y desde luego los excluyo de cualquier error que pudiera presentar el trabajo, de las opiniones personales y comentarios emitidos de los cuales, asumo la total responsabilidad.

INTRODUCCIÓN

EL CONTEXTO DE LA INVESTIGACIÓN

Las crisis financieras son el tema de estudio de esta investigación y por la razón que a continuación explicamos, nos interesa estudiar el caso de la crisis financiera mexicana de 1994-95. La crisis financiera (CF) que sufrió México en 1994-95, de acuerdo a Cruz (2004) y Cruz (et. al., 2006), fue una típica crisis Minsky en el sentido de que la misma se originó tras un periodo de auge económico, registrado de 1988 a 1994 en el cual, la estabilidad financiera de la economía pasó de un estado de robustez a uno de fragilidad. En esta tesis pretendemos complementar al estudio de Cruz, desde un punto de vista microeconómico, mostrando la evolución del sistema bancario mexicano (SBM) en ese periodo. Tratamos de verificar que el sector bancario, al reflejar el comportamiento del sector privado, también transitó hacia un estado de fragilidad (uno dominado, en otras palabras, por unidades Ponzi). Esta verificación, no ha sido estudiada hasta ahora, por lo cual esta demostración, complementaría los estudios macroeconómicos que sobre ella realizaron Cruz (2004) Cruz, (2004), Cruz et al (2006), López et al (2006), Perrotini et al (2011), etc., utilizaron un marco teórico basado en las ideas de Minsky pero su objetivo no fue dilucidar si el sistema bancario, al reflejar el comportamiento del sector privado, también transitó hacia un estado de fragilidad. Por lo tanto, este vacío en la literatura y las capacidades de clasificación de las redes neuronales artificiales (RNA), ofrecen una oportunidad para corroborar si el

sistema bancario mexicano (SBM) transitó hacia un estado de fragilidad financiera, como lo establece la teoría minskyana.

Factores externos como la apertura comercial y financiera de la economía mexicana de los años noventas, la reprivatización bancaria, las reformas financieras, la desregulación del sector bancario, etc., influyeron en el funcionamiento de las entidades financieras, creando las condiciones para que la banca, una vez privatizada, pasara por una etapa de prosperidad.

La implementación del programa neoliberal lanzado oficialmente en 1988 generó cambios en el entorno macroeconómico e implicó reformas legales e institucionales, los bancos eran propiedad del Estado pasaron a ser propiedad de inversionistas privados, se estableció un régimen mixto de prestación de servicios financieros, se eliminó el encaje legal, se liberalizaron las tasas de interés pagadas sobre las captaciones, se permitió la libre entrada y salida del capital financiero, así como la inversión extranjera en el sector bancario y se formaron grupos financieros, etc. Adicionalmente, la Secretaría de Hacienda y Crédito Público a partir de 1993 autorizó la apertura de nuevos bancos comerciales, y otras instituciones de créditos.

Otra razón de carácter general por la cual decidimos realizar la presente investigación es que a partir de la liberalización financiera de las últimas dos décadas, la frecuencia con la que se producen las crisis financieras ha aumentado y se presentan tanto en las economías de los países industrializados como en las de los países en vías de

desarrollo. Estas crisis han ocasionado enormes perjuicios económicos y sociales para la población de los países que las padecieron.

La característica cíclica y recurrente de las crisis hace indispensable su predicción. La literatura sobre la predicción de crisis por medio de sistemas construidos especialmente para ese efecto, indica que la mayoría de los bancos centrales y organismos financieros internacionales cuentan con sistemas de alerta temprana para hacer un seguimiento del sistema bancario de cada uno de los países. Pero la experiencia de los países que han sufrido crisis monetarias, financieras, bancarias, etc., muestra que controlar la estabilidad del sistema bancario o de la economía de un país, no es fácil. Por lo tanto, sería de gran utilidad principalmente para el ente regulador y supervisor del sistema bancario y los hacedores de política, contar con instrumentos que coadyuven a la detección temprana de señales de una crisis inminente, mediante el monitoreo de determinados indicadores, pues esto permite detectar debilidades y vulnerabilidades económicas en forma temprana y, posibilita la toma de acciones preventivas para reducir el riesgo de la ocurrencia de una crisis.

Retomando la crisis tipo Minsky, la hipótesis de fragilidad financiera (HFF) establece que el proceso de cambio de robustez a fragilidad financiera implica la transición entre dos regímenes, uno optimista asociado con expansión económica, a otro de crecimiento medio y alto, para finalmente desembocar en la crisis financiera. En otras palabras, como lo explica Cruz (2005) cada régimen se relaciona con el margen de seguridad de las empresas. La prevalencia de márgenes de seguridad altos indican un régimen de prosperidad económica en el cual, la mayoría de las empresas se clasifican

como unidades hedge. Cuando las expectativas optimistas evolucionan, los márgenes de seguridad van disminuyendo en el proceso del financiamiento de la inversión productiva (etapa de crecimiento económico alto). La fragilidad financiera evoluciona paralelamente al grado que es posible reconocer que la economía está cerca de pasar a un régimen de crisis (Cruz, 2005: 300-402). La fase de expansión está separada en dos regímenes, uno, de crecimiento medio con tendencia al crecimiento alto, y otro de retroceso financiero que se relaciona con la crisis. [Sin embargo, apunta Cruz, actualmente hay un debate sobre cómo deberían estar divididos estos regímenes (Ibíd.)].

Las decisiones de inversión de los agentes económicos están sujetas a las fluctuaciones de la economía, pero la teoría de Minsky va más allá, pues al estudiar las crisis financieras, él observó, que los cambios en el portafolio de inversiones de las unidades se producen como resultado del estado de robustez o fragilidad financiera de la economía y no al contrario.

Siendo la crisis mexicana de 1994-1995 tipo Minsky ésta, refleja los comportamientos señalados por la HFF. Por todo lo anterior, el marco teórico para el desarrollo de esta investigación es la hipótesis de fragilidad financiera de Minsky. Consideramos a esta teoría como un marco adecuado para analizar el estado de solvencia o insolvencia de las instituciones de banca múltiple, a la que en este estudio la denominamos como “banca comercial” o simplemente “banco”, integrantes del sistema bancario mexicano, en el periodo de 1991-96.

Una vez planteado el problema a estudiar y definido el marco general de trabajo, procedimos a realizar una revisión de la literatura sobre las crisis bancarias y financieras en

la búsqueda de metodologías para estudiarlas. Encontramos que las técnicas utilizadas han evolucionado desde la aplicación de técnicas multivariadas como la regresión logística, el análisis discriminante, hasta otras más modernas como las redes neuronales artificiales.

Por otro lado, todas estas técnicas requieren información de entrada. Encontramos que la información proporcionada, casi en la generalidad de los trabajos encontrados, corresponde al enfoque de índices introducido tempranamente por Fitzpatrick, en 1932, y retomado por Beaver, 1966 y Altman, 1968. Básicamente este enfoque consiste en seleccionar un grupo de índices que determinan el estado de solvencia o insolvencia de una empresa no financiera. La fuente de información para el cálculo de éstos, se encuentra en la información contable de las entidades financieras y no financieras, en sus balances y estados de resultados.

El enfoque de índices ha evolucionado en el tiempo, desde los primeros modelos aplicados por Fitzpatrick, Beaver y Altman, que incluían del orden de cinco índices solamente, hasta modelos de veinte índices. También las características de los índices han variado, originalmente eran simples; con el tiempo evolucionaron hacia índices compuestos y macroprudenciales introducidos por Bhattacharyay (et. al., 2009).

Pero la investigación se caracteriza por estar siempre en la búsqueda de nuevas soluciones; así que, no es de extrañar, que surgieran enfoques donde no se utilizan índices sino que toman como información de entrada para sus modelos, directamente, datos de los balances o los estados financieros; pero no debemos de perder de vista que el enfoque de índices al establecer un mayor número de relaciones entre cuentas contables, permite obtener razones financieras que aportan más información para evaluar el estado de

solvencia o insolvencia de la banca comercial, y a partir de ello hacer inferencias sobre la posible ocurrencia de una crisis bancaria y/o crisis financiera.

LAS HIPÓTESIS DE LA INVESTIGACIÓN

Las hipótesis que pretendemos demostrar son las siguientes:

- El estado del sistema bancario mexicano (SBM) evolucionó desde uno de solvencia en los años previos a 1994 [de 1991-4 hasta poco antes del inicio de la crisis financiera (CF)], a uno de insolvencia en los años de 1995-96, el cual, demostramos mostrando que la composición del sistema bancario pasó de un estado en el que predominaban las unidades tipo hedge, a otro en el que prevalecían las de tipo Ponzi.
- La crisis estudiada es de tipo minskyano, por lo cual, el marco teórico general de la investigación es el de la HFF.
- Las redes neuronales artificiales (RNA) constituyen una herramienta poderosa que permite estudiar el problema de la solvencia o insolvencia (S o I) del SBM, sin la necesidad de asumir fuertes hipótesis sobre las densidades de probabilidad de las variables explicativas, en este caso, índices. Adicionalmente brinda otras ventajas, como el manejo de valores atípicos de estas variables, esto no pueden hacer los modelos multivariados.
- Consideramos adecuado que como fuente de información para la construcción de los patrones que representan el estado de cada unidad del SBM, con los que entrenamos a las RNA, a las razones financieras comúnmente utilizadas en el enfoque de índices. Este, toma sus datos del balance general y estado de resultados, los que contienen información para analizar la situación de la banca múltiple en cualquier momento.

- Si se conoce la situación de solvencia o insolvencia de todas las unidades del sistema bancario y además, su participación relativa en ese sistema (tamaño), es posible determinar la situación de todo el sistema bancario mexicano, con mayor precisión.
- Finalmente, una vez mostrada la posibilidad de evaluar la situación del sistema bancario mexicano en un periodo determinado, se abre la posibilidad de predecir su comportamiento en horizontes de corto plazo.

PROPÓSITOS Y ALCANCES DE LA INVESTIGACIÓN

Con el planteamiento anterior lo que pretendemos mostrar en esta investigación es la composición del SBM, en los años de la crisis financiera de 1994-95.

Para alcanzar ese propósito planteamos el programa de trabajo correspondiente, cuyas tareas presentamos en los capítulos de esta tesis, que estructuramos de la siguiente manera:

En el primer capítulo, presentamos la explicación de la HFF¹ dada por su autor. Los flujos de ingresos y egresos de las firmas en un periodo determinado son las variables fundamentales a analizarse para determinar el tipo de estructura financiera de las empresas (Minsky, 1982: 25).

¹ Siguiendo la HFF de Minsky las fuentes primarias de ingresos efectivos de las familias son los salarios, para las firmas comerciales es el incremento de las ganancias para los gobiernos los impuestos y tasas, y para las instituciones financieras los flujos de caja provenientes de los acuerdos contractuales sobre las operaciones de créditos (Minsky, 1982: 21). El ingreso de las familias, los beneficios netos de las firmas y las tasas e impuestos de los gobiernos están relacionados con la estructura de una economía. Las fuentes primarias de ingresos de las familias, las empresas y el gobierno dependen del nivel y la distribución nominal del ingreso (Ibíd.; 22).

El cambio de una economía de un estado de robustez hacia uno de fragilidad financiera depende del tipo de unidades predominantes. Cuando la proporción de unidades tipo hedge decrece la estructura financiera migra de la estabilidad hacia la inestabilidad financiera (Ibíd.,: 33).

En el capítulo II presentamos una revisión de la literatura sobre sistemas de predicción de quiebra bancaria y sistemas de alerta temprana de crisis financieras, en particular aquellas que han usado variables contables del sistema bancario y RNA y las propuestas de sistemas de alerta temprana de crisis económicas. En este capítulo subrayamos la intención de dejar claro, en primer lugar, la ausencia del marco teórico de Minsky en tales trabajos y, en segundo lugar, el hecho de que la ausencia de tal marco teórico en esas propuestas no permite poner de relieve, y utilizar en su justa dimensión, las variables del sistema bancario. Por todo esto, proponemos las variables relevantes en la predicción de crisis bancaria (PCB).

En la revisión bibliográfica no encontramos referencias que traten directamente el problema de predicción de crisis financieras mediante RNA. En contraste, es amplia la literatura sobre los temas de crisis bancarias (CB) realizados con RNA en el mundo; su aplicabilidad en la predicción de quiebra bancaria, se ha mostrado en varios trabajos, sin embargo en México esta herramienta se ha usado poco. Las aplicaciones encontradas en la literatura incentivan su utilización en el estudio de problemas de CB.

Conviene hacer la siguiente aclaración, en esta investigación utilizamos los términos crisis bancarias y crisis financieras indistintamente, porque asumimos que en la economía mexicana, en el periodo de estudio de 1991 a 1996, el sistema bancario dominaba la

intermediación financiera y principalmente porque en el marco teórico el cual trabajamos, trata el tema de crisis financieras exclusivamente.

El tercer capítulo está dedicado a explicar la teoría básica de las RNA y presentamos la descripción de los fundamentos de las RNA usadas en esta investigación. En particular incluimos la descripción de las arquitecturas de los mapas autorganizados de Kohonen (MAO) y del perceptrón multicapa (PMC).

Los MAO de Kohonen se utilizan en el agrupamiento de las entidades bancarias, para evaluar el estado de solvencia del SBM. El perceptrón multicapa también se puede utilizar para clasificar (en este caso predecir) la solvencia de una entidad bancaria. Una variante del PMC, la Red Neuronal con Retraso Temporal (Temporal Delay Neural Network, TDNN), se utiliza en problemas de predicción en series temporales, tarea básica en los sistemas de alerta temprana.

En el capítulo IV presentamos la aplicación de las RNA para la predicción de crisis financieras para el caso de la crisis mexicana de 1994-95. En este capítulo explicamos el procedimiento para obtener el estado de solvencia e insolvencia de las unidades integrantes del SBM para un trimestre dado.

La primera tarea fue obtener los datos originales que provienen de los estados contables y de resultados de las instituciones de banca múltiple, proporcionados por la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV); con ello pudimos calcular el conjunto de índices. Al trabajar con relaciones financieras eliminamos el efecto del tamaño del banco. Es relevante destacar que la base de datos hecha es inédita para este trabajo. En esta fase no tomamos en consideración la importancia relativa de cada banco en el sistema, pero

posteriormente, introducimos en el análisis la magnitud del banco para evaluar el efecto que tendría sobre el sistema bancario, la quiebra de los bancos, en términos de los activos y pasivos que concentran. Por esto, presentamos una matriz de participación de cada unidad en el sistema bancario mexicano. La incorporación de esta matriz, es una variante de este estudio, al combinar la utilización del enfoque de índices contables-financieros, con datos financieros tomados directamente de los estados contables y, la aplicación de la técnica tradicional del análisis e interpretación de estados contables.

Presentamos los resultados de la autoorganización de las unidades del SBM para el periodo 1991-95. Realizamos discusiones sobre dos aspectos: el agrupamiento de los rasgos financieros de las unidades estudiadas, mediante los contornos de pesos y sobre la manifestación, en los agrupamientos realizados, de clases de unidades, similares a las sugeridas por Minsky en su HFF, pero examinadas aquí desde un punto de vista microeconómico. Los resultados de los agrupamientos realizados, siguiendo la taxonomía de Minsky, son promisorios.

Seguidamente, construimos un MAO etiquetado que permite realizar predicciones sobre la clasificación del estado de S o I de los bancos. Realizamos un ejercicio de predicción con un MAO etiquetado para el año 1996 del estado de solvencia e insolvencia de los bancos del SBM.

A los resultados del ejercicio de predicción con los MAO efectuado sobre el estado de S o I de las unidades en 1996, incorporamos una información adicional de tipo contable que solo se puede obtener a posteriori la cual, permite evaluar la participación de cada

unidad en el SBM que confirma y robustece los resultados de la clasificación del estado de S o I del SBM.

Para validar y robustecer el funcionamiento del MAO etiquetado, hemos recurrido a la utilización de dos técnicas estadísticas multivariadas de clasificación, como son la regresión logística (RL) y el análisis discriminante (AD). Al comparar los resultados de la predicción del estado de S o I del SBM obtenidos con los MAO, la RL y el AD pudimos verificar que existe similitud entre las clasificaciones.

Finalmente, en el capítulo V presentamos las conclusiones.

CAPÍTULO I

LA HIPÓTESIS DE FRAGILIDAD FINANCIERA DE MINSKY: LA LIGA ENTRE EL SECTOR FINANCIERO Y EL SECTOR REAL

“A fundamental question that economic policy analysis must confront is whether, and over what domain, market processes can be relied upon to achieve as satisfactory economic performance” (Minsky, 1986: 101).

1.1 INTRODUCCIÓN

En el prólogo del libro *“Stabilizing an Unstable Economy”* (Minsky, 1986), Rossant plantea la siguiente reflexión sobre la finalidad y el propósito del estudio de las crisis financieras (CF): “la cuestión fundamental que debe entenderse, es de que manera la búsqueda de beneficios, por parte de los empresarios y de los banqueros, transforma al sistema financiero, y lo conduce de una situación inicial robusta a una frágil” (Minsky, 1986: xi-xii). En este sentido, uno de los aspectos más relevantes del desarrollo teórico de Minsky es la vinculación que elabora entre el sector financiero y el sector productivo de la economía. Este vínculo ocurre durante el proceso de inversión-financiamiento de los empresarios, debido a la necesidad de éstos de financiar sus proyectos de inversión. Es sobre este vínculo existente entre el sector financiero y el productivo, que Minsky desarrolla su taxonomía de unidades y, sobre esta base, explica cómo y por qué ocurre una crisis financiera.

En el prólogo citado, Rossant aporta información sobre las circunstancias y el tiempo en el que Minsky escribió esa obra y, la experiencia de las CF ocurridas hasta entonces en las economías, ya que en ese momento “no habían ocurrido aun las crisis más severas del sistema financiero”. En los años recientes, refiere el autor citado, la administración de la economía doméstica e internacional ha conducido a crisis de tales dimensiones, que como nunca han impactado a las sociedades. A su muerte, en el año 1996, Minsky “dejó pendiente la contabilización de los efectos de la inestabilidad financiera en la economía” (Ibíd.).

Un sistema bancario frágil tiende a incrementar la fragilidad financiera de una economía, al restringir el financiamiento de la inversión productiva, al encarecer el costo del financiamiento, al ofrecer servicios financieros de costo elevado, etc.; es decir, es un sistema que no cumple con efectividad la función fundamental que le corresponde realizar en el sector financiero de una economía, que es la intermediación financiera; con lo cual frena el crecimiento económico y, consecuentemente, recibe los efectos de la reducción de la actividad económica a través del incremento de la tasa de morosidad, ya que imposibilita a los agentes económicos generar flujos de ingresos suficientes para obtener la rentabilidad de sus empresas y asegurar su permanencia en el mercado a largo plazo. Por esas razones, como lo explica Cruz (2010), “la inversión es una variable clave en el crecimiento ya que expande la capacidad productiva de una economía. Esto es, cuando se realiza una inversión, una economía amplía (y renueva) su capital físico”.

El objetivo de este capítulo es exponer la teoría desarrollada por Minsky sobre la inestabilidad financiera del sistema capitalista y su influencia sobre las CF. En particular,

nos interesa resaltar la interrelación existente entre los sectores privado y bancario, es decir entre las empresas, sus necesidades de financiamiento, y los bancos, quienes financian dichas necesidades, para entender cómo una crisis financiera bajo la visión minskyana pasa necesariamente por ambos sectores y, en este sentido, el comportamiento de uno de dichos sectores involucra al otro.

Del mismo modo, describimos, siguiendo el marco teórico destacado, las variables contables que pueden servir de indicadores para determinar y conocer el estado de robustez (solventia) o fragilidad (insolventia) en que se encuentran los bancos. Estos indicadores son la base para construir y alimentar nuestro ejercicio de predicción de crisis financieras.

El capítulo consiste básicamente de tres secciones. En la primera sección describimos la hipótesis de fragilidad financiera, mientras en la segunda presentamos las opciones de política económica propuestas por Minsky para mitigar las crisis financieras. Finalmente, en la tercera sección sugerimos los indicadores de solventia (S) e insolventia (I) de las unidades del sistema bancario mexicano.

1.2 LA HIPÓTESIS DE FRAGILIDAD FINANCIERA

Minsky (1982, 1986), desarrolló una teoría que explica cómo una economía capitalista genera endógenamente inestabilidad financiera; ésta se conoce como la hipótesis de fragilidad financiera (HFF) la cual, en esencia establece que el cambio de expectativas de los agentes sobre los flujos de caja esperados de las empresas, que sirven para saldar las deudas incurridas durante el periodo de inversión, determinan la transición de la estabilidad a la inestabilidad financiera.

La inestabilidad se genera durante la evolución del ciclo económico en el cual, las expectativas de los inversionistas respecto al futuro de sus ingresos se tornan predominantemente optimistas y las organizaciones o unidades, en términos de Minsky (entidades financieras y no financieras, empresas y el gobierno), toman decisiones arriesgadas en cuanto al financiamiento de inversiones, pensando en el incremento de la rentabilidad a futuro.

La euforia económica está asociada típicamente con un *boom* en el mercado accionario, que influye en el valor de los activos y en el grado de exposición a riesgos crediticios diversos. Minsky conjetura entonces que la euforia es un preludio necesario de una CF y esto, casi siempre es resultado inevitable del funcionamiento exitoso de la economía.

La etapa de euforia económica va acompañada de un incremento en la oferta crediticia de las entidades financieras, donde los criterios de concesión de crédito se relajan, y resulta más fácil acceder al financiamiento por lo cual, es factible que el endeudamiento

total de los agentes económicos se incrementa. Cuando las expectativas optimistas presupuestadas no se cumplen, sobreviene la inestabilidad financiera y predominan las expectativas negativas, el crédito se contrae y la tasa de morosidad se incrementa, por el efecto negativo de la reducción de la actividad económica sobre la capacidad de pago de los deudores. Es en ese proceso cuando la economía tiende naturalmente hacia la inestabilidad, es decir pasa de un estado de robustez a uno de fragilidad financiera. Dicho proceso ocurre y se refleja en la estructura financiera de las empresas y, a nivel agregado, afecta la estabilidad económica.

Minsky advierte la existencia de interrelaciones importantes entre el sector financiero y el sector real de la economía las cuales, determinan su funcionamiento. La relación se establece por la provisión de fondos que efectúa el sistema financiero al financiar las inversiones y el capital de trabajo necesario para el funcionamiento normal de las unidades productivas. De acuerdo con la HFF, la inversión determina el ritmo de crecimiento de la economía. Sobre esto Minsky (1987: 141) precisó: “es el financiamiento el que actúa como rector de la inversión, unas veces desalentándola y otras ampliándola. Como resultado, el financiamiento marca el ritmo de la economía”. Así, la teoría de la inestabilidad financiera deja clara la necesidad de estudiar y entender las relaciones financieras en la evolución de la economía (Minsky, 1986: 173).

Al explicar el proceso de deuda-financiación de la inversión, Minsky (1982: xvi-xvii) escribió: “vivimos en una economía en la que prestatarios y prestamistas, toman y conceden créditos y en la cual, los cambios en la tasa de interés sobre el capital, determinan la inversión. Los acuerdos financieros (los contratos de crédito) forman parte

del proceso de la inversión en varios aspectos: en la disponibilidad de efectivo para destinar a la inversión y en la determinación del precio de los activos financieros. La inversión aumenta cuando se incrementan los fondos disponibles, debido a las innovaciones financieras que se presentan en el mercado financiero, las cuales, permiten la refinanciación de las deudas o la obtención de nuevas líneas de crédito, incluso en los mercados internacionales. Las innovaciones financieras tienen un doble efecto: 1) el precio de mercado de los activos disponibles sube en los mercados domésticos y externos, 2) el costo financiero de la producción baja”.

En ese sentido, “tanto para Minsky como para Shumpeter, la financiación de la producción es el corazón del sistema capitalista. Al analizar las relaciones entre las finanzas y la actividad económica, Minsky centró su estudio sobre el papel que desempeñan los bancos en los problemas de liquidez y de la expansión del crédito, cambiando así el enfoque de la obtención de créditos para el financiamiento de la producción” (Kregel y Burlamaqui, 2005).

Más precisamente, Minsky consideró en el desarrollo de su teoría, al sector bancario como un factor importante en el crecimiento económico, debido al apoyo financiero que puede suministrar a las unidades productivas para su funcionamiento, y en este sentido dichas entidades reflejan la euforia o pesimismo reinante en el sector empresarial. Más aun, el sector bancario refleja inmediatamente los cambios en los flujos de caja esperados de las empresas, indicando dificultades financieras temporales o un estado de fragilidad financiera incipiente el cual, puede profundizarse dependiendo de las condiciones económicas. En este sentido, no sólo el monto del financiamiento sino también el plazo de vencimiento del

crédito bancario influyen en los resultados de las unidades. Cuando el financiamiento se otorga a un plazo cuyo vencimiento no coincide con el periodo de generación de ingresos de los proyectos de inversión, las unidades tendrán dificultades financieras para atender todas sus erogaciones y su estructura financiera se deteriora en la medida en que se producen múltiples incumplimientos en el sistema. Si este comportamiento se generaliza en la economía, los bancos incrementan las tasas activas o restringen el crédito y las unidades tendrán dificultades en obtener la refinanciación de sus operaciones de créditos. Lo anterior, tendrá efectos negativos sobre las ganancias y, consecuentemente, la solvencia de las unidades.

En este contexto es importante destacar que en el enfoque minskyano el dinero es considerado como un tipo de bono creado en el proceso de intermediación financiera de los bancos, por la posesión de activos, pasivos financieros y capital. El dinero es una variable endógenamente determinada y su oferta es sensible a la demanda, no es algo mecánicamente controlado por el banco central. El dinero se crea y se destruye en el sistema monetario; éste es un proceso específico del ámbito bancario, donde de acuerdo a la política de créditos vigentes en un momento determinado, los bancos conceden créditos o autorizan líneas de crédito a sus clientes (principalmente para los negocios), y cuando éstos, reembolsan los préstamos obtenidos, se produce la destrucción del dinero. De la misma manera, el dinero se crea en respuesta a las expectativas de los empresarios y de los banqueros sobre las ganancias probables de las empresas. De este modo, los cambios monetarios son el resultado, no la causa, del comportamiento de la economía, y el sistema

monetario sólo es estable cuando los flujos de ganancias son suficientes y permiten el pago de las deudas contraídas por las unidades con los bancos (Minsky, 1982: xx).

En la HFF los efectos de la actividad bancaria se reflejan en la oferta de dinero, en los cambios en la oferta monetaria y en los movimientos transitorios de las tasas de interés. Minsky (1986: 225-226) hace una crítica a la dinámica innovadora empleada por la banca comercial a fin de obtener ganancias. En ese sentido, considera a los banqueros como empresarios motivados por el objetivo de hacer fortunas ajustando sus recursos y obligaciones, es decir, sus líneas de negocios para aprovechar las oportunidades de ganancias percibidas en el mercado. Esta forma de actuar del banquero afecta no sólo el volumen y la distribución de los activos financieros, sino también el comportamiento cíclico de los precios, el ingreso y el empleo. Para él “a fin de entender nuestra economía es necesario tomar como un factor crítico a los bancos. Se trata de una fuerza disociadora que tiende a inducir y amplificar inestabilidad, pero aun así es un factor esencial si realiza efectivamente el financiamiento de la inversión y el crecimiento económico” (Ibíd.,: 228-229).

Los mercados financieros y los bancos influyen sobre la inversión, puesto que el valor actual de los bienes de capital y el precio de la demanda de los bienes producidos con éstos, depende de los procesos bancarios y, en el precio de la inversión está incluido el costo financiero del dinero.

Por otra parte, como resultado de la observación del comportamiento financiero de las instituciones, Minsky estableció una taxonomía con tres tipos de unidades que interactúan en la economía y, de acuerdo a su estructura financiera las denominó: hedge,

especulativas y Ponzi. La identificación del tipo de estructura de las unidades está en función al nivel de apalancamiento financiero y a la capacidad de pago de las deudas. Cuanto más elevado es el índice de endeudamiento de una unidad mayor será su vulnerabilidad a los incrementos en la tasa de interés, el costo de las materias primas, de la mano de obra y, especialmente ante una reducción de la demanda efectiva.

La relación entre el sector real de la economía y el sector financiero se establece por la provisión de financiamiento que efectúa la banca a las unidades productivas. Las deudas contratadas por las unidades con los bancos son compromisos financieros e implican pagos de sumas de dinero en efectivo. El flujo de efectivo para el pago de las obligaciones proviene de las utilidades netas, de la venta de activos y de la obtención de nuevos préstamos. Con base en lo anterior se define cada clase de la siguiente manera.

Unidades Hedge. Una empresa tiene una estructura financiera hedge¹ cuando los flujos de efectivo proyectados exceden a los pagos a ser realizados en cada periodo. Las unidades hedge tienen siempre un valor presente neto positivo. La viabilidad de las firmas comprometidas con finanzas hedge no depende de las condiciones del mercado financiero, sino sólo de la función de producción y de los mercados de factores de donde provienen sus flujos de ingresos. La quiebra de las unidades con finanzas hedge sólo se produce cuando los beneficios son inferiores a los costos de producción y las deudas.

¹ En una unidad hedge la diferencia entre los ingresos seguros y las deudas es positiva. Así, el valor capitalizado del flujo total de ingresos excederá el valor capitalizado del compromiso de pago de intereses y el principal. Una unidad sólo es solvente cuando el valor de sus recursos excede el valor de sus deudas, y los cambios en la tasa de interés no pueden afectar la solvencia de estas unidades. Aunque una unidad con finanzas hedge y sus banqueros esperan que las operaciones generen un flujo de dinero en efectivo suficiente para cancelar las deudas, a manera de protección para los prestatarios y prestamistas, es conveniente que exista un margen de seguridad de dinero propio.

Unidades Especulativas. Las unidades especulativas son aquéllas en las cuales en algún periodo, los ingresos exceden a las deudas y obtienen el dinero en efectivo para satisfacer a sus deudores vendiendo algunos activos. Estas, necesitan refinanciar sus préstamos en el corto plazo; la especulación se origina porque los compromisos de pago de las deudas mantienen una proporción mayor a la generación de beneficios. Así, las unidades especulativas, para mantener su solvencia, dependen de la función de producción, del costo de los factores de producción y de las condiciones del mercado (Minsky, 1986: 70). En estas unidades el valor presente neto es negativo y la firma tiende a un estado de insolvencia. La estructura de obligaciones de una unidad especulativa incluye una serie de pagos de dinero en efectivo con los ingresos generados en la producción. En algunos períodos la suma de los compromisos de pagos, es mayor a los ingresos proyectados, por tanto la unidad tiene déficit. Los periodos deficitarios son típicos en los balances de las unidades especulativas principalmente porque se han comprometido con financiamiento a corto plazo para financiar proyectos de larga gestación. Una unidad especulativa tiene déficit de dinero en efectivo en el corto plazo y exceso, en el largo plazo.

En un acuerdo tácito de financiación especulativa, la unidad, los banqueros y sus accionistas están conscientes que los compromisos de pagos sólo pueden cumplirse emitiendo deuda o refinanciando los compromisos que exceden a los ingresos. Una empresa especulativa puede fracasar en su esfuerzo de refinanciar sus deudas u obtener nuevos préstamos para cancelar otros créditos anteriores. Si la unidad especulativa tiene ganancias superiores a las deudas, puede hacer una mayor amortización de la deuda y disminuir así su endeudamiento total.

Unidades Ponzi. Una entidad cuyos compromisos de pagos exceden los ingresos tiene una estructura financiera Ponzi. Para las unidades Ponzi las deudas normalmente son mayores a los flujos de caja proyectados en casi todos los periodos. Estas firmas, normalmente obtienen nuevos préstamos para pagar los intereses y el principal; además dependen fuertemente - en forma continua - de las ventas y están más expuestas a las variaciones del mercado de dinero que las unidades especulativas. Las unidades Ponzi son unidades especulativas con características especiales en la cual, en algunos o en todos los períodos, el flujo de caja es insuficiente para pagar las deudas e incluso el costo de las materias primas y de la mano de obra. Estas unidades requieren más créditos para pagar los intereses de sus obligaciones y su endeudamiento total se incrementa, aun cuando no hayan adquirido nuevos activos de capital.

Los propietarios del capital, banqueros y accionistas, participan en un financiamiento Ponzi sólo si el valor presente de la suma total de ingresos futuros de dinero en efectivo menos los pagos, es positiva. Como resultado, el valor presente neto positivo de los ingresos proyectados, descontados los pagos a ser realizados en periodos futuros, debe compensar el valor presente neto negativo del flujo de efectivo actual.

Para las unidades Ponzi el valor presente neto depende de la tasa de interés y de las expectativas de los ingresos de dinero en efectivo. El aumento de la tasa de interés incrementa el índice de endeudamiento total y puede transformar el valor presente neto positivo, del flujo de efectivo, en negativo.

Las unidades con estructura financiera tipo hedge podrían tener dificultades financieras pero éstas, no serán un factor determinante de un estado de inestabilidad

financiera. Inicialmente, las unidades son hedge y, se transforman en especulativas y Ponzi en la medida en que se deterioran sus ingresos, y los problemas iniciales se amplifican.

La estabilidad de una economía depende de la combinación de unidades hedge, especulativas y Ponzi. Si la proporción de unidades hedge disminuye y aumenta el número de unidades especulativas y Ponzi, la estructura financiera de la economía tiende hacia la fragilidad.

Es importante señalar que la versión seminal de la HFF, se fundamentó en el estudio de las economías cerradas y desarrolladas. Arestis & Glickman (2002: 238) realizaron una adaptación de esta teoría para estudiar a las economías en desarrollo, abiertas y financieramente liberalizadas (EDAFL). En este contexto, los autores distinguen una nueva topología de unidades denominadas súper-especulativas.

En el caso de una EDAFL la taxonomía típica de Minsky no ocurre de manera tan directa; en una economía liberalizada, existe la posibilidad de que algunas unidades obtengan financiamiento en moneda extranjera a corto plazo, para financiar proyectos de inversión a largo plazo (Cruz, 2004: 68-69). La unidad es considerada hedge cuando posee la capacidad de hacer frente a sus compromisos en los plazos y condiciones establecidas en los acuerdos contractuales. Cuando esta unidad es vulnerable a las condiciones del mercado financiero interno y externo, entonces puede ser clasificada como especulativa, con tendencia a convertirse en Ponzi. Una unidad que obtuvo un préstamo a corto plazo en moneda extranjera para financiar activos domésticos a largo plazo, también será una unidad especulativa ya que además de necesitar renegociar sus deudas continuamente, también será vulnerable a los cambios en las tasas de interés y, a movimientos en el tipo de cambio. Este

tipo de unidad se denomina súper-especulativa y esta, es la clase de unidades que predomina en una EDAFL (Ibíd.: 70-73).

Resumiendo, la HFF establece que las CF en las economías capitalistas tienen un origen endógeno por lo cual se presentan inevitablemente; más aun, en este proceso existe una conexión inherente entre el sistema bancario y las empresas, quienes, al compartir el mismo sentimiento durante la fase ascendente del ciclo económico, modifican a la par su estructura de apalancamiento, dando lugar a una economía con una estructura financiera frágil, altamente vulnerable a cambios macroeconómicos y, por lo mismo, a una crisis financiera. De hecho, a partir de la liberalización financiera de las últimas dos décadas, la frecuencia con la que se producen las crisis financieras ha aumentado y se han presentado tanto en economías industrializadas como en vías de desarrollo, ocasionando enormes perjuicios económicos y sociales a la población de los países que las padecieron.

Con respecto a las CF, la evidencia empírica disponible en México, en términos de la teoría de Minsky, la presenta Cruz (2004); en este trabajo se sugiere que cuando se implementó la política de liberalización financiera en el país ésta, ejerció una influencia estructural crítica en la formación de expectativas. De tal modo que cuando las expectativas optimistas predominaron en el escenario económico, las entidades bancarias incrementaron la oferta crediticia, en parte con innovaciones financieras. Además, los agentes económicos redujeron sus márgenes de seguridad en el otorgamiento de créditos, por lo cual aumentó el nivel de apalancamiento financiero de las empresas. Como resultado aumentó el número de unidades financieras súper-especulativas y, a nivel agregado la alta proporción de este tipo

de unidades, aumentó la fragilidad financiera de la economía mexicana y el riesgo de sufrir ataques especulativos.

Siguiendo la teoría de Minsky podemos decir que las unidades del sistema bancario mexicano evolucionaron de un estado de robustez, con predominancia de unidades tipo hedge, hacia un estado de fragilidad o de crisis, donde las unidades se caracterizaron por ser de tipo súper-especulativas y Ponzi. Esto se debió a la evolución del ciclo económico, por el tránsito de un periodo de auge económico a uno de estancamiento o crisis. De acuerdo a Cruz (2004) y Cruz et al (2006) de 1988 y hasta 1994 inclusive, se produce una etapa de auge económico que deriva en una recesión económica severa y posterior CF en 1994-95.

En esta investigación utilizamos indicadores contables debido a que representan los rasgos financieros de los bancos y permiten capturar estados de solvencia e insolvencia, como lo sugiere Minsky; y también porque en otros estudios anteriores, realizados para algunos países latinoamericanos, España y Turquía, se han utilizado ampliamente razones financieras para predecir crisis bancarias y empresariales.

El contenido de la siguiente sección tiene la intención de dejar claro que Minsky propuso políticas económicas sobre cómo mitigar las crisis financieras, por lo que su identificación se vuelve indispensable. Enseguida, explicamos y definimos las variables seleccionadas que permitirían caracterizar a las unidades (bancarias) de acuerdo a su estado de solvencia o insolvencia.

1.3 MITIGACIÓN DE UNA CRISIS FINANCIERA

Minsky (1982, 1986) desarrolló su teoría de la HFF en el contexto de la economía americana la cual, en ese momento se encontraba relativamente aislada de los problemas generados por la suspensión de entradas de flujos de capital o salidas masivas de dinero. No es sorprendente entonces que sus recomendaciones de política económica para prevenir crisis financieras se concentren en influir sobre las expectativas de los empresarios con respecto a sus flujos de dinero en efectivo futuros. Desde que la economía es un sistema interrelacionado - una red intertemporal con flujos de ingresos de dinero en efectivo inciertos - el no pago de las deudas por una empresa a otra (sobre todo los bancos) consecuentemente genera múltiples incumplimientos y un gran incremento de la tasa de morosidad. En ciertas circunstancias esta sucesión de incumplimientos de las obligaciones contractuales, puede provocar el derrumbamiento global de la economía (Bellofiore & Ferri, 2001: 13).

Por estas razones, en la cúspide de un periodo de inestabilidad financiera con una perspectiva de crisis inminente, Minsky (1986) prescribió una política de estabilización de los flujos de dinero en efectivo de las empresas comerciales (ganancias). La idea subyacente en esta recomendación de política es que el gasto de gobierno tiene efecto tanto en la demanda final como en las hojas de balances de las empresas. La demanda de bienes y servicios por parte del gobierno tiene impacto sobre el ingreso y el empleo; el efecto sobre el ingreso y el empleo opera a través de la demanda del gobierno de bienes, servicios y trabajo; el efecto presupuesto, el cual opera a través de la generación de beneficios y déficits sectoriales; y el efecto sobre el portafolio de inversión el cual, existe porque los

instrumentos financieros financian un déficit que debe aparecer en algún sector (Minsky, 1986: 21).

Al mismo tiempo, Minsky recomendó que el banco central, en cooperación con otras agencias gubernamentales e instituciones financieras privadas, actúe como prestamista de última instancia. Las acciones del banco central tenderán a estabilizar el precio de los activos financieros y los mercados financieros. En este sentido, las instituciones que desempeñan la función de prestamista de última instancia, garantizan el cumplimiento de algunas obligaciones de créditos, en los términos acordados en los contratos, sin tener en cuenta las condiciones del mercado o la situación comercial del deudor particular. Así, la intervención en forma oportuna del gobierno a través del banco central como prestamista de última instancia disminuye el riesgo de incumplimientos... (Minsky, 1986: 41).

En suma, ambos esfuerzos de estabilización, del gobierno y del sector privado, son necesarios para contener y revertir la declinación del ingreso, asociado a un quebranto financiero (Minsky, 1986: 38). Como resultado, la acción conjunta del gobierno y del banco central, ante el desorden financiero y la reducción del ingreso, no sólo previene depresiones profundas sino también establece las condiciones para un posterior proceso inflacionario acelerado (Minsky, 1986: 15).

1.4 SELECCIÓN DE VARIABLES

De la revisión de trabajos sobre crisis bancarias (CB), que presentamos en el capítulo II, concluimos que se pueden diferenciar dos tipos de CB: 1) individuales, en las que una sola entidad es afectada y, 2) sistémica, aquellas en las que hay un efecto contagio que lleva a que varias entidades enfrenten dificultades. La crisis sistémica se produce cuando el sistema de pagos en su conjunto entra en colapso debido al efecto cascada y puede tener un impacto negativo en la evolución del ciclo económico.

En cuanto a las variables utilizadas en la revisión de la literatura sobre los sistemas de predicción de crisis bancarias (SPCB), se encuentra que varios investigadores emplearon índices y datos extraídos de los estados contables y de resultados de los bancos; entre ellos están: Pina (1985), González-Hermosillo (1999), Berróspide (1999), Ayala et al (2007), entre otros (ver capítulo II).

Los factores determinantes del estado de solvencia (S) o insolvencia (I) de las entidades bancarias o unidades, en términos de la taxonomía de Minsky, están relacionados con la estructura de capital, la calidad de los activos, la gestión, las utilidades, la liquidez, la estructura de mercado y el estado general de la economía. Estos factores están contemplados en los modelos para predecir el estado de S o I de las unidades que hemos realizado en la presente investigación. Las variables explicativas del comportamiento de las unidades representan los rasgos financieros que las caracterizan y, son los patrones con los que se han entrenado las redes neuronales artificiales (RNA).

Las variables originalmente seleccionadas para evaluar el estado de solvencia e insolvencia de las entidades del sistema bancario mexicano son veintitrés y se definen de la siguiente manera:

1. ***Indice de Inversiones. Activo Fijo/Activo Total:*** Indica la estructura del activo. El Activo, de acuerdo a las Normas Internacionales de Información Financiera o NIIF (ver NIIF), es el recurso controlado por la empresa como resultado de sucesos pasados del que se espera obtener beneficios económicos futuros. Esta relación muestra la parte del activo total que está invertido en activos fijos; una mayor proporción de activos fijos con respecto al activo total, disminuye la cantidad de recursos destinados a la intermediación financiera.
2. ***Riesgo Crediticio. Créditos/Capital Contable:*** El riesgo crediticio es el riesgo de no recuperación del crédito. El cociente entre el crédito con respecto al capital contable, muestra el nivel de financiamiento con recursos propios. En algunos casos el financiamiento con recursos ajenos genera menor costo financiero que los recursos propios.
3. ***Riesgo Crediticio. Créditos/Activo Total:*** Un valor elevado del cociente entre la cartera crediticia y el activo total es una relación muy importante porque evidencia una buena gestión y buen funcionamiento del banco. Un banco con una elevada proporción de activos productivos que son los créditos vigentes es un banco con riesgo crediticio bajo.
4. ***Indice de Liquidez. Activo Circulante/Pasivo Exigible:*** El activo circulante está compuesto por el conjunto de activos productivos. Un valor alto de activos circulantes significa que el banco posee activos que pueden convertirse en efectivo en caso de ser necesario, por lo cual es una medida de la liquidez del banco. El pasivo es la obligación actual de la empresa,

surgida a raíz de sucesos pasados, al vencimiento de la cual, y para la cual la empresa espera desprenderse de recursos que incorporan beneficios económicos (ver NIIF).

5. **Autofinanciación. Reservas/Pasivo Exigible:** El nivel en el que el banco se autofinancia evidencia su solvencia. Cuando este índice tiene un valor alto significa que una proporción grande de los pasivos exigibles se financian con las reservas, esto es con recursos internos de la entidad.
6. **Rentabilidad económica. Beneficio Neto/Activo Total:** Una mayor proporción de beneficios netos con respecto al activo total indica que el banco se encuentra en buena situación económica y por lo tanto tiene buena rentabilidad económica. De acuerdo a las NIIF: “Los beneficios netos dependen de los ingresos o incrementos de beneficios económicos mediante el recibimiento o incremento de activos o decremento de los pasivos y de los costos”.
7. **Apalancamiento. Beneficio Neto/Pasivo Total:** El apalancamiento es una medida del nivel de endeudamiento del banco. Muestra la relación entre los beneficios netos y las obligaciones contraídas por los bancos, por las captaciones de fondos realizadas del público en general, así como de los accionistas del banco. Un valor elevado de este índice indica que el banco es solvente y tiene buena situación financiera.
8. **Fragilidad. Índice de Liquidez. Disponibilidades/Activo Total:** Mide la liquidez es decir la capacidad que tiene el banco de hacer frente a eventuales retiros masivos de depósitos. Las disponibilidades son fondos que se mantienen en efectivo en la tesorería, no se destinan a las colocaciones y generan gastos por el costo financiero de mantener el dinero en efectivo.
9. **Rentabilidad Económica. Ganancias Retenidas/Activo Total:** Medida de rentabilidad acumulada de varios ejercicios. La edad de la firma es considerada implícitamente en este

índice. Por ejemplo una firma relativamente joven tendrá un índice bajo de ganancias retenidas con relación al activo total porque no ha tenido el tiempo necesario para acumular beneficios. La incidencia de quiebras es mucho mayor entre las firmas nuevas.

10. Rentabilidad Financiera. Beneficio Neto/Capital Contable: El ingreso neto se obtiene como resultado de la gestión global de la entidad e indica su capacidad de generar ganancias con los recursos internos. Un valor alto resultante de este cociente es una medida de buena situación financiera.

11. Fragilidad. Cartera Vencida/Captaciones: Una proporción alta de cartera vencida indica que los créditos no se concedieron a buenos sujetos de créditos, por lo tanto la entidad está operando de forma incorrecta, la solvencia se deteriora y existe el peligro que el banco se encuentre en una situación de fragilidad.

12. Fragilidad. Cartera Vencida/Colocaciones Brutas: Es una medida relativa de los créditos con problemas. Una proporción alta de cartera vencida con relación a las colocaciones brutas refleja el mal desempeño del banco por la mala asignación de créditos. Como en el caso anterior, el banco está operando mal, es ineficiente la asignación de créditos. La solvencia del banco peligrará.

13. Riesgo Crediticio. Provisiones/Cartera Vencida: Una alta proporción de provisiones es un indicador que el banco ha adoptado medidas precautorias para hacer frente a eventuales pérdidas por los créditos mal concedidos que pasan a ser créditos incobrables. Asimismo, podría reflejar que el índice de morosidad se ha incrementado.

14. Riesgo Crediticio. Bienes Adjudicados/Colocaciones Brutas: Este índice refleja la calidad de la cartera crediticia. Si los créditos se han concedido a sujetos de crédito con solvencia moral, económica y buen comportamiento de pago, el banco no tendrá la necesidad de

adjudicarse bienes inmuebles para cobrar los créditos concedidos. Un valor alto de este índice es la evidencia que el banco no ha logrado el reembolso del crédito por parte de algunos de los clientes.

15. *Inversiones. Otros Activos/Capital Contable:* “Expresa el grado en que se encuentra comprometido el patrimonio en virtud de los activos que registran mayor riesgo o tienen menor productividad. Cuando este valor se incrementa, esto constituye una señal de que la entidad financiera está invirtiendo en activos que no están relacionados directamente con las operaciones del banco, por ejemplo, algún tipo de infraestructura como hoteles; por este motivo, estas entidades financieras no son buenas candidatas para una fusión” (Ayala et al, 2007).

16. *Riesgo Crediticio. Cartera Vigente Bruta/Captaciones Totales:* Este índice informa respecto a la fracción de recursos del público que el banco ha destinado en sus activos más productivos, los créditos vigentes con respecto a las captaciones totales. Se consideran sanos a los bancos que poseen valores altos en la cartera de crédito vigente.

17. *Riesgo Crediticio. Cartera Crédito Neta/Captaciones Totales:* “Los fondos que disponen los bancos para el financiamiento provienen principalmente de las captaciones de depósitos de los agentes económicos en el mercado doméstico, en el exterior y de las líneas de créditos contratadas con entidades del exterior. Las captaciones son muy sensibles a los impactos negativos” (Morón, 2003). Este índice informa sobre la fracción de recursos del público que el banco ha orientado hacia la adquisición de sus activos más productivos. Los activos más productivos que tienen las entidades financieras son los créditos. En general, entidades financieras con valores altos en la cartera de créditos neta, se caracterizan como entidades financieramente sanas.

- 18. Rentabilidad Financiera. Beneficio Neto/Capital Contable+Reservas:** Medida de la rentabilidad del banco con relación a los recursos internos. Cuanto más elevado es el valor de este índice mayor será la rentabilidad financiera y evidencia que la entidad tiene suficiente capacidad financiera para generar beneficios netos.
- 19. Fragilidad: Índice de Liquidez. (Activo Circulante-Tesorería)/Activo Total:** Indica la capacidad de respuesta de un banco ante necesidades súbitas de liquidez (Morón, 2003).
- 20. Índice de Liquidez. Activo Circulante/Activo Total:** Los activos circulantes pueden convertirse rápidamente en efectivo y son los activos más líquidos. Los bancos con alta liquidez poseen la capacidad de hacer frente sin dificultades, a retiros de depósitos no planeados. La cantidad de activos circulantes establece la diferencia entre los bancos solventes e insolventes, ya que los primeros, a diferencia de los segundos, cuentan con los recursos suficientes para enfrentar eventuales retiros masivos de depósitos.
- 21. Fragilidad. Índice de Liquidez: Cash-flow (Beneficio Neto+Amortizaciones y Provisiones)/Pasivo Exigible:** Flores (2007) define el *Cash Flow* como los recursos procedentes de las operaciones al calcularse como la suma de beneficios netos antes de intereses e impuestos, las amortizaciones y las provisiones practicadas. Las depreciaciones se cargan por el costo o valor del activo a lo largo de su vida útil estimada hasta el importe recuperable. El costo de depreciación se reconoce como un gasto en el estado de resultado, salvo que se incluya en el valor contable de otro activo. Las depreciaciones de las propiedades plantas y equipos utilizadas para actividades de desarrollo pueden incluirse en el costo de un activo intangible (Ver Normas Internacionales de Contabilidad NIC 16.47).
- 22. Ganancias Antes de Impuestos y Participación de los Trabajadores en las Utilidades/Activo Total.** Entre los bancos intervenidos fue Centro (2001) el que tuvo la

mayor rentabilidad económica (14%). En el comportamiento del SBM, se observa que en el 2009 y el 2010 las ganancias de todos los bancos fueron bajas o casi nulas.

23. Costos Administrativos. Gastos Administrativos y de Promoción/Ingresos Totales de Operación: Esta razón mide el costo administrativo. Los costos administrativos bajos mejoran los beneficios netos y la eficiencia de los bancos.

APÉNDICE I.1

MARCO JURÍDICO DEL SISTEMA BANCARIO MEXICANO

En este apéndice presentamos un resumen referente a algunos aspectos legales relacionados con el establecimiento, la operación y la supervisión de las instituciones financieras en México y la protección al ahorro bancario, a los cuales deben dar cumplimiento las entidades objeto de estudio de esta investigación. Fundamentalmente esto es así porque la normatividad legal es una variable exógena que afecta el desempeño de las intermediarias financieras. Existen numerosos trabajos sobre el tema, a los cuales puede referirse el lector, razón la cual aquí no se abunda en detalles ni se profundiza en el estudio de la legislación bancaria.

El sistema bancario en México se encuentra regulado por la Ley de Instituciones de Crédito, que constituye el marco legal en el que operan los bancos, bajo la supervisión del Banco de México, la Comisión Nacional Bancaria y de Valores, la Secretaría de Hacienda y Crédito Público, entre otras entidades, así como por organismos de protección a los ahorristas como el Instituto para la Protección del Ahorro Bancario.

Ley de Instituciones de Crédito¹ (LIC). Esta ley regula la organización y el funcionamiento de las instituciones de crédito, sus actividades y operaciones, así como la prestación de servicio de banca y crédito.

¹ Publicada en el Diario Oficial de la Federación el 18 de julio de 1990. La Ley regula la organización y el funcionamiento de las instituciones de crédito, las actividades y operaciones, la prestación de servicio de banca y crédito.

El Sistema Bancario Mexicano (SBM) se encuentra bajo la rectoría financiera del Estado con el propósito que sus actividades promuevan el desarrollo de las fuerzas productivas del país y el crecimiento económico. De acuerdo con esta Ley, la prestación del servicio de banca y crédito podrá ser realizada por las instituciones de banca múltiple y la banca de desarrollo.

El Artículo 3º de la referida Ley establece que el SBM está integrado por el Banco de México, las instituciones de banca múltiple, las instituciones de banca de desarrollo, el Patronato del Ahorro Nacional y los fideicomisos públicos constituidos por el Gobierno Federal para el fomento económico, así como aquéllas entidades que se constituyan para el desempeño de las funciones que la ley encomienda al Banco de México.

Para la organización y operación de las instituciones de banca múltiple (IBM), la banca de desarrollo y las demás instituciones financieras, se requerirá la autorización del Gobierno Federal con la opinión favorable del Banco de México y de la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV).

La CNBV es la encargada de la inspección y vigilancia del funcionamiento de las entidades financieras y debe informar a la Secretaría Hacienda, al Banco de México y al Instituto para la Protección al Ahorro Bancario, cuando los bancos incurran en incumplimiento de la reglamentación establecida.

El Artículo 19º de la presente Ley, establece que el capital mínimo de cada una de las IBM será la cantidad equivalente al 0.12 por ciento de la suma del capital neto que alcancen en su conjunto estas instituciones, al 31 de diciembre del año inmediato anterior.

Las autoridades financieras y los organismos de protección son el conjunto de instituciones públicas que supervisan y regulan a las entidades integrantes del sistema financiero. Éstas son las siguientes: a) La Secretaría de Hacienda y Crédito Público, b) El Banco de México, c) La Comisión Nacional Bancaria y de Valores, d) La Comisión Nacional de Seguros y Fianzas, e) La Comisión Nacional del Sistema de Ahorro para el Retiro, f) La Comisión Nacional para la Protección y Defensa de los Usuarios de los Servicios Financieros y g) El Instituto para la Protección del Ahorro Bancario.

Artículo 28 Constitucional. El Artículo 28º Constitucional establece que el Estado tendrá un banco central que será autónomo en el ejercicio de sus funciones y en su administración. Su objetivo prioritario será procurar la estabilidad del poder adquisitivo de la moneda nacional, fortaleciendo con ello la rectoría del desarrollo nacional que corresponde al Estado. Ninguna autoridad podrá ordenar al banco central la concesión de financiamiento.

No constituyen monopolios las funciones que el Estado ejerza de manera exclusiva, a través del banco central en las áreas estratégicas de acuñación de moneda y emisión de billetes. El banco central regulará los cambios, así como la intermediación y los servicios financieros, en los términos que establezcan las leyes y con la intervención que corresponda a las autoridades competentes, contando con las atribuciones de autoridad necesarias para llevar a cabo dicha regulación y proveer a su observancia. La conducción del banco estará a cargo de personas cuya designación será hecha por el Presidente de la República con la aprobación de la Cámara de Senadores o de la Comisión Permanente.

Ley del Banco de México. El Artículo 1° de la Ley del Banco de México, establece que el banco central será persona de derecho público con carácter autónomo y se denominará Banco de México. El Banco de México es el banco central del Estado Mexicano, constitucionalmente autónomo en sus funciones y administración, cuya finalidad es proveer a la economía del país de moneda nacional. En el desempeño de esta encomienda se tiene como objetivo prioritario procurar la estabilidad del poder adquisitivo de la moneda. Adicionalmente, le corresponde promover el sano desarrollo del sistema financiero y propiciar el buen funcionamiento de los sistemas de pagos.

El Banco de México establece que “el sistema financiero procura la asignación eficiente de recursos entre ahorradores y demandantes de crédito. Un sistema financiero sano requiere, entre otros, de intermediarios eficaces y solventes, de mercados eficientes y completos, y de un marco legal que establezca claramente los derechos y obligaciones de las partes involucradas. Con el fin de alentar el sano desarrollo del sistema financiero y proteger los intereses del público en general, el Banco de México realiza un seguimiento permanente de las instituciones que lo integran, promueve reformas a la legislación vigente y, en el ámbito de su competencia, emite regulaciones”.

El Banco de México desempeñará las siguientes funciones: a) Regular la emisión y circulación de la moneda, los cambios, la intermediación y los servicios financieros, así como los sistemas de pagos; b) Operar con las instituciones de crédito como banco de reserva y acreditante de última instancia; c) Prestar servicios de tesorería al Gobierno Federal y actuar como agente financiero del mismo; d) Fungir como asesor del Gobierno Federal en materia económica y, particularmente, financiera; e) Participar en el Fondo Monetario Internacional y en otros organismos de cooperación financiera internacional o

que agrupen a bancos centrales, y f) Operar con los organismos internacionales, con bancos centrales y con otras personas morales extranjeras que ejerzan funciones de autoridad en materia financiera.

El Artículo 38° establece que el ejercicio de las funciones y la administración del Banco de México estarán encomendados a una Junta de Gobierno y a un Gobernador. La Junta de Gobierno estará integrada por cinco miembros. El Presidente de la República nombrará al Gobernador del Banco, quien presidirá a la Junta de Gobierno; los demás miembros se denominan Subgobernadores. El Gobernador del Banco de México ejercerá la administración del Banco y la representación legal de éste, entre otras funciones.

La Comisión Nacional Bancaria y de Valores se encarga de: otorgar y revocar la autorización para operar; emitir reglas de carácter general y realizar la supervisión de dichas instituciones. El Banco de México, por su parte, emite diversas disposiciones dirigidas a las instituciones de crédito (Ver sitio en internet del Banco de México: (www.banxico.org.mx)).

Ley de la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV). El Artículo 1° de la Ley de la Comisión Nacional Bancaria y de Valores establece la creación de la Comisión Nacional Bancaria y de Valores como órgano desconcentrado de la Secretaría de Hacienda y Crédito Público, con autonomía técnica y facultades ejecutivas en los términos de esta Ley.

La CNBV supervisa y regula a las entidades financieras, a fin de procurar su estabilidad y funcionamiento correcto, así como mantener y fomentar el sano y equilibrado desarrollo del sistema financiero en su conjunto, en protección de los intereses del público.

La CNBV también supervisa y regula a las personas físicas y demás personas morales, cuando realicen actividades previstas en las leyes relativas al sistema financiero.

La misión de la CNBV es salvaguardar la estabilidad del Sistema Financiero Mexicano y fomentar su eficiencia y desarrollo incluyente en beneficio de la sociedad.

La supervisión de las entidades financieras tiene por objeto evaluar los riesgos a que están sujetos, sus sistemas de control y la calidad de su administración, para que las entidades mantengan una adecuada liquidez, sean solventes y estables y, en general, se ajusten a las disposiciones que las rigen. Asimismo, por medio de la supervisión se evaluarán de manera consolidada los riesgos de entidades financieras agrupadas o que tengan vínculos patrimoniales y en general el adecuado funcionamiento del sistema financiero. La vigilancia se realizará por medio del análisis de la información económica y financiera, a fin de medir posibles efectos en las entidades financieras y en el sistema financiero consolidado.

La CNBV ejerce sus facultades a través de su Junta de Gobierno, de la Presidencia de la propia Comisión, de las Vicepresidencias, de las Direcciones Generales y demás unidades administrativas necesarias.

El artículo 4º fracción XV de la Ley de la CNBV, dispone que corresponde a la Comisión intervenir administrativa o gerencialmente a las entidades financieras, con el objeto de suspender, normalizar o resolver las operaciones que pongan en peligro su solvencia, estabilidad o liquidez, o aquéllas violatorias de las leyes que las regulan o de las disposiciones de carácter general que de ellas deriven (Ver sitio en internet de la CNBV: www.cnbv.gob.mx).

Ley de Protección al Ahorro Bancario (LPAB). Esta Ley fue aprobada en diciembre de 1998, dando origen al Instituto para la Protección al Ahorro Bancario (IPAB) que entró en operación en mayo de 1999. El IPAB es un organismo descentralizado de la Administración Pública Federal, con personalidad jurídica y patrimonio propio, creado por la LPAB; está encargado de administrar el sistema de protección al ahorro bancario², a favor de las personas que realicen cualquiera de las operaciones garantizadas en términos y con las limitantes determinadas por la citada Ley.

El índice de capitalización (ICAP) constituye la variable determinante para que las autoridades realicen el control de las instituciones de banca múltiple. Este índice es considerado como un reflejo de la solvencia de un banco. Cuando el ICAP sea menor al 10 por ciento el IPAB aplica un sistema de acciones correctivas tempranas, cuando el ICAP es igual o menor al 6 por ciento y mayor o igual al 4 por ciento, la institución, previo cumplimiento de ciertos requisitos, podrá seguir operando bajo el *régimen de operación condicionada*. En el evento de que el ICAP de una institución de banca múltiple sea menor al 4 por ciento, la institución entrará automáticamente a un proceso de quiebra.

DEFINICIONES: a) Las Instituciones de Banca de Desarrollo (Sociedades Nacionales de Crédito), son entidades de la Administración Pública Federal con personalidad jurídica y patrimonio propios, cuyo fin es promover el desarrollo de diferentes sectores productivos del país conforme a los lineamientos del Plan Nacional de Desarrollo.

² El IPAB administra un sistema de protección al ahorro bancario que garantiza el pago de estas obligaciones, hasta por una cantidad equivalente a 400 mil unidades de inversión (UDIs) por persona, física o moral, cualquiera que sea el número y clase de dichas obligaciones a su favor y a cargo de un mismo banco (Ver sitio en internet www.ipab.gob.mx). Las UDIs son una unidad de cuenta que reflejan los cambios en los precios al consumidor en México. El Banco de México ajusta el valor todos los días.

b) Intermediarios Financieros: Los intermediarios financieros³ son un conjunto de instituciones especializadas en la mediación entre los prestamistas y los prestatarios últimos de la economía. Estos, requieren la autorización de la Secretaría de Hacienda y Crédito Público (SHCP) para organizarse e iniciar operaciones.

c) Las Instituciones de Banca Múltiple (IBM) están reguladas por la Ley de Instituciones de Crédito (LIC), pudiendo realizar las operaciones establecidas en el artículo 46° de dicha Ley. Conforme a esta ley, las **IBM** son sociedades anónimas facultadas para realizar operaciones de captación de recursos del público y de colocación de éstos, en el propio público.

d) Instituciones de Banca de Desarrollo (Sociedades Nacionales de Crédito), son entidades de la Administración Pública Federal con personalidad jurídica y patrimonio propios, cuyo fin es promover el desarrollo de diferentes sectores productivos del país conforme a los lineamientos del Plan Nacional de Desarrollo. Estas son entidades del estado, creadas para facilitar el acceso al financiamiento a personas físicas y morales, así como proporcionarles asistencia técnica y capacitación en términos de sus respectivas leyes orgánicas. Las IBM y los grupos financieros tienen la obligación de presentar trimestralmente sus estados financieros y de resultados, el índice de capitalización y otros informes por riesgos diversos, a las entidades de supervisión y regulación.

Capital Regulatorio de las Instituciones de Banca Múltiple en México. El Artículo 19 de la Ley de Instituciones de Crédito (LIC), establece que el capital mínimo de cada una de las instituciones de banca múltiple (IBM) será la cantidad equivalente al 0.12 por ciento de

³ Su función básica es la de transformar los activos primarios en activos indirectos. Ese conjunto está integrado por un primer grupo, los ahorradores últimos que son los que cuentan con los fondos de financiación pero carecen de activos, y un segundo grupo formado por los prestatarios últimos que si poseen activos pero no tienen fondos de financiación.

la suma del capital neto que alcancen en su conjunto estas instituciones al 31 de diciembre del año inmediato anterior.

El capital de las entidades bancarias se calcula teniendo en cuenta los riesgos diversos y el nivel de solvencia que la entidad tenga como objetivo mantener en el transcurso de un año o un periodo. Esos riesgos son los siguientes: de crédito (riesgo de tener pérdidas de dinero por créditos incobrables); de mercado (riesgo de pérdidas de dinero por valoración de inversiones); de tipo de cambio (riesgo de sufrir pérdidas de dinero por posiciones en diferentes monedas); de tipo de interés (riesgo de pérdidas de dinero por variación de tasas activas y pasivas); operacional (riesgo de tener pérdidas de dinero por errores o fraudes); otros riesgos (riesgo de tener pérdidas de dinero por liquidez, riesgo reputacional, riesgo legal, etc.). Adicionalmente, a los riesgos calculados en base al capital regulatorio según Basilea⁴ II, las entidades pueden elaborar planes de contingencias para prever posibles pérdidas no contempladas en los riesgos anteriores.

En el acuerdo de Basilea II se incluye el riesgo operacional en la determinación del capital mínimo de las entidades bancarias, de tal forma que: los fondos propios de los bancos sean > 8 por ciento de activos de riesgo, considerando: (riesgo de crédito + riesgo de negociación + riesgo de tipo de cambio + riesgo operacional).

⁴ En 1988 el Comité publicó el acuerdo de Basilea I que establece un capital mínimo que debía tener una entidad bancaria en función de los riesgos que afrontaba. El acuerdo establecía una definición de "capital regulatorio" suficiente para hacer frente a los riesgos de crédito, mercado y tipo de cambio. (Clasificadora de Riesgo Humphreys Ltda., 2004: 1-20). En junio de 2004 el Comité regulatorio de Basilea presentó el acuerdo de Basilea II que sustituye al acuerdo de Basilea I, y tiene como objetivo la creación de un estándar internacional que sirva de referencia a los reguladores bancarios con objeto de establecer los requerimientos de capital necesarios, para asegurar la protección de las entidades frente a los riesgos financieros y operativos. Los elementos del Nuevo Acuerdo se han ordenado en tres pilares fundamentales: 1) Las ponderaciones de riesgo asignadas a los diferentes tipos de activos de riesgo. Se incluyen aquí, los riesgos operacionales; 2) Supervisión corriente por parte de las Superintendencias de Bancos; 3) La disciplina del mercado a través de más transparencia (Ibíd.).

Más recientemente, el Acuerdo de Basilea III dispuso una nueva regulación de capital y liquidez para las instituciones bancarias pero éstas, serán implementadas en forma gradual y progresiva entre el 2013 y 2019 (Norges Bank Stability, 2010: 29).

En México, los bancos y los grupos financieros tienen la obligación de presentar trimestralmente sus estados financieros y de resultados, el índice de capitalización y otros informes por riesgos diversos, a las entidades de supervisión y regulación, los cuales también están disponibles para el público en general.

COMPOSICIÓN DEL SISTEMA BANCARIO MEXICANO

Al cierre del segundo semestre del 2010 el sistema bancario mexicano estaba compuesto por cuarenta y cuatro entidades de banca múltiple, de las cuales veinte son de capital extranjero mayoritario, siete instituciones de banca de desarrollo que son entidades del Gobierno Federal y veinticuatro grupos financieros.

Tabla I.1. Composición del Sistema Bancario Mexicano

INTERMEDIARIOS FINANCIEROS	INSTITUCIONES DE BANCA MÚLTIPLE	GRUPOS FINANCIEROS	INSTITUCIONES DE BANCA DE DESARROLLO
INSTITUCIONES DE BANCA DE MÚLTIPLE	BBVA BANCOMER	BBVA BANCOMER SERVICIOS	BANCO NACIONAL DEL EJÉRCITO, FUERZA AÉREA Y LA ARMADA, S.N.C.
INSTITUCIONES DE BANCA DE DESARROLLO	BANAMEX	BANAMEX ACCIVAL	FINANCIERA RURAL
CASAS DE BOLSA	SANTANDER	SANTANDER SERFIN	BANCO NACIONAL DE COMERCIO EXTERIOR S.N.C
SOCIEDADES FINANCIERAS DE OBJETO LIMITADO	MERCANTIL DEL NORTE	MERCANTIL DEL NORTE	BANCO NACIONAL DE OBRAS Y SERVICIOS PÚBLICOS, S.N.C.
SOCIEDADES FINANCIERAS DE OBJETO MÚLTIPLE	HSBC	HSBC	BANCO DEL AHORRO NACIONAL Y SERVICIOS FINANCIEROS, S.N.C.
ENTIDADES DE AHORRO Y CRÉDITO POPULAR	INBURSA	MULTIVA	NACIONAL FINANCIERA, S.N.C.
SOCIEDADES DE INVERSIÓN	SCOTIABANK INVERTLAT	SCOTIABANK INVERLAT	SOCIEDAD HIPOTECARIA FEDERAL SN.C.
ADMINISTRADORAS DE FONDOS PARA EL RETIRO (AFORES)	ING BANK		
INSTITUCIONES DE SEGUROS	DEL BAJÍO	INBURSA	
INSTITUCIONES DE FIANZAS	IXE	INTERACCIONES	
ARRENDADORAS FINANCIERAS	AZTECA	AFIRME	
EMPRESAS DE FACTORAJE FINANCIERO	INTERACCIONES	IXE	
CASAS DE CAMBIO	AFIRME	MIFEL	
UNIONES DE CRÉDITO	BANREGIO	BANREGIO	
GRUPOS FINANCIEROS	J.P. MORGAN	J.P. MORGAN	
ALMACENES GENERALES DE DEPÓSITO	INVEX	GE CAPITAL	
	BANK OF AMERICA	ING BANK	
	MIFEL	BANK OF AMERICA	
	CREDIT SUISSE	CREDIT SUISSE	
	AMERICAN EXPRESS	MONEX	
	BANSI	BX+	
	MULTIVA	PRUDENCIAL	
	BARCLAYS BANK	UBS	
	VE POR MÁS	BARCLAYS	
	DEUTSCHE BANK		
	MONEX		
	BBVA BANCOMER SERVICIOS		
	COMPARTAMOS		
	AHORRO FAMSA		
	GE MONEY		
	THE ROYAL BANK OF		

	SCOTLAND		
	TOKYO-MITSUBISHI		
	UFJ		
	REGIONAL		
	BANCOPPEL		
	CONSULTORÍA INTERNACIONAL		
	AUTOFIN		
	PRUDENCIAL		
	UBS BANK		
	NEW YORK MELLON		
	FÁCIL		
	AMIGO		
	WAL-MART		
	VOLKSWAGEN		

Fuente: Elaborado con datos de la CNBV al 2010-2.

DESCRIPCIÓN DE LA INFORMACIÓN OBTENIDA. ANÁLISIS DE LA SITUACIÓN GENERAL DE LOS BANCOS INTERVENIDOS

Obtención de los Datos. Procedimos a la búsqueda y selección de información para construir una base de datos (BD) que se utilizó en la construcción del sistema de predicción de crisis bancaria (SPCB).

La obtención de información está sujeta a dificultades como: la búsqueda de fuentes de información en diversos sitios web de las entidades reguladoras y supervisoras del sistema bancario en México, así como de las instituciones de banca múltiple (IBM) la cual, resultó infructuosa. Finalmente se solicitó la información referida a la CNBV, entidad que proporcionó los estados financieros de los bancos correspondientes a los años 1991-4 a 2010-2. Los datos obtenidos tienen periodicidad trimestral. Se encontró que los balances y estados de resultados proporcionados por la CNBV tienen deficiencias, debido a que no incluyen información de los bancos intervenidos o en situación especial, durante el periodo de la intervención, por lo que surge la duda sobre si se cuenta con información suficiente para representar fenómenos de quiebras.

Correlaciones entre las Variables. En la reducción de la dimensionalidad del problema (disminuir el número de índices a incluirse en el modelo de predicción) sólo se utilizaron análisis de correlación entre las veintitrés variables seleccionadas originalmente. La matriz de correlaciones se muestra en la Tabla II.2a; se aprecia la existencia de coeficientes de

correlación⁵ altos (> 0.8) únicamente para tres índices. Se obtuvo la matriz de correlaciones una vez eliminados los valores atípicos y se pudo verificar que la estructura de las relaciones no cambió significativamente. Se incluyen las matrices de correlaciones obtenidas para el periodo 1991-95 y 1991-10 (Tablas II.3a y II.3b); estas coadyuvan a definir las variables que pueden excluirse de los modelos sin afectar los resultados.

Tabla II. 3a Matriz de correlaciones. 23 índices periodo 1991-2010

	ActFijo/Act	Ctos/CapC	Ctos/ActT	ActCirc/Act	ActCirc/Pa	Rvas/PasE	BNet/ActT	BNet/PasT	Disp/ActT	GanRet/Act	BNet/CapC	CartVencC	CartV/Col	Prov/ActV	BAjnd/C	OtrosA/C	CarCroBta	CarCroBta	BNet/CapS	GAI-I/Act	ACirc- Tes	BN-AsPrd	GAPFITO
ActFijo/ActTot	1	-0.059	0.031	-0.349	-0.362	-0.174	-0.364	-0.360	0.184	-0.345	0.042	0.118	0.288	-0.053	0.545	0.060	-0.086	-0.131	-0.170	-0.418	-0.417	-0.293	-0.054
Ctos/CapCont	-0.059	1	-0.031	-0.034	-0.069	-0.047	0.002	-0.012	-0.090	-0.024	-0.045	-0.009	0.032	-0.014	-0.039	0.104	-0.015	-0.030	-0.003	0.001	0.039	-0.011	0.004
Ctos/ActTot	0.031	-0.031	1	0.336	0.159	0.091	-0.211	-0.224	-0.195	-0.021	-0.025	0.018	-0.190	0.140	-0.073	-0.114	0.356	0.406	-0.189	-0.220	0.410	-0.271	-0.014
ActCirc/ActTot	-0.349	-0.034	0.336	1	0.674	0.179	0.172	0.127	0.156	0.306	-0.024	-0.111	-0.660	0.124	-0.237	-0.230	0.040	0.193	-0.043	0.206	0.677	-0.026	0.082
ActCirc/PasTot	-0.362	-0.069	0.159	0.674	1	0.572	0.370	0.450	0.224	0.691	-0.012	-0.050	-0.565	0.121	-0.054	-0.315	0.294	0.417	0.020	0.405	0.366	0.366	0.048
Rvas/PasEgble	-0.174	-0.047	0.091	0.179	0.572	1	0.154	0.182	0.054	0.326	0.001	-0.020	-0.129	0.044	-0.080	-0.103	0.340	0.405	-0.043	0.168	0.101	0.265	0.022
BNet/ActTot	-0.364	0.002	-0.211	0.172	0.370	0.154	1	0.910	0.062	0.327	-0.123	-0.027	-0.205	-0.006	-0.218	-0.029	0.092	0.117	0.535	0.971	0.091	0.686	0.049
BNet/PasTot	-0.360	-0.012	-0.224	0.127	0.450	0.182	0.910	1	0.128	0.349	-0.025	-0.034	-0.170	-0.009	-0.163	-0.094	0.114	0.103	0.517	0.896	0.006	0.841	0.046
Disp/ActTot	0.184	-0.090	-0.195	0.156	0.224	0.054	0.062	0.128	1	0.034	0.044	-0.066	-0.010	0.009	0.115	-0.171	-0.043	0.013	-0.019	0.075	-0.619	0.140	0.041
GanRet/ActTot	-0.345	-0.024	-0.021	0.306	0.691	0.326	0.349	0.034	0.034	1	-0.020	-0.068	-0.351	0.069	-0.092	-0.134	0.175	0.249	0.013	0.346	0.216	0.323	0.057
BNet/CapCble	0.042	-0.045	-0.025	-0.024	-0.012	0.001	-0.123	-0.025	0.044	-0.020	1	-0.032	-0.016	-0.011	-0.066	-0.439	-0.024	0.001	0.111	-0.095	-0.052	0.137	0.058
CartVenc/Dep	0.118	-0.009	0.018	-0.111	-0.050	-0.020	-0.027	-0.034	-0.066	-0.068	-0.032	1	0.005	-0.008	0.243	-0.057	0.294	0.246	-0.026	-0.050	-0.040	-0.057	0.013
CartVenc/ColocBtas	0.288	0.032	-0.190	-0.660	-0.565	-0.129	-0.205	-0.170	-0.010	-0.351	-0.016	0.005	1	-0.122	-0.012	0.350	-0.169	-0.346	-0.028	-0.247	-0.515	-0.099	0.002
Prov/ActVenc	-0.053	-0.014	0.140	0.124	0.121	0.044	-0.006	-0.009	0.009	0.069	-0.011	-0.008	-0.122	1	-0.039	-0.038	0.040	0.083	-0.029	-0.002	0.090	-0.019	0.005
BAjnd/ColocBtas	0.545	-0.039	-0.073	-0.237	-0.054	-0.080	-0.218	-0.163	0.115	-0.092	-0.066	0.243	-0.012	-0.039	1	-0.125	0.099	0.077	-0.199	-0.232	-0.275	-0.112	-0.144
OtrosAct/CapCble	0.060	0.104	-0.114	-0.230	-0.315	-0.103	-0.029	-0.094	-0.171	-0.134	-0.439	-0.057	0.350	-0.038	-0.125	1	-0.219	-0.262	-0.060	-0.061	-0.055	-0.113	0.019
CarCroBta/CapCble Tot	-0.086	-0.015	0.356	0.040	0.294	0.340	0.092	0.114	-0.043	0.175	-0.024	0.294	-0.169	0.040	0.099	-0.219	1	0.906	-0.026	0.097	0.064	0.170	0.028
CarCroNet/CapCble Tot	-0.131	-0.030	0.406	0.193	0.417	0.405	0.117	0.103	0.013	0.249	0.001	0.246	-0.346	0.083	0.077	-0.262	0.906	1	-0.014	0.141	0.142	0.152	0.034
BNet/CapSoc-Rvas Tot	-0.170	-0.003	-0.189	-0.043	0.020	-0.043	0.535	0.517	-0.019	0.013	0.111	-0.026	-0.028	-0.199	-0.060	-0.026	-0.014	1	0.547	-0.021	0.021	0.429	0.047
GantesInt-Imp/Act Tot	-0.418	0.001	-0.220	0.206	0.405	0.168	0.971	0.896	0.075	0.346	-0.095	-0.050	-0.247	-0.002	-0.232	-0.061	0.097	0.141	0.547	1	0.108	0.682	0.074
ActCirc-Tes/ActTot	-0.417	0.039	0.410	0.677	0.366	0.101	0.091	0.006	-0.619	0.216	-0.052	-0.040	-0.515	0.090	-0.275	-0.055	0.064	0.142	-0.021	0.108	1	-0.120	0.035
BNet-AmortyProv/PasEgble	-0.293	-0.011	-0.271	-0.026	0.366	0.265	0.686	0.841	0.140	0.323	0.137	-0.057	-0.099	-0.019	-0.112	-0.113	0.170	0.152	0.429	0.682	-0.120	1	0.043
GAPFITO/EntgrTOP	-0.054	0.004	-0.014	0.082	0.048	0.022	0.049	0.046	0.041	0.057	0.058	0.013	0.002	0.005	-0.144	0.019	0.028	0.034	0.047	0.074	0.035	0.043	1

Es importante señalar que en el análisis de los datos se manifestó una alta presencia de observaciones atípicas⁶ pudimos verificar que en ocasiones, los datos atípicos están

⁵ Las variables altamente correlacionadas son las siguientes: 1) beneficio neto / activo total y beneficio neto / pasivo total y ganancias antes de intereses y participación de los trabajadores en la utilidad (PTU)/ activo total (se decidió eliminar las dos últimas variables que estaría explicada por la primera. 2) cartera de crédito bruta/colocaciones totales y cartera de crédito neta/colocaciones totales (en este caso se decidió eliminar la variable enunciada en primer lugar.

⁶Las observaciones atípicas (outliers) son datos totalmente diferentes al resto de los valores del índice correspondiente, en la muestra de patrones que se procesa. Ello puede deberse a errores de medición o pueden representar características significativas en los datos. Identificar outliers y decidir qué hacer con ellos depende de la comprensión que se tenga de los datos y sus fuentes. Un método común para identificarlos es observar los valores que tengan una dispersión considerable (varias veces la desviación estándar) con respecto al valor

representados por bancos extranjeros con su casa matriz fuera de México⁷. Este tipo de bancos, al operar en México, y dada su disponibilidad de recursos monetarios procedentes del exterior, poco o nada requieren captar en México. Por esto sus captaciones nacionales son casi nulas, lo cual distorsiona algunos de los índices, como los relacionados con los depósitos recibidos del público ahorrista. Esto los coloca con valores poco comunes; sin embargo se trata de fenómenos reales que ocurren en el SBM, por lo cual en principio deben incluirse; la capacidad de tratar con este tipo de datos es precisamente una de las ventajas de las RNA. Sin embargo, tareas como la predicción se complican con la presencia de datos atípicos. A fin de eliminar los valores atípicos contenidos en la base de datos, se incluyó la opción de filtrarlos con un umbral correspondiente a un sesgo de tres veces la desviación estándar.

medio. En este caso, se procedió a construir histogramas de los veintitrés índices. En varios histogramas se bosqueja la aparición de valores que pudieran etiquetarse como outliers; en primera instancia, en los primeros modelos se incluyeron a los outliers, pero en una de las opciones, se consideró su recorte, eliminando todos aquellos cuyo valor tuviese una dispersión mayor a tres veces la desviación estándar. Así, en la base de datos (BD) se crearon tablas con observaciones atípicas y sin ellas, para mantener la posibilidad de obtener muestras de aprendizaje para ambos casos. La presencia de una sola observación atípica puede distorsionar arbitrariamente los coeficientes de correlación entre las variables. Por ejemplo, en datos originalmente no correlacionados, la introducción de un solo valor atípico puede crear una fuerte correlación. Si el dato atípico es inválido, esta correlación es falsa. Contrariamente, puede ocurrir que en datos fuertemente correlacionados, la presencia de una observación atípica es suficiente para destruir esas correlaciones.

⁷ Algunos ejemplo de esos bancos son: Bank Boston (1995-3), Soci t  Generale (1995-4), American Express (1997-2), ING Bank (1999-4), Dresdner Bank (2003-3), Bank One (2002-3), Deutsche Bank (2009-4) y Barclays Bank (2010-2).

Tabla II.3b Matriz de correlaciones. 9 índices, periodo 1991-95.

	ACirc/AT	ACirc-Tes/AT	ACirc/PT	BN+AyP/PE	Rvas/PE	BN/AT	BN/PT	BN/CC	GAdyPE/ITO
ACirc/AT	1.000	0.966	0.385	-0.293	0.037	-0.047	-0.014	-0.066	0.011
ACirc-Tes/AT	0.966	1.000	0.409	-0.217	0.026	0.003	0.026	-0.049	0.033
ACirc/PT	0.385	0.409	1.000	0.208	0.108	0.169	0.319	-0.027	-0.094
BN+AyP/PE	-0.293	-0.217	0.208	1.000	0.084	0.870	0.389	0.470	-0.316
Rvas/PE	0.037	0.026	0.108	0.084	1.000	0.120	-0.047	0.110	-0.208
BN/AT	-0.047	0.003	0.169	0.870	0.120	1.000	0.361	0.674	-0.463
BN/PT	-0.014	0.026	0.319	0.389	-0.047	0.361	1.000	0.138	-0.142
BN/CC	-0.066	-0.049	-0.027	0.470	0.110	0.674	0.138	1.000	-0.470
GAdyPE/ITO	0.011	0.033	-0.094	-0.316	-0.208	-0.463	-0.142	-0.470	1.000

INTERPRETACIÓN DE RESULTADOS PARA EL PERIODO 1991–2010

A continuación presentamos el análisis de las características específicas, correspondientes a las veintitrés variables seleccionadas para analizar a las entidades bancarias en todo el periodo de estudios (1991-2010).

1. **Activo Fijo/Activo Total (AF/AT).** La inversión en activos fijos inmoviliza una parte del capital que podría destinarse a inversiones más productivas. La inversión en infraestructura depende del tamaño relativo de la entidad, del número de sucursales, de los planes de expansión futuros, de la estrategia de negocios, etc. Se puede decir en líneas generales que los bancos en todo el periodo de estudio, poseen índices similares de activos inmovilizados, por lo que esta variable no permite establecer una diferencia entre los bancos en buena o mala situación económica y financiera.

2. **Créditos/Capital Contable (C/CC).** Los créditos son los activos que generan beneficios por lo que están considerados como los activos más productivos de un banco. “Mientras mayor sea la fracción de recursos del público que se orienten a los créditos en inversión, mayor será la utilidad o retorno de la entidad financiera. En general, entidades financieras con altos valores en la cartera de créditos, son caracterizadas como entidades sanas” (Morón, 2003).

En el SBM se observan dos grupos de entidades: Un grupo de bancos que se caracterizan por tener elevada cartera de crédito y que son a la vez bancos que se encontraban en buena situación económica y financiera. Otro grupo de entidades es el que se caracteriza por poseer índices negativos en la relación C/CC, como es el caso de los bancos intervenidos o en situación especial: Atlántico (1997), Promex (1999) y, Quadrum (2001).

3. **Créditos/Activo Total (C/AT).** Este índice tiene la misma explicación que el anterior. De manera que pueden distinguirse entidades con elevada cartera de créditos como por ejemplo: Interacciones (2007) que es el banco mejor posicionado, en cuanto a la calidad del activo. Como en el punto No. 2, los bancos intervenidos y con problemas son los que han tenido la menor proporción de créditos en el activo total. Banamex (1993-96) figura entre los bancos con la menor proporción de C/AT.

En el caso mexicano se puede corroborar que en algunas entidades se cumple la condición que los bancos que han tenido la mayor RF son aquellos que también han tenido una cartera de créditos elevada.

4. **Activo Circulante/Activo Total (AC/AT).** En el análisis de los datos disponibles se tiene que los bancos que poseen mayores índices de liquidez⁸, medidos por la relación AC/AT (superior al 96 por ciento), son bancos sanos entre los que se encuentran: Mifel (1997), Interacciones (1996), Bansi (2006), Afirme (1998), IXE (2002), Santander Mexicano (2002), Inbursa (1997), Banregio (2010), Invex (2006) y BBVA Bancomer (2008).

5. **Activo Circulante/Pasivo Total (AC/PT).** En el análisis de la información se observa que: Inbursa, Bansi, HSBC, Banregio, Invex, Mifel, Scotiabank Inverlat, Santander, Citibank, Del Bajío, Serfín, Interacciones, G.E. Capital, IXE, Mercantil del Norte, etc., son algunos de los bancos que en el periodo de estudio tuvieron la mayor liquidez esto es la capacidad de efectuar el pago de sus pasivos exigibles a corto plazo, con sus activos más líquidos.

⁸ Para incrementar el nivel de liquidez de los bancos durante la CF; y como una medida de apoyo a éstas, las autoridades financieras permitieron el diferimiento del pago de impuestos, la cual contribuyó a mejorar la liquidez (Romo, 2002).

6. **Reservas/Pasivo Exigible (R/PE).** Banregio (1998) es el único banco que posee un alto índice de R/PE (90.5 por ciento), aunque posteriormente se reducen esas reservas, no obstante, sigue siendo una de las entidades con mayores reservas. Le sigue HSBC (1998) 45.9 por ciento de R/PE. Existen bancos que no poseen reservas como Bilbao Vizcaya (1996-97), otros cuyas reservas son cercanas a cero como por ejemplo: IXE (1997-98) o son negativas como el caso de: Promex (1999) -25 por ciento y Bancomer (1997) -0.4 por ciento.

7. **Beneficio Neto/Activo Total (BN/AT).** En todo el periodo de estudio el rendimiento sobre los activos totales fueron bajos, con excepción de uno de los bancos intervenidos, Centro que en el 2001 obtuvo una tasa rentabilidad económica del 15.4 por ciento.

8. **Beneficio Neto/Pasivo Total (BN/PT).** Los bancos intervenidos son los que tuvieron las mayores pérdidas como lo muestra el caso de Quadrum (2001-3) cuyas pérdidas ascendieron al -35 por ciento. Pero en general, la rentabilidad RE de 1991 a 2010, en todos los bancos fue baja, a excepción de unos pocos bancos como Centro (2001-2), Inbursa (1997-3) y Citibank (1995-3), los cuales registraron una RE del 33.8 por ciento, 13 por ciento y 8.4 por ciento respectivamente.

9. **Disponibilidades/Activo Total (D/AT).** Esta variable es una de las que explican la solvencia de un banco y que de acuerdo con Morón (2003) “una característica de las entidades financieras sanas es tener alta disponibilidad; de esta forma pueden enfrentar eventuales sucesos que pueden inducir a una crisis”. Pero la liquidez alta también genera elevados costos financieros para los bancos. Así, la liquidez es una variable importante que en el caso mexicano influye en la evolución del sistema bancario. Por lo tanto, se infiere

que los bancos más sólidos son aquellos que poseen alto índice de disponibilidades en el activo total y, como ejemplo se tiene a Bank Boston (1998) que es el banco con el mayor índice de liquidez 51 por ciento. Le siguen Afirme (2005) con 43.8 por ciento, Del Bajío (2002) 39.4 por ciento, Bital (2001) 39 por ciento Mifel (2006) 36 por ciento, Invex (2001) 27.3 por ciento. A partir de 1994 y hasta 1996 se observan los problemas de iliquidez más severos en los bancos intervenidos, quebrados o en situación especial pero la elevada liquidez les habría generado elevados costos financieros. La crisis de liquidez afecta la solvencia de los bancos y para resolver este problema generalmente los bancos implementan campañas agresivas de captaciones de depósitos con el incentivo de pagar mayores tasas de interés a los ahorristas, con lo cual se incrementan los gastos financieros y las ganancias disminuyen. Cuando ese incremento en las tasas de interés pasivas va acompañado de una reducción de las tasas de interés activas, se tiene como resultado un margen de intermediación negativo.

10. **Ganancias Retenidas/Activo Total (GR/AT).** Este índice es una medida de la RE acumulada de varios ejercicios. Las GR tienden a ser bajas en todo el periodo de estudio. Los resultados acumulados de las unidades intervenidas reflejan las pérdidas que han tenido en diversos ejercicios, entre las que se encuentran: Promex (1999) -26 por ciento, Quadrum (2001) -11 por ciento, Atlántico (1998) -9.8 por ciento, y Bancrecer (1997) -1 por ciento. Sin embargo, no sólo las entidades en situación especial reportaron pérdidas acumuladas como se puede observar en los siguientes casos: G.E. Money (2009) -29 por ciento, G.E. Capital (2005) -12, Bank Boston (1998) -7 por ciento, etc.

11. **Beneficio Neto/Capital Contable (BN/CC).** Históricamente los bancos más rentables son los intervenidos como: Atlántico (1997) 353 por ciento, Quadrum (2001) de

141 por ciento y Bancrecer (1993) 23 por ciento. Los bancos más solventes son aquellos que poseen buena situación financiera⁹; y los que registraron pérdidas financieras muy altas son: Mexicano (1996) -167 por ciento Promex (1998) -99 por ciento, Quadrum (1999) -34.5, y otros. Como en el caso del índice de disponibilidades no sólo los bancos con problemas reportaron pérdidas, como lo muestran los siguientes ejemplos: Interacciones (1998) -23 por ciento, Serfín (1997) -22.7 por ciento, G.E. Money (2007) -17.6 por ciento.

12. **Cartera de Crédito Vencida/Captaciones (CV/C).** Una tasa de morosidad baja indica una buena estrategia de colocación de créditos y una buena administración de créditos y cobranzas. En el caso del SBM se observan que los problemas más severos de cartera vencida se registraron principalmente en los bancos intervenidos.

Adicionalmente, se observa otro grupo de bancos con tasa de morosidad casi nula, integrado por los siguientes bancos: Citibank (1995), J.P. Morgan (1995), Serfín (2001), Mercantil del Norte (2005), Inbursa (1995), Banregio (1995), Banamex (1992) y BBVA Bancomer (2006).

13. **Cartera de Crédito Vencida/Colocaciones Brutas (CV/CB).** La CV/CB se mantuvo elevada con relación al promedio del sistema en instituciones como Promex (1999) 36.3 por ciento, Bital (1999) 16 por ciento, Atlántico (1998) 17.5 por ciento, Bancrecer (1997) 16 por ciento, Mexicano (1995) 13 por ciento, estos bancos son los que registraron el mayor índice de morosidad. También con problemas de morosidad alta están los bancos más solventes como: Banamex (1997) 18 por ciento. Bancomer (1997) 14 por ciento, Mercantil del Norte (1997) 11 por ciento, etc.

⁹ Citibank (1995) 50 por ciento, J.P. Morgan (1995) 41 por ciento, Serfín (2001) 35 por ciento, Mercantil del Norte (2005) 32.6 por ciento, Inbursa (1995) 30 por ciento, Banregio (1995) 28 por ciento, Banamex (1992) 27.4 por ciento, BBVA Bancomer (2006) 25.6 por ciento, Scotiabank Inverlat (2005) 23 por ciento. Interacciones (2009 y 2010) tuvo una RF del 23 por ciento y 10 por ciento respectivamente.

Entre las características que presentan los bancos quebrados se encuentran que el incremento de la cartera vencida obliga a la constitución de mayores provisiones, las cuales disminuyen los beneficios netos. Entonces antes de que se produzca la quiebra de un banco insolvente las pérdidas acumuladas en varios ejercicios se incrementan en forma constante. El análisis de los datos disponibles evidencia que los bancos sanos se caracterizan por tener una tasa de morosidad baja o moderada.

14. **Provisiones/Cartera Vencida (P/CV).** La razón P/CV indica en qué proporción los bancos poseen reservas para absorber las pérdidas resultantes de la cartera vencida. Cuanto mayor es el resultado de este cociente, son mayores las reservas para cubrir las pérdidas por créditos incobrables. Entre los años 1994 y 1995 se acentuó el problema del incremento de la cartera vencida en el SBM, con el agravante que el nivel de provisiones era bajo para absorber pérdidas crecientes por los créditos incobrables. Los bancos intervenidos, quebrados o en situación especial figuran dentro del grupo de bancos con bajo nivel de provisiones.

15. **Bienes Adjudicados/Colocaciones Brutas (BA/CB).** Es conveniente que los bancos posean la menor proporción de BA/CB porque esto significa una buena colocación de créditos. La situación contraria afecta la solvencia de los bancos como sucedió con los intervenidos y en situación especial, como el caso de Quadrum (1996) que es el banco con el mayor porcentaje de BA/CB (15 por ciento). Es deseable que los bancos mantengan entre sus activos la más baja cartera de BA o recibidos en dación de pagos de los créditos, debido a que esos activos inmovilizan el capital que puede destinarse a la inversión en activos más productivos.

16. **Otros Activos/Capital Contable (OA/CC).** Los bancos que han tenido problemas financieros y económicos severos son aquellos que registraron un porcentaje elevado de OA/CC. Entre estos se encuentran: Promex (1998) 1,059 por ciento, Bital (1998) 52 por ciento, Industrial (1997) 45.7 por ciento, Bancrecer (1993) 45.5 por ciento, Atlántico (1996) 41.5 por ciento, Mexicano (1996) 32.6 por ciento, Confía (1996) 26 por ciento. Aunque estos bancos invirtieron gran parte de sus recursos en activos que no generan rentabilidad; posteriormente lograron reducir drásticamente sus inversiones en ese rubro, hasta alcanzar valores cercanos a cero o incluso a cifras negativas. Sin embargo, no sólo los bancos en esa situación registraron inversiones altas en OA, ya que los bancos solventes también han destinado un alto porcentaje de sus recursos propios a inversiones en OA como el caso de los siguientes bancos: Azteca (2009) 87.5 por ciento, Serfín (1998) 40.6 por ciento, G.E. Capital (2005) 33.5 por ciento, Mercantil del Norte (1997) 32 por ciento, BBVA Bancomer Servicios (1998) 31 por ciento, Santander Mexicano (1997) 25 por ciento. En contrapartida, también se encuentran casos de bancos que poseen inversiones bajas o casi nulas en OA como por ejemplo: Interacciones (1999), Inbursa (1995), Invex (2002), Bansi (2006), Mifel (1999), Banregio (1998) e IXE (2003).

17. **Cartera de Crédito Vigente Bruta/Captaciones Totales (CCB/CT).** En el análisis de los datos disponibles se encuentran casos de bancos que colocaron la totalidad de sus captaciones, sumados a sus propios recursos y los provenientes de otras fuentes de financiamiento como lo muestran los siguientes ejemplos: Mónex (2010) 300 por ciento, Bank Boston (1998) 250 por ciento, Banregio (1998) 234 por ciento, Del Bajío (1996) 232 por ciento, HSBC (1998) 180 por ciento, Inbursa (2002) 170 por ciento, Bansi (2008) 160 por ciento, J.P. Morgan (1995) 135 por ciento, IXE (2002) 138 por ciento, G. E. Money

(2007) 133 por ciento, Citibank (1996) 130 por ciento, etc. Los bancos en situación especial también figuran entre los que poseen una elevada CCB/CT. Por otro lado, se encuentran los bancos que reportaron haber invertido una parte importante de sus recursos, en promedio el 50 por ciento de sus activos productivos, son los siguientes: Interacciones (1999) 43 por ciento, Citibank (1999) 49 por ciento, Banco Azteca (2007) 50.7 por ciento, Mifel (2006) 52 por ciento, Serfín (2002) 56 por ciento, Invex (2006) 56 por ciento, Afirme (2005) 57 por ciento, entre otros.

18. **Cartera de Crédito Neta/Captaciones Totales (CCN/CT).** La misma situación descrita para los bancos mencionados en el punto anterior se observa en la relación CCN/CT con la diferencia que en este caso se restan los créditos vencidos de la cartera de crédito bruta y se obtiene la cartera de crédito neta.

19. **Beneficio Neto/Capital Pagado + Reservas de Capital (BN/CP+R).** Esta relación es similar a la descrita en el punto 11, sólo que en este caso se adicionan las reservas. Cuanto mayor es el resultado de este cociente mejor es la situación del banco. Sobre esta base se tiene un grupo de bancos que en todo el periodo de estudio han tenido la mayor RF, por lo tanto son los bancos más solventes y mejor posicionados en el SBM. El grupo de bancos con problemas o en situación especial está integrado por: Confía (1991) 138.7 por ciento, Mexicano (1993) 103 por ciento, Bancrecer (1993) 65.6 por ciento, Centro (2001) 48 por ciento, y Promex (1993) 42.3 por ciento que son los bancos con alta RF pero también son los que han tenido las mayores pérdidas financieras como el caso de Promex cuyas pérdidas ascendieron al -26.8 por ciento, - 60.8 por ciento, - 44.5 por ciento, -15.5 por ciento y -20.3 por ciento en los años 1995 y 1998.

Una vez concluido el proceso de intervenciones, fusiones, ventas y por último las quiebras de algunas de las entidades; nuevamente a partir de 2006-1 se presentan problemas de falta de RF y pérdidas netas en diversos ejercicios en varias entidades bancarias. Se manifiestan entonces algunos problemas en bancos con resultados netos negativos. Con lo cual, podría inferirse que existe cierto grado de fragilidad financiera en algunos bancos del SBM pero, atendiendo a que son bancos de menor tamaño relativo, su efecto a nivel agregado en la economía es relativamente bajo y no afecta la solvencia del SBM.

20. **Ganancias Antes de Impuestos y Participación de los Trabajadores en las Utilidades/Activo Total (AIyPTU/AT).** Entre los bancos intervenidos fue Centro (2001) el que tuvo la mayor RE (14 por ciento). En el comportamiento del SBM, se observa que en el 2009 y el 2010 las ganancias de todos los bancos fueron bajas o casi nulas.

21. **Activo Circulante – Tesorería/Activo Total (AC-T/AT).** Los bancos con activos más líquidos, medidos por la relación AC-T/AT son los siguientes: Inbursa (1997-2) 90 por ciento, Citibank (1998-1) 89 por ciento, IXE (2009-1) 89 por ciento y Mercantil del Norte (2008-4) 85 por ciento.

22. **Beneficio Neto + Amortizaciones y Provisiones/Pasivo Exigible (BN+AyP/PE).** En el comportamiento histórico del SBM se encuentra que de la misma forma que en el índice 20, Centro (2001-2) resultó ser el banco que obtuvo la mayor RF (36.7 por ciento). Los bancos con rendimientos superiores al 20 por ciento del pasivo exigible son: G.E. Capital (2006-4) 22.6 por ciento y G.E. Money (2007-3) 21 por ciento y Citibank (1995-3) 21 por ciento. Las pérdidas máximas son del orden del -15.4 por ciento y se registraron en los siguientes bancos: Quadrum (2001-3) y Promex (1999-4) -7 por ciento.

23. **Gastos de Administración y Promoción/Ingresos Totales de Operación (GayP/ITO).** En 2009 y 2010 Mifel fue el banco que tuvo el mayor costo administrativo (CA): 358 por ciento y 221 por ciento respectivamente; mientras en 2004-1 su CA fue extraordinariamente alto (2239 por ciento). Los bancos en situación especial también tuvieron CA muy elevados. Inbursa es el banco que registra los costos administrativos más bajos de todo el SBM en 2009 y 2010 (33.7 por ciento y 41.6 por ciento).

Composición del sistema bancario mexicano y evolución histórica del sistema bancario mexicano. Datos obtenidos de la Secretaría de Hacienda y Crédito Público (SHCP)

Nº.	Razón social	Nombre corto	Status	Fecha de actualización
1	Banco Nacional de México, S.A., Integrante del Grupo Financiero Banamex	BANAMEX	En operación	06/06/2005
2	Banca Serfin, S.A., Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero Santander Sefin	SERFIN	Fusionada	06/06/2005
3	Banco del Atlántico, S.A., Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero GBM Atlántico	ATLÁNTICO	Revocada	29/04/2005
4	Citibank México, S.A., Grupo Financiero Citibank, S.A. de C.V.	CITIBANK	Fusionada	12/03/2002
5	Banco Unión, S.A., Institución de Banca Múltiple.	UNIÓN	Revocada	05/10/2001
6	Confía, S.A., Institución de Banca Múltiple.	CONFÍA	Fusionada	05/10/2001
7	BBVA Bancomer S.A., Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero BBVA Bancomer	BBVA BANCOMER	En Operación	26/01/2001
8	Banco Industrial, S.A., Institución de Banca Múltiple.	INDUSTRIAL	Revocada	27/08/2002
9	Banco Santander (México), S.A., Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero Santander	SANTANDER	En operación	04/07/2008
10	Banco Interestatal S.A., Institución de Banca Múltiple.	INTERBANCO	Revocada	05/10/2001
11	BBVA Bancomer Servicios, S.A., Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero BBVA Bancomer	BBVA SERVICIOS	En operación	19/05/2003
12	HSBC, México, S.A., Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero HSBC.	HSBC	En operación	18/10/2004
13	GE Money Bank S.A., Institución de Banca Múltiple, GE Capital Grupo Financiero	GE MONEY	En operación	21/05/2007
14	Banco del Sureste, S.A., Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero del Sureste.	SURESTE	Revocada	03/12/2002
15	Banco Capital, S.A., Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero Capital	CAPITAL	Revocada	05/10/2001
16	Banco del Bajío, S.A., Institución de Banca Múltiple.	BAJÍO	En operación	17/04/2000
17	Ixe Banco, S.A., Institución de Banca Múltiple, Ixe Grupo Financiero	IXE	En operación	06/06/2005
18	Banco Inbursa, S.A., Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero Inbursa	INBURSA	En operación	17/04/2000
19	Banco Interacciones, S.A., Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero Interacciones	INTERACCIONES	En operación	17/04/2000
20	Banca Mifel, S.A., Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero Mifel	MIFEL	En operación	17/04/2000
21	Scotiabank Invertlat, S.A., Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero Scotiabank Invertlat	SCOTIABANK INVERLAT	En operación	06/06/2005
22	Banco Promotor del Norte, S.A., Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero Pronorte	PRONORTE	Revocada	05/10/2001
23	Banca Quadrum, S.A., Institución de Banca Múltiple	QUADRUM	Revocada	06/03/2002
24	Banco Regional de Monterrey, S.A., Institución de Banca Múltiple	BANREGIO	En operación	17/04/2000
25	Banco Invex, S.A., Institución de Banca Múltiple, Invex Grupo Financiero	INVEX	En operación	17/04/2000
26	Bansi, S.A., Institución de Banca Múltiple	BANSI	En operación	17/04/2000
27	Banca Afirme, S.A., Institución de Banca Múltiple, Afirme Grupo Financiero	AFIRME	En operación	17/04/2000
28	Banco Anáhuac, S.A., Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero Anáhuac	ANÁHUAC	Revocada	06/08/2002
29	Banca Promex, S.A., Institución de Banca Múltiple	PROMEX	Fusionada	05/10/2001
30	Banpaís, S.A., Institución de Banca Múltiple	BANPAÍS	Fusionada	05/10/2001

Nº.	Razón social	Nombre corto	Status	Fecha de actualización
31	Banco Mercantil del Norte, S.A., Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero Banorte	BANORTE	En operación	27/05/2003
32	Banco de Oriente, S.A., Institución de Banca Múltiple	ORIENTE	Revocada	05/10/2001
33	Banco del Centro, S.A., Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero Banorte	BANCEN	Fusionada	06/02/2007
34	Banca Cremi, S.A., Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero Cremi	CREMI	Revocada	05/10/2001
35	The Royal Bank of Scotland México, S.A., Institución de Banca Múltiple	ABNAMRO	En operación	14/08/2008
36	American Express Bank (México) S.A., Institución de Banca Múltiple	AMERICAN EXPRESS	En operación	17/04/2000
37	Banco Santander de Negocios México, S.A., Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero Santander, México, S.A. de C.V.	SANTANDER	Fusionada	17/04/2000
38	Bank of America México, S.A., Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero Bank of America	BAMSA	En operación	03/05/2005
39	BankBoston, S.A., Institución de Banca Múltiple	BOSTON	Fusionada	03/05/2005
40	Bank of Tokyo-Mitsubishi UFJ (México), S.A., Institución de Banca Múltiple Filial	TOKYO	En operación	16/03/2007
41	BNP (México), S.A., Institución de Banca Múltiple	BNP	Revocada	12/03/2002
42	Banco JP Morgan, S.A., Institución de Banca Múltiple, JP Morgan Grupo Financiero (CHASE)	JP MORGAN	En operación	16/03/2007
43	Banco Monex, S.A., Institución de Banca Múltiple, Monex Grupo Financiero	MONEX	En operación	16/03/2007
44	Banco Ve por Más, S.A., Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero Ve por Más	VE POR MÁS	En operación	16/03/2007
45	Bank One (México), S.A., Institución de Banca Múltiple	BANK ONE	Fusionada	03/05/2005
46	Fuji Bank (México), S.A., Institución de Banca Múltiple	FUJI	Revocada	17/04/2000
47	ING Bank (México), S.A., Institución de Banca Múltiple, ING Grupo Financiero	ING	En operación	03/05/2005
48	Banco J.P. Morgan, S.A., Institución de Banca Múltiple, J.P. Morgan Grupo Financiero	JP MORGAN	Fusionada	11/03/2002
49	Nationsbank de México, S.A., Institución de Banca Múltiple	NATIONSBANK	Fusionada	17/04/2000
50	HSBC Bank México, S.A., Institución de Banca Múltiple	REPUBLIC NY	Fusionada	18/10/2004
51	Société Générale México, S.A., Institución de Banca Múltiple,	SOCIÉTÉ	Revocada	06/02/2001
52	Deutsche Bank México, S.A., Institución de Banca Múltiple	DEUTSCHE	En operación	19/05/2003
53	Banco Credit Suisse (México), S.A., Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero Credit Suisse (México)	Credit Suisse First Boston	En operación	16/03/2007
54	Banco Azteca, S.A., Institución de Banca Múltiple	AZTECA	En operación	13/10/2004
55	Banco Autofin México, S.A., Institución de Banca Múltiple	AUTOFIN	En operación	27/06/2007
56	Barclays Bank México, S.A., Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero Barclays México	BARCLAYS	En operación	27/06/2007
57	Banco Compartamos, S.A., Institución de Banca Múltiple	COMPARTAMOS	En operación	27/06/2007
58	Banco Ahorro Famsa, S.A., Institución de Banca Múltiple		En operación	27/06/2007
59	Banco Multiva, S.A., Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero Multiva		En operación	04/07/2008

Nº.	Razón social	Nombre corto	Status	Fecha de actualización
60	Prudential Bank, S.A., Institución de Banca Múltiple, Prudential Grupo Financiero	PRUDENTIAL	En operación	03/07/2007
61	Banco Wal-Mart de México Adelante, S.A., Institución de Banca Múltiple	WAL-MART	En operación	20/11/2007
62	Banco Regional, S.A., Institución de Banca Múltiple Grupo Financiero Banregio		En operación	27/06/2007
63	BancoCoppel, S.A., Institución de Banca Múltiple		En operación	27/06/2007
64	Banco Amigo, S.A., Institución de Banca Múltiple		En operación	21/05/2007
65	UBS Bank México, S.A., Institución de Banca Múltiple UBS Grupo Financiero		En operación	21/05/2007
66	Banco Fácil, S.A., Institución de Banca Múltiple	BANCO FACIL	En operación	03/07/2007
67	Volkswagen Bank, S.A., Institución de Banca Múltiple		En operación	11/07/2008
68	Banco Deuno, S.A., Institución de Banca Múltiple, Ixe Grupo Financiero		Fusionada	12/03/2009
69	Consultoría Internacional Banco, S.A., Institución de Banca Múltiple		En operación	11/07/2008
70	The Bank ok New York Mellon, S.A., Institución de Banca Múltiple		En operación	25/08/2008
71	Bancrecer, S.A., Institución de Banca Múltiple Grupo Financiero Bancrecer	BANORTE	Fusionada	27/05/2003
72	Banco Obrero, S.A., Institución de Banca Múltiple	OBRERO	Revocada	05/10/2001

Fuente: Elaborado con datos de SHCP

ANÁLISIS DE LA SITUACIÓN GENERAL DE LOS BANCOS INTERVENIDOS O EN SITUACIÓN ESPECIAL

Considerando que sólo contamos con los estados contables de algunos de los bancos intervenidos, fusionados, vendidos o quebrados, entre los que se encuentran los bancos enumerados del 1 al 12; en esta sección se analizan únicamente algunas de las características microeconómicas de esos bancos, las cuales se describen en los siguientes párrafos:

1. **BANORO.** De este banco sólo existen datos de 1991-4 a 1996-4, periodo durante el cual se evidencian los siguientes problemas: 1) Baja RE y pérdidas en varios trimestres; en consecuencia no tuvo ganancias acumuladas. 2) Sus problemas de cartera vencida no fueron severos (tasa de morosidad promedio del 8.38 por ciento con respecto a las captaciones brutas, en todo el periodo). 3) Iliquidez. 4) Inversiones altas en otros activos en todo el periodo de su funcionamiento. El comportamiento histórico de Banoro muestra que tuvo una RF máxima del 30 por ciento del capital contable en 1994-2, en 1995-3 su RF se reduce al 0.78 por ciento, y en 1994-4 tiene pérdidas equivalentes al -2.6 por ciento del capital contable.
2. **ATLÁNTICO.** Banco del Atlántico fue adquirido por Bital el 5 de enero de 1998, por el cual fue sustituido y ya como Bital fue adquirido por HSBC. Del Banco del Atlántico existen registros contables de 1991-4 a 1999-4, periodo durante el cual se observa que el banco se encontraba en las siguientes condiciones: 1) En los 28 trimestres de los cuales existen datos contables, el Banco del Atlántico mantuvo una cartera de crédito promedio equivalente al 69.79 por ciento del activo total. 2) Elevados índices de activos

circulantes en todos los trimestres de su operación. 3) Problemas de elevada cartera vencida. 4) Baja liquidez, con excepción del año 1999 cuando registró disponibilidades equivalentes al 10 por ciento de su activo total. 5) Elevadas inversiones en otros activos que alcanzan hasta del 51 por ciento del capital contable. 6) No logró obtener RE ni RF y; en consecuencia no acumuló ganancias en varios ejercicios económicos. Sólo obtuvo RF elevada en cuatro trimestres: 1993-4 y 1995-1, 1995-4 y 1999-2 (17 por ciento, 16 por ciento, 14 por ciento y 20 por ciento, respectivamente). No obstante, esos resultados positivos, terminó su gestión con pérdidas equivalentes al -8 por ciento de su capital contable.

3. **BANCRECER.** El banco fue adquirido por el Grupo Financiero Banorte el 2 de enero de 2002. Sus registros contables se extienden de 1991-4 a 1997-3, durante ese periodo se presentaron las siguientes situaciones: 1) Mantuvo una cartera de crédito promedio del 62.4 por ciento del activo total pero luego se redujo al 28.62 por ciento. 2) Tuvo problemas por su cartera vencida elevada. 4) Sus costos administrativos fueron muy elevados en varios ejercicios. 5) En general su índice de liquidez fue bajo, aunque mantuvo siempre altos índices de activos circulantes. 6) No obtuvo RE y por lo tanto no logró acumular ganancias de varios periodos. 7) Obtuvo RF durante tres años consecutivos, de 1993 a 1996 y es una de las pocas entidades que durante el periodo de la CF, tuvo RF alta (30.8 por ciento). Sin embargo, esa RF alta fue decreciendo paulatinamente en los años siguientes, las cuales afectaron su solvencia. 8) Adicionalmente tuvo otro problema importante que consiste en las inversiones altas en otros activos que mantuvo durante todo el periodo de su operación, cuyo nivel máximo fue del 45,5 por ciento del capital contable en 1996-1.

4. **BITAL.** De Bital existen registros contables de 1997-1 a 2002-4. En esos años destacan los siguientes aspectos: 1) En todo el período su cartera de crédito ha sido de baja a moderada. 2) No poseía RE ni RF y en consecuencia tampoco ganancias acumuladas. 3) Su liquidez siempre fue alta pero fue particularmente elevada en 2002-2, cuando representó el 41.5 por ciento de su activo total. Se trata de un caso atípico de alta liquidez entre los bancos que han tenido problemas de solvencia. En el caso de Bital, su alta liquidez en todos los años en los que se tienen registros, le habría generado mayores costos financieros por mantener el dinero en efectivo depositado en la tesorería del banco. Son activos que al no estar invertidos en activos productivos, no generan beneficios. No obstante, constituyen un fondo de reserva o margen de seguridad para atender eventuales retiros masivos de depósitos bancarios. Posiblemente la alta liquidez de Bital sea una de las razones por las cuales este banco no quebró, sino que fue vendido a HSBC Bank. 4) Lo anterior está relacionado con el hecho de que mantuvo una baja cartera de créditos, ya que un alto porcentaje de sus recursos se mantuvieron en efectivo, como ya se dijo. 5) Su tasa de morosidad promedio fue del 11 por ciento y, esto no habría representado un gran problema para el banco. 6) El último problema que afectó la situación económica y financiera de Bital es que sus inversiones en otros activos fueron muy altas, por ejemplo en el periodo 2002-4, invirtió en ese rubro el 41.5 por ciento de su capital contable.
5. **CENTRO.** De este banco existen registros contables correspondientes a los años 1997 a 2006. El análisis de sus estados contables evidencian dos problemas importantes: 1) Sus inversiones en la cartera de crédito fueron inestables, en los primeros dos años aparece con una elevada cartera de créditos y luego se reduce al 27 por ciento del

activo total. 2) Sus inversiones en otros activos fueron muy elevadas, principalmente en 1997 y 1998.

Centro presenta indicadores muy favorables. Esos indicadores positivos están relacionados con la rentabilidad y la liquidez: 1) En 2001-02 su RE fue alta, algo fuera de lo común en el comportamiento de la entidades intervenidas. También su RF fue alta y por lo tanto, logró acumular ganancias de ejercicios anteriores (2002-2 y 2006. 2) Su liquidez fue alta de 1998-06. La RE alta, la liquidez alta y las ganancias retenidas, representan un caso atípico que no se observan en los otros bancos intervenidos. 3) Su tasa de morosidad fue baja (1997-99) posteriormente, su cartera vencida se incrementó al 10 por ciento (2001- 2005) de las colocaciones brutas, pero se redujo en promedio al 2.5 por ciento en 2006-2, el último trimestre del que se tienen datos. Aunque este banco presentaba aspectos favorables parecería que los problemas se intensificaron y que la situación de insolvencia no pudo revertirse.

6. **INDUSTRIAL.** Al Banco Industrial la SHCP le revocó el permiso para operar como banco el 26 de agosto de 2002. Del Banco Industrial existen registros contables de 1991-4 a 1997-3. Los problemas que se pueden observar en esos años son los siguientes: 1) En los primeros dos años, el banco no registra en sus estados contables operaciones de créditos, recién en 1999-3 aparece con una cartera de crédito equivalente al 19.8 por ciento de su activo total. El crecimiento de la cartera activa en 71 puntos porcentuales, se produjo en las peores circunstancias económicas de la CF de 1994-95; y esto habría sido un error estratégico de la dirección del banco. 2) Tuvo pérdidas económicas y financieras, por lo tanto no acumuló ganancias. 3) Siempre tuvo problemas de liquidez. 5) Su cartera vencida fue de aproximadamente el 10 por ciento y

11 por ciento de las colocaciones brutas, y esto no habría sido un problema importante.

4) Sus inversiones en otros activos fueron altas tanto que 1997 alcanzó el 50 por ciento de su capital contable.

7. **PROMEX.** Promex fue adquirido por Grupo Financiero Bancomer en septiembre de 1995. Sus estados contables corresponden a los años 1991-4 a 1999-4. Los problemas encontrados a partir del análisis de los estados contables de los 28 trimestres de operación son los siguientes: 1) En los ocho años de su existencia su cartera de crédito promedio fue tan sólo del 59.6 por ciento de su activo total. 2) No obtuvo RE ganancias retenidas, en los años que se tienen datos (1991-94), solo tuvo RF en los primeros tres años, de los que se tienen datos, en los demás ejercicios su RF fue casi nula, y en 1998 tuvo pérdidas equivalentes a aproximadamente el -10 por ciento del capital contable. Sin embargo, logró revertir ese resultado negativo y en 1999 su RF se incrementó al 15 por ciento del capital contable. 3) En 1995 tuvo problemas por su elevada cartera vencida, y de 1997-99 se acentuó más este problema ya que su tasa de morosidad se incrementó hasta el 36.4 por ciento y se convirtió en un problema tan severo que afectó inevitablemente su solvencia. 4) Sus inversiones en otros activos fueron inusualmente elevadas 106 por ciento (1998-3) de su capital contable, y constituye uno de sus mayores problemas. Podría concluirse entonces diciendo que en el caso de Promex se conjuntaron varios problemas de difícil solución, los cuales no fueron resueltos por la dirección del banco. No obstante la mala situación económica y financiera de Promex, BBVA Bancomer adquirió el control accionario del banco. Promex obtuvo RF en los años 1991-94, antes del inicio de la CF. Algo semejante sucedió en el caso de

Quadrum, y no obstante, que obtuvo RF en algunos trimestres posteriores al inicio de la CF, de todas maneras terminó como un banco insolvente.

8. **QUADRUM.** A Quadrum la SHCP le revocó el permiso para operar como banco el 4 de marzo de 2002. De Quadrum se cuentan con registros contables de 1991-4 a 2001-3, y se observan algunos problemas como: 1) Su cartera de crédito fue muy baja de 1993-96 [sólo en 1995 los créditos vigentes se incrementaron hasta el 80 por ciento del activo total]; esa expansión del crédito se dio precisamente, cuando los problemas más severos de la CF afectaron la solvencia de muchas entidades del SBM. 2) No obtuvo RE ni RF (con excepción de 1995 cuando tuvo RF alta); en los demás años tuvo pérdidas, por lo tanto no logró acumular ganancias en varios ejercicios económicos. 3) Los problemas de liquidez que tuvo afectaron su solvencia. 4) No se evidencian problemas de tasa de morosidad alta. Entre 1999 y 2001 su cartera vencida orilló el 8 por ciento de las colocaciones brutas, por lo tanto, la morosidad no habría sido la causa principal de la mala situación económica y financiera del banco. Como en otros casos se conjugaron varios problemas que hicieron inviable la continuidad de Quadrum en el SBM.
9. **CONFIA.** Confía pasó a ser propiedad de Citibank y posteriormente, a ser parte de Banamex. De Confía sólo se tienen registros contables de 5 años, de 1991 a 1996. Este banco presentó los siguientes problemas: 1) Falta de RE y RF, tuvo pérdidas en 7 trimestres consecutivos, razón por la cual no tuvo ganancias acumuladas. 2) Pero el principal problema de Confía fueron sus inversiones muy elevadas en otros activos. 3) Sus gastos administrativos también fueron extraordinariamente altos en 1996. 4) Su índice de liquidez fue bajo.

10. **SERFIN.** El Banco Serfín fue adjudicado al Grupo Financiero Santander Mexicano S.A. de C.V. el 23 de mayo del 2000. De Serfín se tienen datos contables de los años 1991-4 a 1998-1; durante los ocho años que cubren esos registros pueden observarse los siguientes problemas: 1) Su cartera de crédito de 2001 a 2005 fue del orden del 50 por ciento de su activo total. 2) Su RE fue casi nula y tuvo pérdidas consecutivas en varios años (1996-97, 1999-4 y 1999). 3) No logró acumular ganancias. 4) No tuvo grandes problemas con su cartera vencida. Su tasa de morosidad promedio fue del 5.5 por ciento. 5) Sus inversiones en otros activos fueron elevadas (entre 1991-4 y 1999-1 ya que invirtió en ese rubro, el equivalente del 50 por ciento de su capital contable). Las variables que tuvieron un comportamiento positivo fueron las siguientes: 1) Liquidez alta entre 1998-3 y 2005-3. 2) Rentabilidad alta en varios ejercicios (1991-4, 1994-3 a 1998-3, 2001 y 2004-1), pero en los demás años, ésta osciló entre media y baja.

11. **SANTANDER.** Del banco Santander tenemos registros contables a partir de 1995 y hasta el 2010-2; en todos esos años se evidencian los siguientes problemas: 1) La cartera de crédito fue baja, varió del 34 por ciento al 41 por ciento (2009, 2010). En los estados contables de 1995-3 prácticamente no se registran operaciones de créditos, pero en 1996 registró créditos vigentes equivalentes al 26.4 por ciento del activo total. Posteriormente su cartera de crédito/activo total aumentó al 64 por ciento y después se mantuvo por debajo de ese porcentaje. 2) De 1995-96 tuvo problemas por su liquidez baja, pero logró revertir esa situación y en 2006-3 tuvo disponibilidades altas, equivalentes al 20.5 por ciento del activo total. 3) Su RE y RF fueron muy bajas, especialmente en el 2007. En los demás años su situación financiera fue más favorable. En líneas generales, Santander es un banco con elevada RF, salvo por tres trimestres en

los cuales sus beneficios netos se redujeron al -4 por ciento con respecto a su capital contable.

12. **BANPAÍS.** De Banpaís sólo se tienen estados contables de 2 años, de 1997-4 a 1999-3. El banco enfrentó los siguientes problemas: 1) RE muy baja y pérdidas financieras en 1997-4. 2) Sus gastos administrativos fueron muy elevados, especialmente en el último año de su operación en 1999-3. Entre los aspectos favorables se destacan que en 1999 tuvo liquidez alta. En 1998-4 tuvo una RF alta (29.3 por ciento). Otro hecho positivo es que no hay evidencias de que haya tenido problemas severos de morosidad. Fue intervenido en 1995 y reactivado en diciembre de 1997.

Tabla II. 5 Cronología de eventos. Bancos intervenidos

NOMBRE DEL BANCO	PROCESO DE LAS INTERVENCIONES A LOS BANCOS (ÚNICOS DATOS DISPONIBLES EN ESTA INVESTIGACIÓN)
CENTRO	En situación especial en septiembre de 1995, reactivado en septiembre de 2002.
DEL SURESTE	Intervenido en junio de 1996, la SHCP revocó el permiso para operar el 28 de octubre de 2002.
ANÁHUAC	Intervenido en diciembre de 1996, la SHCP revocó el permiso para operar el 28 de octubre de 2002.
PRONORTE	Intervenido en diciembre 1996, la SHCP revocó el permiso para operar el 5 de octubre de 2001.
INTERESTATAL	Intervenido en septiembre de 1995, la SHCP revocó el permiso para operar el 1 de octubre de 2001.
CAPITAL	Intervenido en junio de 1996.
OBRERO	En situación especial desde junio de 1995, la SHCP revocó el permiso para operar el 1 de octubre de 2001.
UNIÓN	Intervenido desde septiembre de 1994, la SHCP revocó el permiso para operar el 1 de octubre de 2001.
CREMI	Intervenido en septiembre de 1994, la SHCP revocó el permiso para operar el 1 de octubre de 2001.
ORIENTE	En situación especial en marzo de 1995.

Fuente: Elaborado con datos de la CNBV

CAPÍTULO II

REVISIÓN DE LA LITERATURA SOBRE SISTEMAS DE PREDICCIÓN DE CRISIS BANCARIA Y SISTEMAS DE ALERTA TEMPRANA DE CRISIS FINANCIERAS

*“No hay un solo modelo de aplicación generalizada”
[(Boyer, 2009, comunicación pública)].*

2.1 INTRODUCCIÓN

Como señalamos en el capítulo anterior al describir las crisis financieras de tipo minskyano, ellas son recurrentes. Minsky mismo señaló que la mejor manera de prevenir una crisis financiera consistía en la intervención de las autoridades fiscales y monetarias a través de mayor gasto público y mayor crédito. El punto que, no obstante, dejó oscuro Minsky fue respecto a cuándo deben actuar las autoridades. Es decir, cómo identificar la inminencia de una crisis. Por esta razón, adquiere importancia fundamental el reto de identificarlas lo antes posible, es decir predecirlas para paliar sus efectos económicos reales. Al mismo tiempo, como también lo recalamos, la teoría de Minsky dejó en claro, al menos implícitamente, que cuando se trata de entender (y predecir) crisis financieras, la evolución, el vínculo y el comportamiento entre el sector financiero y el productivo resulta fundamental y no puede ni debe omitirse en este tipo de análisis. La literatura sobre el tema muestra que se han realizado esfuerzos por predecir diversos tipos de crisis con variadas técnicas e instrumentos, incluyendo las redes neuronales artificiales (RNA) (Kaminsky y

Reinhart, 1995, Pina, 1989, Kiviluoto, 1998, Nag y Mitra, 1999, Atiya, 2001, Yoon et al, 2004, Wang y Huang, 2008). Sin embargo, en ninguno de estos trabajos se ha utilizado el marco teórico de Minsky como referencia para explicar y relacionar la evolución del sector financiero y del sector productivo. En otras palabras, se ha omitido el vínculo central entre el sector productivo y el sector bancario, no obstante se han utilizado datos del sistema bancario en varios ejercicios. Existe por lo tanto un vacío en la literatura que puede y debe ser llenada.

Dicho lo anterior, el objetivo principal del presente capítulo es hacer una revisión de la literatura de, por un lado, los trabajos que usando un enfoque contable-financiero, y en su caso las redes neuronales artificiales (RNA), analizan problemas e intentan identificar y/o predecir quiebra empresarial. El objetivo de esta revisión es mostrar el desarrollo del enfoque de índices contables en el estudio de crisis bancarias (CB). Dicho enfoque, como ilustraremos, ha evolucionado desde la utilización de modelos muy simples que sólo incluían cinco variables (Fitzpatrick, 1932, Beaver, 1962 y Altman, 1968), hasta modelos más recientes que han llegado a incorporar veinte o más índices contables-financieros. En este contexto destacaremos que las herramientas utilizadas para estudiar la quiebra empresarial o la CB, han evolucionado desde el uso de herramientas econométricas del tipo del análisis discriminante y la regresión logística, hasta la introducción de herramientas más modernas tomadas del aprendizaje de máquinas, como son los mapas autoorganizados, los perceptrones multicapa, las máquinas de soporte vectorial, etc. Todo lo anterior es materia de la segunda sección de este capítulo.

En la tercera sección, presentamos una revisión de la literatura desde una perspectiva más macroeconómica ya que versa sobre las propuestas de sistemas de alerta temprana (SAT) de crisis económicas, los cuales utilizan como insumos indicadores macroeconómicos. Así, la intención de esta revisión es de dejar claro, en primer lugar, la ausencia del marco teórico de Minsky en tales trabajos y, en segundo lugar, el hecho de que la ausencia de tal marco teórico en esas propuestas no permite poner de relieve, y utilizar en su justa dimensión, las variables del sistema bancario. Quizá por esta razón, como lo señala Grabel (2003), los SAT han fallado reiteradamente en predecir una crisis tras otra.

2.2 CARACTERÍSTICAS GENERALES DE LOS SISTEMAS DE PREDICCIÓN DE CRISIS BANCARIAS

En esta sección presentamos una revisión de algunos trabajos sobre la construcción de sistemas de predicción de crisis bancarias que evalúan el nivel de solvencia e insolvencia de instituciones bancarias; las economías estudiadas son las de algunos países latinoamericanos, así como España, Estados Unidos, Turquía, entre otros (Altman 1968, Pina, 1989, Atiya, 2001, Ozkan-Gunay y Ozkan 2004, Ayala et al, 2007 y Demyanyk y Hasan, 2010). La característica común de los trabajos revisados para predecir crisis bancaria es que utilizan en general la información contenida en los estados contables de entidades financieras y no financieras.

En la literatura se puede encontrar que el primer trabajo empírico en el cual se utilizó la información contable-financiera para predecir quiebras financieras lo realizó Paul

J. Fitzpatrick en 1932. Se trata de un estudio históricamente importante que introduce, con al menos tres décadas de anticipación, el tema de la predicción de quiebra como un campo de investigación novedoso. En la actualidad, el uso de razones financieras como indicadores de quiebra, en el análisis estadístico de la información contable, es de dominio público. Posteriormente, y con inspiración en este trabajo pionero, se ha realizado una vasta cantidad de estudios similares. Siguiendo esta línea de investigación, en 1966 Beaver¹, publicó un estudio que recibe mucho reconocimiento hasta la fecha, en donde logra predecir quiebras empresariales en los Estados Unidos. Altman² en 1968 retomó los trabajos anteriores y elaboró un modelo multivariado de predicción de insolvencia empresarial que alcanzó mucha difusión.

Ampliando la explicación sobre los orígenes y la evolución de los modelos de predicción de crisis bancarias, presentamos la siguiente cronología de eventos extraída de Back (et. al., 1996: 1-18). A partir de la publicación del trabajo realizado por Fitzpatrick (1932), el problema de la predicción ha sido uno de los mayores desafíos de la investigación contable. En los últimos sesenta años se ha trabajado en el tema: hasta la

¹ Los índices con los cuales William Beaver realizó su investigación y diseñó el modelo para predecir quiebras en el sector empresarial son los siguientes:

- 1) Índice de rentabilidad (Beneficio antes de impuestos + amortizaciones y provisiones)/ ventas
- 2) Índice de rentabilidad (Beneficio neto + amortizaciones y provisiones)/ capital social
- 3) Rotación (Activo/ ventas)
- 4) Productividad (Ventas/ número de empleados)
- 5) Endeudamiento, o solvencia a largo plazo (Beneficio antes de impuestos + amortizaciones y provisiones)/ deuda total.

² Edward I. Altman (1968) utilizó las siguientes razones financieras para predecir quiebras corporativas, las cuales fueron utilizadas ampliamente como entradas en las redes neuronales artificiales y en modelos econométricos.

- 1) Capital de trabajo/activo total
- 2) Ganancias retenidas/activo total
- 3) Ganancias antes de intereses e impuestos/activo total
- 4) Valor del patrimonio/pasivo total
- 5) Ventas/activo total

década de los años 1980, el método predominante para predecir quiebras fue el análisis discriminante (AD). Posteriormente, el uso del análisis de regresión logística (RL) reemplazó al AD, constituyéndose como el método estadístico más utilizado con propósitos de predicción. Durante los años 1990, se introdujo la utilización de herramientas más modernas, las RNA, las cuales produjeron resultados muy promisorios en la predicción de crisis bancarias (PCB), mostrando sobre todo su capacidad para construir modelos más elaborados, con mayores volúmenes de información; sin embargo, en estos trabajos, no existe una forma sistemática de identificar las variables predictivas. Inclusive, en la actualidad se recurre a los algoritmos genéticos para seleccionar el mejor conjunto de variables explicativas de un problema tratado con las RNA. Los resultados del estudio de Altman (1968), revelan que los indicadores financieros seleccionados en el modelo de predicción de quiebras empresariales por él realizado para el sector manufacturero de los Estados Unidos, mostraban un pronunciado deterioro cuando la quiebra de una entidad era inminente. Los cambios más desfavorables en las variables explicativas del estado de insolvencia, se observaron principalmente entre el segundo y tercer año, previos a la bancarrota. Sobre el modelo de Altman, algunos autores que tratan el tema de predicción de quiebra empresarial, señalan limitaciones importantes como el hecho que sólo examinó firmas corporativas manufactureras. Por lo tanto, consideran que el análisis es relativamente pequeño, y no incorpora entidades cuya incidencia en las quiebras habrían tenido un impacto fuerte en los resultados obtenidos.

Como el modelo sólo incluye cinco variables que miden la rentabilidad económica, el capital operativo, la rotación de existencias y el porcentaje que representa el patrimonio neto con respecto al activo total, consideramos que éste, ha sido diseñado principalmente

para evaluar empresas no financieras y para estudiar el estado de solvencia e insolvencia de los bancos es necesario incorporar variables específicas a la función de intermediación financiera que éstos, desempeñan. Esa sería la razón, por la que se dice, que dicho modelo no incluye todas las variables explicativas del estado de solvencia e insolvencia que pretende predecir.

Otro de los artículos relevantes sobre predicción de quiebra bancaria es el publicado por Pina (1989: 309-338). El aspecto más destacado de este trabajo es la introducción, en un modelo sencillo, de un conjunto de nueve relaciones financieras, seleccionadas como variables independientes las cuales, caracterizan el comportamiento del sistema bancario español para el periodo 1977-1985. El autor señala que “a pesar de la cantidad de trabajos desarrollados sobre el tema, no existe aún una teoría económica de la quiebra que oriente la selección de las variables explicativas para predecir quiebras en el sector bancario” (Ibíd.: 311). Pero observa que esto, no ha sido un impedimento para la elaboración de sistemas de predicción a partir de la utilización de la información contable. La situación manifestada por Pina persiste hasta el presente. El objetivo de su trabajo fue analizar y comprender las relaciones existentes entre el sistema contable español y el entorno económico en el que operaba dicho sistema en el periodo mencionado.

Los resultados del estudio de Pina muestran que su modelo permitió comprobar empíricamente la quiebra bancaria española, pues pudo clasificar correctamente la totalidad de la muestra de bancos solventes e insolventes existentes en ese periodo. La clasificación la realizó de acuerdo a tres indicadores³ que miden la liquidez y la solvencia. Actualmente

³ 1) Activo circulante/activo total, 2) Activo circulante-tesorería /activo total, y 3) *Cash-Flow*/pasivo exigible. (El *Cash-Flow* o flujo de caja ha sido definido como la relación entre el beneficio neto más las amortizaciones y provisiones.

el modelo de nueve índices introducido por Pina, aunque fue replicado en numerosas ocasiones por otros investigadores¹, puede resultar reducido, considerando la liberalización del sector bancario, el giro observado en la función que tradicionalmente desempeña la banca comercial respecto de la intermediación financiera, el cambio en la estructura de propiedad, la formación de corporaciones financieras que operan en los mercados internacionales, los sistemas de regulación, las prácticas contables, etc.

Incluimos también en esta revisión el trabajo de Kiviluoto² (1998), debido a que utilizó mapas autoorganizados de Kohonen (MAO) para predecir la quiebra de compañías estadounidenses. Lo importante en este caso no es la muestra de empresas analizadas sino el hecho que con los MAO fue posible clasificar a las empresas en solventes e insolventes y, que además incluyó el análisis de los factores cualitativos que afectan el normal funcionamiento de las empresas. Conocer la probabilidad de quiebra de una empresa es importante para los bancos y les permite hacer una mejor selección de clientes. La información que aporta este modelo puede reducir las pérdidas por una mala asignación de créditos y pone en peligro la solvencia de un banco. Cuando en la cartera de créditos

¹ El modelo de Pina (1989: 314) para la predicción de quiebra bancaria incluye las siguientes razones financieras: 1) Activo Circulante/Activo Total: Índice De Liquidez, 2) (Activo Circulante-Tesorería)/Activo Total: Índice De Liquidez, 3) Activo Circulante/Pasivo Exigible: Índice De Liquidez, 4) Reservas/Pasivo Exigible: Autofinanciación, 5) Beneficio Neto/Activo Total: Rentabilidad Económica, 6) Beneficio Neto/Patrimonio Neto: Rentabilidad Financiera, 7) Beneficio Neto/ Pasivo Exigible: Apalancamiento, 8) Costo De Ventas/Ventas Brutas: Costo De Venta, 9) *Cash-Flow*/Pasivo Exigible: Liquidez. (*Cash-Flow* = Beneficio Neto Más Amortizaciones Y Provisiones). Este modelo utilizaron varios investigadores entre los que se encuentran Martín-del-Brio, and Serrano-Cinca (1993), Flores (2007), quienes han realizado varios trabajos al respecto, inclusive utilizando modelos de RNA.

²Kiviluoto seleccionó diversas razones financieras, extraídas de las hojas de balances correspondientes a un mil ciento treinta y siete empresas de las cuales, trescientas quebraron. Los estados contables corresponden a un periodo de catorce años. Entre los indicadores financieros utilizados en el sistema de predicción de quiebra, se encuentran el margen operativo, el beneficio neto antes de deducir depreciaciones más egresos extraordinarios, el ingreso neto correspondiente al año anterior antes de deducir depreciaciones más egresos extraordinarios y, el índice de rentabilidad.

predominan clientes con dudosa capacidad de pago, se está ante un problema generalizado. El autor, al comparar sus resultados con los obtenidos en estudios similares, pero en los que se utilizaron técnicas estadísticas, encontró dos limitaciones comunes: a) los modelos se basan en un conjunto reducido de datos, y b) en las bases de datos, la proporción de firmas quebradas es mucho más alta que su proporción real, es decir de la población de la cual se tomó la muestra seleccionada. El trabajo de Kiviluoto es interesante porque además de considerar los factores cuantitativos propios de cada empresa, incluye en el análisis los aspectos cualitativos. Estos, son el conjunto de información de carácter subjetivo que no está reflejado en las hojas de balances de las empresas (financieras y no financieras), como por ejemplo, el conocimiento del negocio de la intermediación financiera, la gestión administrativa, la antigüedad de la entidad en el mercado, la estabilidad del mercado financiero, la dependencia de la política económica, la economía internacional, etc. En general, se trata de actividades importantes que realizan los bancos y que están relacionados con la experiencia en el ramo, pero son difíciles de medir.

Con los resultados de este trabajo encontramos evidencia empírica que muestra que los MAO son una herramienta que permite clasificar a las empresas de acuerdo a sus rasgos financieros. Parte considerable del enfoque utilizado por Kiviluoto lo retomamos en la presente investigación.

González-Hermosillo (1999) analizó las causas por las cuales se produjeron cinco episodios de problemas agudos en el sistema bancario en las dos últimas décadas: tres en Estados Unidos (suroeste 1986–92, noreste 1991–92 y California 1992–1993), otro en México 1994–95 y una más en Colombia 1982–87. La evidencia empírica que encuentra

valida la hipótesis de que los factores micro y macroeconómicos son variables⁶ importantes para determinar las crisis bancarias y la fragilidad de los bancos. Con la muestra de bancos analizados que enfrentaron dificultades financieras la autora, llegó a la conclusión general que una tasa de morosidad elevada y un coeficiente de capital bajo con respecto al activo total, indican una mayor probabilidad de quiebra del banco y una reducción de su período de supervivencia.

Berróspide (1999: 1-42) presenta un trabajo basado en la metodología de los modelos de supervivencia, para determinar el conjunto de indicadores de prevención temprana de crisis financiera y para elaborar un índice a fin de medir el grado de vulnerabilidad o fragilidad del sistema bancario peruano. Los resultados de la estimación econométrica muestran que las variables determinantes del estado de fragilidad de la banca peruana son factores micro y macroeconómicos. Los factores internos o microeconómicos se refieren a las variables específicas de cada banco, y los factores macroeconómicos son en gran medida, de acuerdo con el autor, los seleccionados como indicadores líderes en el

⁶ Los bancos están sujetos a un alto riesgo de mercado cuando su cartera de inversiones se concentra en sectores muy influenciados por condiciones económicas cíclicas, en sectores donde los rendimientos son muy superiores a los niveles del mercado, en sectores en auge que pueden verse fácilmente afectados por una caída drástica, o en diversos sectores que se ven afectados de manera similar por choques económicos. El riesgo crediticio, o riesgo de incumplimiento de pago, es el riesgo de que los deudores no estén dispuestos o no estén en condiciones de rembolsar su deuda (quizá como resultado del cambio en las condiciones económicas). El riesgo de liquidez, en este contexto, es el riesgo de que los depositantes retiren sus depósitos en grandes cantidades o que los bancos no cuenten con suficientes activos líquidos para cubrir esos retiros. El grado de riesgo que la administración de cada banco decide asumir depende de su preferencia en materia de riesgo - dado el rendimiento esperado- y de las regulaciones que puedan existir. El contagio se produce cuando los problemas de algunos bancos del sistema afectan a otros bancos financieramente sólidos. Un resultado del contagio podría ser el retiro masivo de depósitos del sistema bancario; otro podría ser el debilitamiento del sistema bancario a raíz del “comportamiento de rebaño” de los bancos. El riesgo moral puede crearse cuando los bancos asumen un riesgo excesivo, otorgando préstamos en situaciones en que la rentabilidad a corto plazo (por ejemplo, en forma de comisiones iniciales) puede ser muy elevada, pero en las que las perspectivas de reembolso a largo plazo son muy limitadas y se espera que los riesgos conexos sean absorbidos por terceros, como el gobierno de un país o alguna de las instituciones financieras internacionales. (González – Hermosillo, 1999: 36).

enfoque de señales. La explicación del enfoque de señales se encuentra en la sección 2.3.1 de este capítulo.

En el estudio antes reseñado, se menciona que “en países emergentes los sistemas de predicción de crisis bancaria (PCB), basados en indicadores tradicionales, no son efectivos en países en desarrollo caracterizados por deficiencias de mercados (segmentación, concentración de la propiedad), problemas de información y supervisión inapropiada” (Ibíd.: 3). Por lo tanto, se vislumbra “la necesidad de encontrar sistemas con indicadores alternativos, a fin de contar con sistemas de predicción de crisis bancarias, capaces de prevenir episodios de crisis y permitan adoptar medidas rápidas y oportunas ante indicios de una crisis inminente, evitar los efectos de propagación y, el desencadenamiento de una crisis generalizada” (Ibíd.). La característica común que encuentra el autor, en los eventos de crisis en países emergentes “es el crecimiento desmesurado y eufórico de los créditos (boom crediticio) luego de períodos de recesión o hiperinflación que exceden la capacidad de supervisión bancaria y deviene en una toma excesiva de riesgo en la intermediación financiera haciendo más difícil distinguir entre bancos ilíquidos y bancos insolventes” (Ibíd.)

Alam (et. al., 2000) clasificaron entidades bancarias de los Estados Unidos en situación de riesgo de quiebra potencial mediante la construcción de un sistema basado en RNA, que realiza esta clasificación, y sus resultados indican que éste, es útil para identificar CB. Como vectores de entrada del sistema de predicción con RNA, seleccionaron numerosas razones, citadas en la literatura, como las variables que explican este tipo de crisis, entre las cuales se encuentran el incremento del riesgo crediticio, la

volatilidad de la tasa de interés, las malas prácticas administrativas, un sistema contable inadecuado, el aumento de la competencia de las instituciones no financieras, la falta grave de control interno, etc. En el estudio se sugiere que la intervención del ente regulador debe producirse antes de que los bancos se descapitalicen y, administrar la regulación prudencial tendiente a preservar la solvencia de los bancos financieramente sanos. Es función del ente regulador anticipar los eventos de crisis, identificando los problemas que enfrentan los bancos lo más pronto posible. La intervención tardía incentiva el riesgo moral que asumen los administradores bancarios al financiar proyectos de inversión de alto riesgo. Pero los bancos pueden tener problemas temporales de falta de liquidez sin que esta situación afecte la solvencia; sin embargo, de prolongarse o mantenerse esta problemática, la solvencia del banco estará en peligro. El autor considera que su trabajo puede utilizarse con éxito en economías diferentes a la de los Estados Unidos, siempre y cuando el modelo sea adaptado a las condiciones económicas imperantes en el país de que se trate. La importancia de este estudio radica en que introduce en el sistema de predicción de crisis bancaria (SPCB) una amplia gama de factores microeconómicos que caracterizan a los bancos y también factores macroeconómicos que afectan su desempeño.

Atiya (2001) elaboró un modelo de predicción de quiebras corporativas con RNA inspirado en trabajos anteriores. Sus patrones de entrenamiento para predecir crisis incluyen los indicadores tradicionalmente utilizados en este tipo de trabajos, aunque menciona la incorporación de nuevos indicadores. En este trabajo se explica que el riesgo de crédito es un problema ampliamente estudiado, sobre todo a raíz de numerosas CB ocurridas en el Sudeste Asiático. La estimación correcta del riesgo crediticio es esencial para minimizar las

pérdidas en el sector bancario. En el estudio se señalan los beneficios inherentes a la detección temprana de insolvencia bancaria. Uno de los beneficios para los bancos es que con estos sistemas es posible lograr la correcta medición del riesgo crediticio y, permitir el diseño de políticas de crédito para lograr la rentabilidad esperada por los accionistas. Otro beneficio de la predicción de quiebras es para las empresas dedicadas a prestar servicios de consultoría en contabilidad y auditoría, ya que con este tipo de herramientas se pueden detectar empresas con problemas potenciales o con prácticas erradas.

El estudio de Atiya se caracteriza por tener un enfoque microeconómico en el cual se menciona que la posibilidad de ocurrencia de una CB está determinada por factores internos de los bancos, tales como la política de créditos y la rentabilidad sobre el capital invertido. Pero la rentabilidad de un banco también depende de factores macroeconómicos. Al replicar el autor, el modelo de Altman (1968), logra modelar un sistema con resultados más confiables. La predicción del fracaso corporativo realizado para un horizonte de tres años reprodujo correctamente en un 85 por ciento la situación de las entidades quebradas. Atiya coincide con Alam (et. al., 2000), en la importancia que ambos atribuyen a la regulación prudencial y a la intervención oportuna del banco central, antes que los problemas de algunas entidades bancarias se transmitan por el efecto contagio a los demás bancos y se convierta en un riesgo sistémico.

Por otro lado, Morón (2003) considera que las causas de la caída de un banco suelen ser similares en la mayoría de los casos; aunque existen algunas diferencias dependiendo del tipo de crisis bajo estudio. Las causas de una crisis bancaria las clasifica en los dos

grupos ya reconocidos previamente por autores como Berróspide⁷, a saber, en factores microeconómicos y macroeconómicos. Dentro del grupo de factores microeconómicos, se encuentra el referente al esquema regulatorio y a las características propias de los bancos. Otro factor a tomar en cuenta se refiere al grado de liberalización del sector bancario del país. En el caso de crisis sistémicas, se deben considerar las causas del contagio dentro del sistema. Entre los factores macroeconómicos se incluyen las condiciones económicas imperantes en el país pues éstas, afectan el desempeño de un banco. Destaca también que aunque difícil de predecir, la quiebra de un banco por insolvencia tiene sus raíces en los acontecimientos previos a dicha etapa. La fragilidad o solidez bancaria son conceptos estrechamente relacionados con la capacidad de una entidad de hacer frente a un choque adverso. Una alta proporción de créditos malos pone en cuestionamiento la solvencia futura del banco, debido al posible desbalance entre activos y pasivos, más aun ante un choque desfavorable. Finalmente, el estudio muestra que los indicadores de alerta temprana que reflejan la probabilidad de insolvencia bancaria pueden agruparse en indicadores que miden el capital, la calidad de activos, la gestión administrativa, las ganancias, la liquidez, la estructura de mercado y el estado de la economía.

Ozkan-Gunay y Ozkan (2004) utilizaron RNA con el propósito de develar la estructura subyacente en los datos financieros que explican los acontecimientos previos a las crisis producidas en el sector bancario de Turquía. El objetivo de este estudio es

⁷ De acuerdo con Berróspide (1999) para prevenir crisis financieras y establecer los factores determinantes, se requiere la utilización de un enfoque integrado que incluya la evaluación de los factores macro y microeconómicos que anticipan una crisis bancaria sistémica “basado en el seguimiento individual (banco por banco) e identificar qué bancos o grupos de bancos son más frágiles, para poder discriminar y no aplicar políticas macro que afecten por igual a instituciones sanas y delicadas que impongan restricciones innecesarias sobre las fuentes de financiamiento de la actividad económica”.

introducir un nuevo enfoque en la PCB, utilizando RNA en el sector bancario. Sus resultados empíricos indican que las RNA permiten la diferenciación de patrones o tendencias en los datos financieros, los cuales pueden ser utilizados como un sistema de alerta temprana eficiente para detectar crisis potenciales en el sector bancario. Consideran que la mayoría de las quiebras bancarias ocurridas en Turquía pudieron haberse predicho con un SAT construido con RNA. Las RNA son consideradas una vez más, como un método promisorio para evaluar las condiciones financieras de la economía y así mantener la robustez del sistema financiero. En el modelo de predicción se incorporaron veintitrés razones financieras que miden la adecuación de capital, la calidad de los activos, la rentabilidad, la liquidez, la estructura de ingresos y egresos, y el número de sucursales; estudiaron cincuenta y nueve bancos turcos para el periodo 1989 a 2000, de los cuales treinta y seis eran bancos exitosos y veintitrés insolventes. Con el sistema se predijo correctamente el 90 por ciento de los bancos exitosos y el 70 por ciento de los bancos quebrados. Por lo tanto, el sistema puede ser utilizado como un SAT efectivo y, como un método alternativo para el ente supervisor y para los directivos de la banca comercial principalmente; sin embargo, de acuerdo a los autores, no debe esperarse que un sistema especializado como éste sea aplicado con el mismo éxito en otra región o país, a menos que sea adaptado a las características específicas de otros países o regiones.

Nuevamente, como lo hiciera Berróspide en 1999, ahora Ayala (et. al., 2007: 98-99), presentan un análisis de supervivencia⁸ que se define como el tiempo que tarda en

⁸ El concepto central de un modelo de supervivencia no es la probabilidad de que ocurra un cambio de estado, sino más bien la probabilidad condicional de que ocurra un cambio de estado, dado que tenía en el tiempo anterior otro estado (por ejemplo, que un banco se fusione dado que en el periodo anterior no lo había hecho). Este tipo de análisis permite además incluir factores explicativos constantes y variables en el tiempo.

ocurrir el cambio de estado de un banco, el estudio fue aplicado a la banca comercial venezolana, para el periodo 1996 – 2004⁹. En él, se investiga cuándo es probable que un banco cambie de estado (conocer por ejemplo, la probabilidad que un banco se fusione), e identificar cuáles son las variables que explican ese cambio de estado. Las conclusiones muestran que del conjunto de quince variables incluidas en el modelo, tales como la relación dada entre las inversiones en otros activos y el capital contable, las inversiones en activos improductivos, el nivel de disponibilidades y la calidad de la cartera de inversiones, son las variables principales que determinan la posibilidad de fusión de un banco con otro por absorción o por integración. Los resultados muestran que los bancos financieramente sólidos son aquellos que poseen alta disponibilidad y altos valores en la cartera de inversión por ende no necesitan fusionarse para mantenerse.

En líneas generales los trabajos de Pina (1989), Kiviluoto (1998), Ozkan-Gunay y Ozkan (2004), Ayala (et. al., 2007) coinciden, aunque sin mencionarlo, con lo expuesto por Minsky en la HFF, sobre el hecho que la liquidez y la solvencia están relacionadas de tal forma que los problemas de falta de liquidez de un banco pueden afectar la solvencia de otros, incluso de aquellos bien administrados. Se verifica también que la estructura financiera de un banco está determinada por el nivel de apalancamiento (pasivos totales con respecto al patrimonio neto); un banco solvente debe entenderse como aquél que posee la suficiente capacidad de reintegrar los depósitos a sus ahorristas cuando lo requieran.

⁹ En el año 1994, el sistema financiero venezolano experimentó una crisis bancaria que originó la intervención de la Superintendencia de Bancos del Banco Central. Como resultado del proceso de intervenciones, en 1999 se aprobó la ley conocida como de Fusiones Bancarias. La nueva ley de bancos incentiva las fusiones, para evitar la quiebra de las entidades financieras.

No obstante que los estudios empíricos antes mencionados tienen un enfoque microeconómico y que la HFF considera factores macroeconómicos es posible destacar que los resultados de los estudios reseñados en esta sección no contradicen la hipótesis de fragilidad financiera (ver capítulo I) en cuanto a la interrelación existente entre la liquidez y la solvencia de un banco y, la de una o varias empresas comerciales. Una investigación en la cual se verifica la HFF es la publicada por Perrotini et. al, (2011: 233-249) que pasamos a reseñar.

Perrotini et. al (2011) presentan un análisis empírico basado en los datos financieros de 47 empresas no financieras que cotizaban en la Bolsa Mexicana de Valores durante 1990-2004. El estudio considera dos períodos, el primero de 1990 a 1994 cuando existía un régimen de tasa de cambio nominal fijo, y el segundo, de 1995 a 2004 cuando se introdujo la estrategia de liberalización financiera¹⁰ (LF).

Los resultados del estudio revelan que la muestra de empresas analizadas se caracterizan como unidades especulativas durante 1990-94 en las cuales, la tasa de crecimiento trimestral del activo total es mayor que el retorno sobre la inversión de los accionistas¹¹. La tasa de inversión y la del endeudamiento privado se incrementó durante el periodo del régimen del tipo de cambio fijo, en parte porque la LF incrementó la oferta de

¹⁰ En el estudio se menciona que en la economía mexicana las variaciones en el tipo de cambio afectan la tasa de interés. Por lo tanto, de acuerdo a los autores, la estrategia de LF trajo consigo una correlación fuerte entre el tipo de cambio y la tasa de interés sobre los CETES a 28 días, (Perrotini et. al, 2011: 233-249).

¹¹ Después de la CF de 1994-95, la tasa de crecimiento promedio de los activos de las firmas disminuyó del 3.80 por ciento durante 1990-94 a 0.11 por ciento. De 1995-2004, la tasa promedio de retorno sobre la inversión fue de 2.31 por ciento durante el periodo en el que existió una tasa de cambio fija y, de 0.06 por ciento cuando se introdujo la estrategia de LF. La caída en la tasa de retorno sobre la inversión implicó pérdida de la acumulación de capital. Por otro lado, la tasa de interés se mantuvo baja durante 1990-1993 pero se incrementó considerablemente después de los ataques especulativos de 1994 contra el Peso mexicano y disminuyó durante los años en los que existió el régimen de tasa de cambio flexible (Ibíd.).

fondos prestable. De acuerdo con la teoría de Minsky una tasa creciente de rentabilidad, estimulada por los factores financieros, genera una expansión de la inversión por el predominio de las expectativas optimistas sobre el estado de la economía lo cual, implica una tasa de apalancamiento financiero mayor. Después de la crisis financiera (CF) de 1994-95 siguió una etapa de racionamiento del crédito que no fue compensado por otras fuentes de financiamiento del sector bancario formal: el crecimiento trimestral del endeudamiento privado promedio de las empresas mexicanas fue de 4.51 por ciento de 1990 a 1994 y 0.57 por ciento de 1995 a 2004 (Ibíd.).

La CF también produjo un marcado aumento en la tasa de interés así como una pronunciada devaluación del tipo de cambio. El efecto global en la muestra de empresas analizadas fue un bajo nivel de beneficios netos y una transición rápida de entidades con estructura tipo especulativa a las tipo Ponzi¹², consecuentemente desde que se registró la mayor tasa de inflación cuando se desató la CF, disminuyó el valor real de los activos totales y de las obligaciones totales de las empresas. De hecho, argumentan los autores que alcanzar la estabilidad de precios en México ha significado una reducción de los beneficios netos de las firmas de -0.71 por ciento durante 1990-94 a -0.46 por ciento en 1995-2004, por un lado y, una acumulación negativa de activos a nivel agregado por el otro.

¹² La probabilidad media de que una unidad tuviera una estructura financiera tipo especulativa fue mayor cuando el Banco de México adoptó la política monetaria basada en un régimen de tasa de cambio nominal fija; la probabilidad de que esa unidad tenga una estructura tipo Ponzi tuvo un valor intermedio y, la probabilidad de que su estructura sea tipo hedge es la más pequeña. La adopción de la estrategia de LF cambió la distribución de probabilidad de las diferentes estructuras financieras considerando que las unidades tipo Ponzi predominaron entre las empresas mexicanas durante 1995-2004. La proporción de unidades hedge aumentó después de la CF de 1995 porque varias empresas Ponzi no se recuperaron financieramente. Esto explica por qué el porcentaje de unidades Ponzi disminuyó a principio de 2003, aunque en términos absolutos se incrementó durante el periodo de la LF (Ibíd.).

La evidencia empírica muestra que para el conjunto de empresas que la teoría de Minsky puede ayudarnos a entender la evolución de las estructuras financieras de las unidades financieras tipo hedge, a las especulativas y a las Ponzi, cuando el Banco Central sigue una política monetaria anti inflacionaria; por consiguiente el objetivo de controlar la inflación origina fragilidad financiera (Ibíd.).

Prosiguiendo con la revisión de la literatura, reseñamos el trabajo de Bruinshoofd (et al, 2010) quienes construyeron una base de datos correspondiente únicamente a economías emergentes que fueron afectadas con mucha severidad por crisis monetarias y, a partir de dicha base, centran su atención específicamente en analizar cómo la fragilidad del sistema bancario es un canal de transmisión de una crisis monetaria y que mantiene un comportamiento sistemático en el tiempo. Los autores examinaron si un sector bancario frágil puede explicar las causas de transmisión de una crisis monetaria por el efecto contagio a otros países. Específicamente, las actividades bancarias generan varios canales potenciales de transmisión de crisis monetarias. La fragilidad del sector bancario tiene un rol en la transmisión de las crisis, los resultados muestran que los préstamos en moratoria son una consecuencia, más que la causa de una crisis financiera. La habilidad de un banco para calcular correctamente el costo financiero del crédito se refleja en una tasa de morosidad baja, menores pérdidas por provisiones sobre préstamos, alto nivel de beneficios, elevado nivel de eficiencia, de capitalización y de liquidez. Estos factores están relacionados positivamente con el grado de confianza existente en el mercado y con la estabilidad del sistema bancario.

En el estudio se destaca que para asumir y responder al incremento de la tasa de

morosidad, los bancos reducen la oferta crediticia. Los préstamos malos sólo desestabilizan al sistema bancario; si los inversores pierden la confianza en el sistema bancario la estabilidad del sistema se deteriora. La confianza de los depositantes es una condición necesaria pero no suficiente para evitar una corrida bancaria. La contracción de la oferta crediticia tiene dos efectos independientes: 1) la contracción del crédito a expensas de la actividad económica tiene efectos negativos sobre la inversión y sobre el gasto de consumo, y 2) la falta de crédito para financiar la producción imposibilita la reactivación de la economía cuando ésta, se encuentra en un proceso de declinación. Lo anterior tiene efectos negativos sobre las hojas de balances de las empresas y de las familias, aumentando la tasa de morosidad. Esto, provoca que la calidad de la cartera de créditos se deteriore y con ello se generen incentivos adicionales para que se produzcan retiros de depósitos masivos, lo cual incrementa la fragilidad del sistema bancario. Finalmente, un sistema bancario frágil se caracteriza por tener índices de liquidez y de rentabilidad negativos, esto significa que el sistema bancario está integrado por bancos con problemas de insolvencia.

2.3. CARACTERÍSTICAS GENERALES DE LOS SISTEMAS DE ALERTA TEMPRANA

Más recientemente y a partir de la aparición de las crisis financieras, bancarias, monetarias, de deuda soberana, ataques especulativos a la moneda, etc., aparentemente agudizadas por la liberalización comercial y financiera, surgió otro grupo de métodos para la predicción temporal de diversos tipos de crisis. A este conjunto se les denominó sistemas de alerta temprana (SAT). Ellos, se basan en el monitoreo en el tiempo de algún indicador, principalmente macroeconómico, o de varios de ellos, que exhiben un comportamiento marcadamente diferente antes y después de la ocurrencia de una crisis. Así, en esta sección presentamos un conjunto de estudios que presentan las características básicas de los SAT, de tal manera que algunos de estos conceptos básicos se clarifiquen. La razón de la inclusión de estos sistemas tiene que ver con el hecho de que constituyen otro enfoque de predicción, que parte de un punto de vista macroeconómico. Asimismo, este elemento, ausente en la visión de los modelos que tienen como insumo los índices contables, representa un aspecto esencial del análisis minskyano.

Empezamos presentando las características de los SAT, no sin antes mencionar que las herramientas convencionales utilizadas como sistemas de alerta temprana no han funcionado efectivamente para prevenir y anticipar crisis recurrentes (Gabel, 2003b, citado por Cruz, 2004:15).

Los estudios analizados pueden agruparse en varios enfoques, pero el grupo de interés para este trabajo es el que usa el enfoque de señales, el cual se reporta como el más

adecuado para la elaboración de SAT para predecir algunos tipos de crisis. La teoría y el tipo de aplicaciones sobre crisis monetarias (CM) y CB, realizados con el enfoque de señales se encuentran en Kaminsky y Reinhart (1995), Kaminsky (et. al., 1998) y Goldstein et al (2000). En los dos primeros trabajos, se describe la teoría del enfoque de señales y la construcción de un SAT. En la segunda, se aplica el enfoque de señales al estudio de CB y CM y su entrelazamiento.

El enfoque de señales se basa en la evidencia empírica. Los sistemas basados en este enfoque, monitorean la evolución de un número de indicadores económicos que tienden a comportarse sistemáticamente de manera diferente antes y después de una crisis, los cuales deben ser seleccionados adecuadamente para anticipar de forma precisa la posible ocurrencia de crisis. Cada vez que un indicador excede cierto valor (es decir un umbral), se emite una señal de advertencia de que una crisis puede tener lugar dentro de los próximos meses. Los valores del umbral para cada indicador se calculan previamente, de tal manera que se obtenga un balance entre los riesgos de tener muchas señales falsas y el riesgo de emitir sólo señales de alarma cuando la evidencia de crisis es ya abrumadora.

En la construcción de cualquier SAT basado en el enfoque de señales, es necesario utilizar algunos conceptos básicos. A continuación presentamos estos conceptos para la aplicación de este enfoque y para la interpretación de los resultados.

2.3.1 PRINCIPALES PROBLEMAS METODOLÓGICOS DE LA PREDICCIÓN DE CRISIS, UTILIZANDO EL ENFOQUE DE SEÑALES. DEFINICIONES

Los principales problemas metodológicos en la predicción de crisis están relacionados con la selección de muestras de los indicadores, las definiciones del tipo de crisis (bancaria, monetaria, financiera, etc., presentes en las muestras), la selección de los indicadores principales para la predicción, la especificación de la ventana de alerta temprana, la aplicación del enfoque de señales para calcular los umbrales óptimos para los indicadores y la probabilidad de ocurrencia de una crisis.

Una vez definida la crisis a estudiar, se selecciona el indicador de monitoreo. Por ejemplo en el estudio de crisis monetaria, para cada país ésta, se identifica por el comportamiento del indicador de presión del mercado cambiario, el cual es un promedio ponderado de los cambios porcentuales mensuales del tipo de cambio y de los cambios porcentuales de las reservas internacionales. Empíricamente, una crisis monetaria se identifica por el comportamiento de la tasa de cambio. Se define como crisis a los períodos en los cuales el indicador está por encima de su valor medio por más de tres desviaciones estándar.

Horizonte de Señalización. Es el periodo dentro del cual debe esperarse que los indicadores tengan la capacidad de anticipar crisis. Este periodo puede definirse a priori; en el caso referenciado (Kaminsky et al 1998), se utiliza un horizonte de veinticuatro meses. Entonces, una señal que se emite dentro de los veinticuatro meses anteriores a una crisis es una señal válida, mientras que una contraria, es una señal falsa o ruido.

Señales y Umbrales. Se dice que un indicador emite una señal siempre que se separa de su valor medio más allá de un nivel dado por un umbral. Los niveles del umbral se escogen de tal manera que se alcance un balance entre los riesgos de tener muchas señales falsas (lo cual, puede ocurrir cuando se lanza una señal a la posibilidad más insignificante de ocurrencia de una crisis) y, el riesgo de no detectar muchas crisis de menor dimensión (lo cual, puede ocurrir si la señal se emite sólo cuando la evidencia de crisis es obvia).

Indicadores y Crisis. En el enfoque de señales es especialmente importante seleccionar las variables o indicadores más utilizados en la literatura empírica para caracterizar los periodos precedentes a las crisis. En la lista de indicadores potenciales principales de crisis monetaria, se debe incluir a las variables que se considera que funcionan mejor en la predicción de este tipo de crisis. También es importante la periodicidad de los datos usados como indicadores; la mayoría de los estudios ubicados utilizan datos mensuales, y el resto usan datos anuales, trimestrales o con diferente periodicidad.

Nuevamente, ejemplificando con el caso de la aplicación del enfoque de señales a la predicción de crisis monetarias, los estudios revisados usan una variedad de indicadores, agrupados en seis grandes categorías que incluyen: (1) el sector externo; (2) el sector financiero; (3) el sector real, (4) las finanzas públicas; (5) variables institucionales y estructurales; (6) variables políticas; y (7) los efectos de contagio, etc. Con respecto a los indicadores usados por Kaminsky (et. al., 1998), una vez seleccionados, posteriormente se utiliza el enfoque de señales para calcular los umbrales óptimos correspondientes y la probabilidad de ocurrencia de una crisis.

2.3.2 RESULTADOS GENERALES

La aplicación del enfoque de señales al estudio de crisis monetarias permite derivar un grupo de conclusiones.

La primera es que un sistema de advertencia efectivo debe considerar una variedad amplia de indicadores; en el caso de las crisis monetarias éstas, parecen estar precedidas generalmente por múltiples problemas económicos y políticos. Para monitorearlos se requiere un grupo amplio de indicadores. Segunda, las variables independientes que recibieron mayor soporte como indicadores útiles de crisis monetaria incluyen a las reservas internacionales, la tasa de cambio real, la expansión del crédito doméstico, el financiamiento al sector público, la inflación doméstica, la balanza comercial, el comportamiento de las exportaciones, el crecimiento de la oferta monetaria, el crecimiento real del PIB, el déficit fiscal, etc. Tercera, los resultados sugieren que algunas variables financieras institucionales, políticas, y los factores externos, también tienen algún poder predictivo en la anticipación de CB. Cuarta, las variables asociadas con el perfil de la deuda externa no funcionaron bien. Contrario a las expectativas, el balance de la cuenta corriente no recibe mucho soporte como un indicador útil de crisis. Quinta, las variables de mercado, tales como las expectativas de tasas de cambio y, diferenciales en las tasas de interés activas y pasivas, no predicen bien las crisis monetarias.

2.3.3 EVALUACIÓN DE LA EFECTIVIDAD INDIVIDUAL DE LOS INDICADORES

El enfoque de señales también incluye una fase para examinar la efectividad de indicadores individuales en la aplicación realizada. Para el ejemplo referido, Kaminsky et al (1998), a continuación describimos los procedimientos utilizados para examinar la efectividad de los indicadores seleccionados, lo cual permite profundizar un poco en los detalles del enfoque de señales. Con esto, también se puede ordenar a los indicadores de acuerdo a su capacidad de predicción, y se puede examinar el tiempo y la persistencia de las señales de los indicadores. Una parte importante del trabajo, es la sugerencia de formación de indicadores compuestos para estimar la probabilidad de ocurrencia de una crisis condicionada a la emisión de señales simultáneas de cualquier grupo de indicadores.

Los distintos indicadores difieren significativamente con respecto a sus relaciones ruido a señal ajustadas. Mientras que esta relación es sólo de 0.19 para la tasa de cambio real (seguida por una crisis bancaria a 0.34), esta es de 1.69 para la relación tasas activas a tasas pasivas. La relación ajustada ruido a señal se puede usar como un criterio para decidir qué variable dar de baja de la lista de indicadores posibles. Un dispositivo de señalización que emite señales en tiempos aleatorios (y que por lo tanto no tiene un poder predictivo intrínseco) debería obtener (con un número suficientemente grande de muestras), una relación ajustada ruido a señal igual a 1. Por lo tanto, esos indicadores con una relación ajustada ruido a señal igual o mayor que la unidad, introducen ruido excesivo y no son útiles en la predicción de crisis. Entonces, sobre la base de sus resultados Kaminsky et al

(1998), encuentran cuatro indicadores que pueden eliminarse de la lista. Esos indicadores son la relación tasas activas a colocaciones, tasas pasivas a captaciones, captaciones, importaciones, y tasas diferenciales de interés reales.

La discusión previa ordena a los indicadores de acuerdo a su capacidad para predecir crisis. Sin embargo, tal criterio no dice nada sobre el tiempo para revisar la señal. Desde un punto de vista de un hacedor de políticas¹³ que quiere implementar medidas preventivas, este no puede ser indiferente entre un indicador que envía señales válidas antes de que ocurra la crisis, y uno que emita señales sólo cuando la crisis es inminente. Enfocándose en la ventana de veinticuatro meses antes que se desencadene una crisis, el criterio del ordenamiento de los indicadores presentados, no distingue entre una señal dada doce meses antes de la crisis y una dada un mes antes de la crisis.

Persistencia de las Señales. Otra característica deseable en un indicador principal potencial, es que la señal sea más persistente antes de la crisis (es decir, durante la ventana de veinticuatro meses), que en otros periodos. Para predecir el comportamiento de los indicadores a este respecto, se hace una medida resumen de la persistencia de las señales (medida como el número promedio de señales emitidas por periodo) durante el periodo de pre crisis con relación a periodos de estabilidad financiera. Con esto, los indicadores se pueden ordenar de acuerdo a su comportamiento. Por ejemplo y, siempre haciendo

¹³Para examinar este problema, en Kaminsky (et. al., 1998), se tabuló para cada uno de los indicadores considerando el número promedio de meses anteriores a la crisis cuando se emitió la primera señal; esto no evita el hecho que el indicador puede continuar dando señales durante el periodo inmediatamente precedente a la crisis. En realidad, el hecho más notable acerca de estos resultados es que, en promedio, todos los indicadores envían la primera señal entre el primer año y año y medio antes de que se desencadene la crisis y se manifiestan problemas de fragilidad financiera en el sector bancario.

referencia a Kaminsky et al (1998), la tasa de cambio real resultó cinco veces más persistente antes de la crisis que en periodos de estabilidad.

Los indicadores particularmente útiles para anticipar crisis incluyen el comportamiento de las reservas internacionales, el tipo de cambio real, el crédito doméstico, el crédito al sector público y la inflación doméstica. Otros indicadores que deben ser incluidos son la balanza comercial, las exportaciones, el crecimiento de la oferta monetaria, el crecimiento real del PIB y el déficit fiscal.

Finalmente, el estudio señala que es importante reconocer que un SAT debería ser una herramienta útil para la predicción oportuna de la probabilidad de ocurrencia de una crisis monetaria; sin embargo cualquier sistema de este tipo está sujeto a limitaciones. Puede haber un conjunto de problemas, entre los que se incluyen los de naturaleza política e institucionales que pueden ser relevantes para un país en un momento particular dado, y que no estén incorporados en el SAT. Un enfoque amplio de la situación debería incluirlos.

2.3.4 APLICACIONES DEL ENFOQUE DE SEÑALES

Una vez comentados algunos aspectos básicos de los SAT, con respecto a sus aplicaciones citamos nuevamente el artículo de Kaminsky y Reinhart (1995), que trata de una manera directa y formal su construcción. A la vez, se muestra su potencial con la reseña de este caso. En este artículo se introducen y aplican las definiciones y conceptos descritos en Kaminsky (et. al., 1998). Los objetivos fueron encontrar patrones comunes y agentes asociados con crisis monetarias. Entre sus principales resultados están los siguientes: con respecto a la relación o liga entre las crisis, en la década de los años setentas, cuando los mercados financieros estuvieron altamente regulados, los análisis muestran la inexistencia de asociaciones entre las CB y las de balanza de pagos. En contraste, en los años 1980 que siguieron a la liberalización de los mercados financieros en muchas partes del mundo, las CB y CM se entrelazan más.

En cuanto a la identificación del pico de las CB, encontraron que éste, ocurre frecuentemente después del derrumbe de la moneda. Mientras las CB frecuentemente preceden a la crisis de balanza de pagos, no son necesariamente la causa inmediata de las crisis monetarias. Los resultados apuntan a causas comunes y, si los problemas bancarios o monetarios surgen primero, esto es circunstancial. Ambas crisis son precedidas por recesiones, al menos de crecimiento económico por debajo del normal, en parte debido a un empeoramiento de los términos del comercio, un tipo de cambio sobrevaluado y al aumento del costo financiero del crédito. Finalmente, afirman que cuando las crisis monetarias y

bancarias ocurren conjuntamente, la severidad que alcanzan es mucho mayor a la que presentan cuando ocurren aisladamente.

Por otro lado, en el 2000, Goldstein, Kaminsky y Reinhart, hicieron una presentación amplia de sus trabajos sobre los SAT basada en el enfoque de señales, mediante la publicación de un libro. La premisa básica del enfoque de señales utilizado por estos investigadores, es que el comportamiento de la economía es diferente cuando se produce una crisis financiera, que esto es sistemático y que constituye un patrón que se ha manifestado recurrentemente, en las economías estudiadas. Este patrón anómalo se manifiesta en la evolución de la economía y en los indicadores financieros. La evidencia empírica provee soporte a esta premisa. Para implementar el enfoque de señales clarifican los conceptos claves para el análisis, sobre crisis monetaria y crisis bancaria (ver “los principales problemas metodológicos de la predicción de crisis, utilizando el enfoque de señales”).

Uno de los mayores hallazgos de Goldstein (et. al., 2000), consiste en que los efectos del deterioro de la actividad económica son más persistentes en las CB que en las CM. Por ejemplo, toma alrededor de dos años para que el crecimiento económico regrese al promedio de los dos años previos a la CM, mientras que no se evidencia recuperación de la crisis bancaria, aun después de tres años. Sugieren como una posible explicación para esta diferencia que mientras en una crisis monetaria se reducen fuertemente las fuentes de fondos externos de financiamiento, una crisis bancaria reduce el acceso al crédito doméstico y al financiamiento externo de las empresas y las familias. Como resultado, se produce un colapso del crédito más severo en una crisis bancaria que en una crisis

monetaria.

2.3.5 APLICACIONES ADICIONALES DE LOS SISTEMAS DE ALERTA TEMPRANA

Para terminar esta sección, creemos pertinente incluir algunos comentarios sobre modelos de SAT basados en el enfoque de señales y el de las RNA y, cuando procede, hacemos una comparación entre ambos.

Los estudios de Nag y Mitra (1999), Kim (et. al., 2004), Yu (et. al., 2006) y Bruinshoofd (et. al., 2010) tienen en común la construcción de SAT para predecir crisis de diversa índole, tales como las recesiones económicas, crisis monetarias, ataques especulativos a la moneda para monitorear la vulnerabilidad del sector económico y financiero, para medir la asociación entre los ataques especulativos y los efectos reales de variables que caracterizan a la estructura económica, financiera, legal, socio-política de los países estudiados, etc. En los párrafos siguientes se presentan algunas generalidades de estos trabajos.

Nag y Mitra (1999), construyeron un SAT de CM para tres países del sudeste asiático: Malasia, Tailandia e Indonesia. Adoptaron un punto de vista empírico, para establecer un conjunto de indicadores económicos que puedan usarse para construir sistemas de predicción de crisis monetarias. Para esto, utilizaron dos enfoques: el enfoque de señales y el enfoque de RNA (que incluye aplicaciones relativamente nuevas en el campo de la predicción de crisis diversas). En este estudio se señalan los problemas

metodológicos de la predicción de crisis. Con sus resultados concluyen que el enfoque de RNA se comporta mejor en las tareas de predicción.

Kim (et. al., 2004) desarrollaron un indicador eficiente de las condiciones económicas coreanas, basado en la experiencia de la crisis económica de 1997. Para ello también usaron RNA. Monitorearon los cambios registrados en el índice de precios accionario coreano, el Korean Stock Price Index (KOSPI), de 1997; la presunción básica para juzgar si la economía alcanza estados de crisis, es que el indicador KOSPI refleja bien una condición económica dada; las señales las dividieron en tres patrones o intervalos de acuerdo al nivel de volatilidad; éstos, tres grupos o patrones representan los periodos estable, inestable y de crisis económica. Estos datos los presentaron como muestra de entrenamiento a una RNA. El resultado obtenido fue que la RNA tiene una alta aproximación para juzgar la condición económica inmersa en los datos presentados, lo cual les permitió sugerir que la crisis económica coreana posterior a la de 1997, ha estado profundamente influenciada por la crisis anterior. Como en los otros casos, se concluye que el modelo puede generalizarse para construir indicadores tempranos sobre alerta de crisis para otras condiciones económicas y, puede ser de utilidad a otros países que intentan construir un SAT de crisis económica. El sistema provee un indicador especializado que puede proporcionar una señal cuando la economía ha entrado en zona de crisis.

Bhattacharyay (et. al., 2009) realizaron un trabajo con el objetivo de monitorear la vulnerabilidad del sector económico y financiero de Kazakhstán, para formular un plan de medidas de política económica apropiadas para prevenir y afrontar problemas financieros diseñaron indicadores compuestos para el sector real de la economía, el sector bancario, el

sector financiero global y el ambiente económico internacional de Kazakhstán y se estudió la interacción de estos indicadores compuestos. Se indica que para reducir la vulnerabilidad a crisis, los países deben tener un conjunto de políticas económicas, como serían un tipo de cambio flexible, instituciones eficaces, buen gobierno y un sistema supervisor para la vulnerabilidad. Se sostiene que más allá del desarrollo de mercados financieros, con mayor liquidez y más profundos, para fortalecer el sistema y las instituciones financieras, para prevenir crisis futuras, la inestabilidad financiera, o para minimizar su impacto, son esenciales medidas tales como: mayor independencia del banco central, una vigilancia prudencial mejorada y regulación de los mercados financieros, infraestructura legal, mejor gobierno corporativo y la mayor transparencia política. Otros factores que posiblemente son importantes en la predicción de una crisis pero que son difíciles de medir, incluyen la calidad del gobierno corporativo, la independencia del banco central, la confiabilidad del sistema legal, la estabilidad política, y otros aspectos institucionales.

En el trabajo se señala que las crisis monetarias y financieras en varios países en desarrollo y su contagio a algunos países desarrollados revelaron las limitaciones del estado actual de los sistemas de monitoreo monetario y financiero. En base a lo anterior se concluye que un sistema de alerta debe ser capaz de descubrir la magnitud y naturaleza de la vulnerabilidad económica y financiera en una fase temprana y sugerir las acciones de política apropiadas para prevenir una crisis.

En algunos SAT se manejan básicamente indicadores simples, como por ejemplo: las exportaciones, las importaciones, la tasa de cambio, las reservas internacionales, el crédito doméstico con respecto al PIB, etc. Sin embargo, las investigaciones actuales

identifican la necesidad de utilizar indicadores más complejos. Tal es el caso de los indicadores compuestos y el de los indicadores macro y micro prudenciales. La construcción de indicadores compuestos condensa la información contenida en una multitud de indicadores individuales. Se puede construir un indicador compuesto para medir la probabilidad de una crisis condicionada a múltiples señales de los distintos indicadores, los más fiables reciben mayor peso en este indicador compuesto. Ejemplos de indicadores macro prudenciales son la inflación, el precio de los activos, las exportaciones, las importaciones, entre otros. Ejemplos de indicadores micro prudenciales son la adecuación de capital, la calidad de los activos, el diferencial entre tasas activas y pasivas, la liquidez, el riesgo de crédito, la solidez de la banca, las ganancias, etc.

Para terminar este capítulo, podemos señalar sobre la base de los estudios revisados y la utilización de las RNA que los sistemas de predicción de crisis financiera y sistemas de alerta temprana antes descritos, han mostrado un comportamiento positivo. Pero como dicen Bhattacharyay (et. al., 2009) todavía no hay ninguna norma universalmente aceptada para construir un sistema de alerta para evaluar la vulnerabilidad financiera. Incluso, todavía es casi imposible cronometrar, predecir la probabilidad y naturaleza de una posible crisis. Puede ser mejor usar el análisis macro-prudencial en la prevención de crisis. Sin embargo, existe una vasta cantidad de trabajos que muestran un avance considerable en ese sentido y los sistemas de predicción resultantes son cada vez más elaborados e incluso aplicables para economías distintas a las que fueron hechos.

APÉNDICE II.1

PREDICCIÓN DE QUIEBRA BANCARIA, BASADOS EN EL USO DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES. EVOLUCIÓN DE LA BANCA COMERCIAL (2001-4 Y 2010-2). PARTICIPACIÓN DE LOS BANCOS EN EL SISTEMA BANCARIO MEXICANO

PREDICCIÓN DE QUIEBRA BANCARIA, BASADOS EN EL USO DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Retomamos en esta sección el tema de la predicción del estado del sistema bancario y a partir de la robustez o fragilidad financiera del sistema bancario mexicano (SBM), la posibilidad de ocurrencia de crisis financieras. En esta sección comentamos las opciones que se pueden utilizar para este propósito.

Siguiendo con el enfoque actual (microeconómico) con la BD de patrones procesada, se requiere construir y aplicar perceptrones multicapa (PMC). Otra opción consiste en predecir nueve o veinte de índices utilizados en los modelos, para posteriormente evaluar la S o I del SBM.

Obtención de Series de Tiempo. El banco que cuenta con el mayor número de registros es Mercantil del Norte, con un total de 51 registros. Adicionalmente contamos con una docena de bancos con un número de registros entre 50 a 20 (Inbursa, Banamex, Mifel, etc.). El resto no poseen más allá de 20 registros; así, no se cuenta con muestras suficientemente grandes de bancos en proceso de quiebra o en estado de solvencia, para el periodo 1991-95,

la periodicidad es trimestral. En problemas de predicción se recomienda contar con un número aproximado de sesenta valores en cada serie de tiempo que se utilice en modelos de predicción. En esta situación se tienen dos opciones, la primera es ampliar el periodo de análisis. La otra es reducir la periodicidad de los datos, pasando de la trimestral a la mensual; en este caso con cinco años de registro para una unidad, se pueden tener datos suficientes; por ahora no se cuenta con datos de esta periodicidad. También es posible adoptar el enfoque de datos financieros tomados de las hojas de balance, en lugar del uso de índices, lo cual puede resultar más rápido. En cualquiera de los dos casos, una vez evaluada la ocurrencia de una crisis bancaria, se deben hacer las consideraciones necesarias, para inducir las posibilidades de desarrollo de crisis financieras.

Varios tipos de crisis se han estudiado con un enfoque más ortodoxo (de tipo macroeconómico), introduciendo grupos de indicadores, y construyendo un sistema de alerta temprana (SAT); estos monitorean algunas variables en el tiempo, y emiten señales de alarma, cuando se rebasa un umbral predeterminado. Su utilización podría requerir la introducción de nuevos indicadores de crisis bancaria, y el uso PMC (redes neuronales con retraso en el tiempo, RDRT) diseñados para realizar predicción temporal. En el capítulo II, describimos estos modelos con alguna amplitud y comentamos casos aplicados a la predicción de crisis monetaria, ataques especulativos, etc.

SITUACIÓN DE ALGUNOS BANCOS EN LOS AL CIERRE DEL AÑO 2001 Y AL SEGUNDO TRIMESTRE DEL 2010

Al cierre del año 2001 la situación general del SBM fue totalmente distinta a la observada en 1995-4, ya que las utilidades netas totales de los bancos se recuperaron a los niveles del mismo trimestre del año 1991, en casi todas las entidades y solo algunas registraron pérdidas.

Al cierre del mes de junio del 2010 (son los últimos datos disponibles al momento de realizar el procesamiento de la información aquí utilizada) encontramos que los bancos de capital extranjero mayoritario concentran el 55.89 por ciento de los activos y las disponibilidades, el 56.21 por ciento de la cartera de crédito vigente, el 58.97 por ciento de las captaciones totales y el 61.50 por ciento de las utilidades netas totales (ver Tabla 1). La participación relativa de los bancos de capital extranjero¹ citados, y las representaciones de entidades del exterior, reúnen el 74.92 por ciento de los activos totales que se manejan en el SBM. Cabe señalar que la situación de los bancos más solventes en los que participa el capital extranjero, está determinada no sólo por las condiciones en el país sino también por la situación de sus casas matrices en el extranjero. Por lo tanto en el desempeño de este tipo de entidades se deben considerar los flujos de egresos o ingresos desde o hacia la casa matriz y la evaluación de su solvencia e insolvencia es más complicada.

Tabla 1 Participación de bancos de capital extranjero importantes del SBM (2010-2)

AÑO	TRIMESTRE	BANCO	ACTIVO TOTAL	DISPONIBILIDADES	CARTERA CREDITIVA VIGENTE	PASIVO TOTAL	CAPTACIONES	CAPITAL CONTABLE	INGRESOS FINANCIEROS	MARGEN FINANCIERO	INGRESOS POR SERVICIOS	UTILIDAD NETA
2010	2	BANAMEX	21.77%	14.80%	16.76%	21.22%	18.67%	26.27%	18.99%	18.05%	12.10%	27.03%
2010	2	BBVA BANCOMER	22.23%	26.05%	26.65%	22.74%	24.94%	18.04%	25.42%	27.53%	34.71%	30.35%
2010	2	HSBC BANK	8.48%	9.67%	7.71%	8.61%	10.30%	7.40%	8.34%	9.57%	12.88%	0.63%
2010	2	SANTANDER	12.58%	17.02%	9.97%	12.35%	11.15%	14.46%	8.70%	7.73%	11.16%	17.33%
2010	2	SCOTIABANK INVERLAT	3.40%	3.36%	5.10%	3.23%	5.05%	4.81%	3.91%	4.67%	3.22%	3.49%
		TOTAL	68.46%	70.91%	66.18%	68.15%	70.12%	70.97%	65.36%	67.54%	74.07%	78.83%

Los datos correspondientes al 2010-2 sugieren que los bancos son solventes, no presentan problemas de adecuación de capital, elevada cartera vencida, etc., con excepción de unos pocos bancos¹. Se trata de bancos de menor importancia relativa los que registraron pérdidas pero en porcentajes bajos, por lo que esos resultados negativos no afectarían en modo alguno la solvencia del SBM. Estos, a excepción de IXE, son entidades asociadas a tiendas comerciales como Wal-Mart y Bancoppel. Al cierre del mes junio de 2010, los bancos mexicanos más importantes son Mercantil del Norte, Inbursa y del Bajío y concentran el 19.82 por ciento de los activos totales; los ingresos por servicios de los cinco bancos representan el 19.61 por ciento de los activos y pasivos del SBM y, las utilidades netas representan el 13.75 por ciento del sistema.

¹ Estos bancos en general conceden microcréditos a personas físicas principalmente o bien líneas de crédito de tarjetas créditos. Son operaciones de créditos de montos muy reducidos, en promedio de \$ 5,000 (cinco mil pesos moneda nacional) y tasas de interés efectivamente pagadas de hasta el 80 por ciento del capital. (ver página de internet de la Comisión Nacional para la Protección y Defensa de los Usuarios de Servicios Financieros en www.condusef.gob.mx)

PARTICIPACIÓN DE LOS BANCOS EN EL SISTEMA BANCARIO MEXICANO EN LOS AÑOS DE 1991, 1994 Y 1995

En la siguiente tabla presentamos una parte de la matriz de participación de los bancos intervenidos y extranjeros en el SBM al cierre del ejercicio fiscal 1995.

Tabla 2 Matriz de Participación de los Bancos en el Sistema Bancario Mexicano

AÑO	TRI-MES-TRE	BANCO	ACTIVO TOTAL	DISPO-NIBILIDADES	CARTE-RA CRED. VIGENTE	PASIVO TOTAL	CAPTA-CIONES	CAPIT-AL CONTA-BLE	INGRE-SO FINAN-CIERO	MAR-GEN FINAN-CIERO	INGRE-SOS POR SERVI-CIOS	UTILI-DAD NETA
1995	4	MEXICANO	7.52%	7.29%	6.14%	7.81%	6.59%	3.57%	11.61%	3.78%	11.02%	-26.28%
1995	4	ATLANTICO	5.12%	11.36%	4.07%	5.20%	5.01%	4.03%	5.17%	1.83%	3.08%	-7.93%
1995	4	INTERNACIONAL	6.41%	9.85%	5.33%	6.47%	4.84%	5.61%	5.20%	2.75%	5.39%	1.91%
1995	4	BILBAO VIZCAYA	2.91%	0.98%	2.75%	2.96%	2.94%	2.13%	2.58%	0.47%	2.37%	-30.88%
1995	4	BANCRECER	3.98%	6.35%	4.82%	4.10%	4.56%	2.27%	3.91%	2.62%	3.03%	-4.90%
1995	4	CONFLA	3.01%	4.75%	3.37%	3.05%	4.06%	2.43%	3.57%	3.58%	1.98%	-15.40%
1995	4	BANORO	2.00%	1.73%	2.62%	2.01%	2.81%	1.83%	2.49%	1.74%	1.99%	-3.14%
1995	4	INDUSTRIAL	0.26%	0.23%	0.27%	0.26%	0.29%	0.19%	0.38%	0.25%	0.20%	-0.05%
1995	4	IXE	0.18%	0.25%	0.04%	0.17%	0.06%	0.23%	0.15%	0.08%	-0.19%	-0.05%
1995	4	BANSI	0.02%	0.01%	0.00%	0.01%	0.00%	0.18%	0.01%	0.05%	0.07%	-0.10%
1995	4	DRESDNER BANK	0.02%	0.25%	0.00%	0.00%	0.00%	0.24%	0.00%	0.01%	0.00%	-0.52%
1995	4	ING BANK	0.02%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.35%	0.00%	0.02%	0.02%	-0.07%
		TOTAL	31.43%	43.04%	29.42%	32.04%	31.15%	23.08%	35.06%	17.18%	28.95%	-87.41%

ANÁLISIS DE OBSERVACIONES ATÍPICAS

Iniciamos esta sección con la definición de datos atípicos extraída de Peña (2002: 120): “los datos atípicos son aquellas observaciones que parecen haberse generado de forma distinta al resto de los datos. Pueden ser causados por errores de medición o transcripción, cambios en el instrumento de medición o a heterogeneidad intrínseca de los elementos observados”. La caracterización de un solo dato atípico es simple ya que, por definición, debe estar alejado del resto, con lo que la distancia entre el valor atípico y el resto de las observaciones² será grande. Alternativamente, podemos definir un dato atípico como un punto que se encuentra lejos del centro de los datos (Ibíd.).

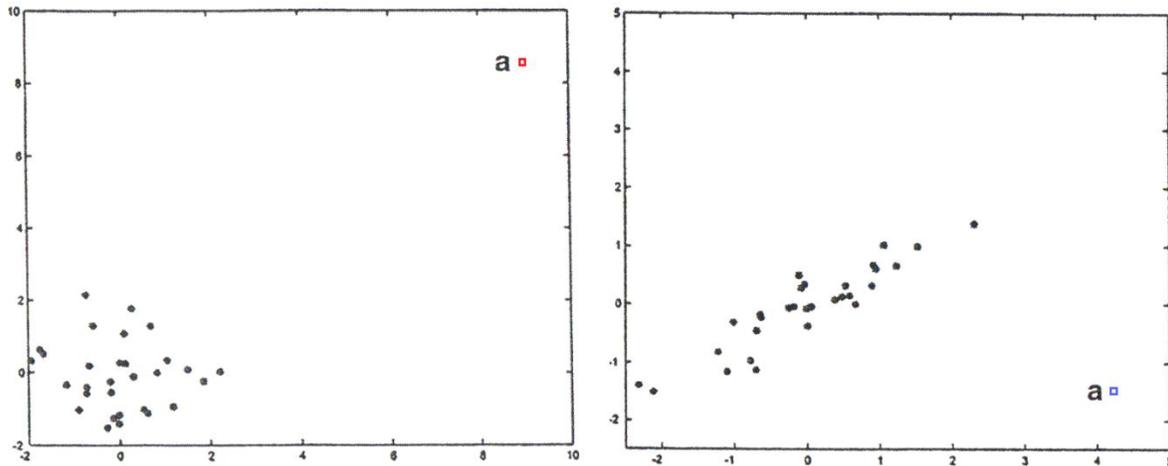
Efectos de los Datos Atípicos. Las consecuencias de la inclusión de una sola observación atípica pueden ser graves: podrían distorsionar las medias y desviaciones típicas de las variables y destruir las relaciones existentes entre ellas. El efecto del dato atípico³ depende de su tamaño, pero también de su posición (Figura 1a. en general, si el tamaño del dato atípico es grande, la media, varianzas y covarianzas de las variables pueden distorsionarse fuertemente. Una sola observación⁴ atípica puede distorsionar arbitrariamente los coeficientes de correlación entre las variables Figura 1b. (Ibíd., 121-122).

² Los análisis efectuados sobre datos colectados en condiciones de estrecho control, revelan que es frecuente que aparezcan entre un 1 por ciento y 3 por ciento de observaciones atípicas respecto al resto de la muestra. Cuando los datos se han recogido sin un cuidado especial, la proporción de datos atípicos puede llegar al 5 por ciento y ser incluso mayor (Peña, 2002: 120).

³ Identificación de grupos de observaciones atípicas: Hay dos enfoques: El primero es utilizar estimadores robustos, que son estimadores diseñados para verse poco afectados por cierta contaminación de datos atípicos. El segundo es detectar los datos atípicos, y aplicar el cálculo de los estimadores a las muestras limpias de datos atípicos. Ambos enfoques son complementarios (Peña, 2002: 123).

⁴ Cuando existe más de un dato atípico una muestra, puede producirse el efecto conocido como enmascaramiento, que consiste en que observaciones atípicas similares se ocultan entre sí. (Ibíd., 123).

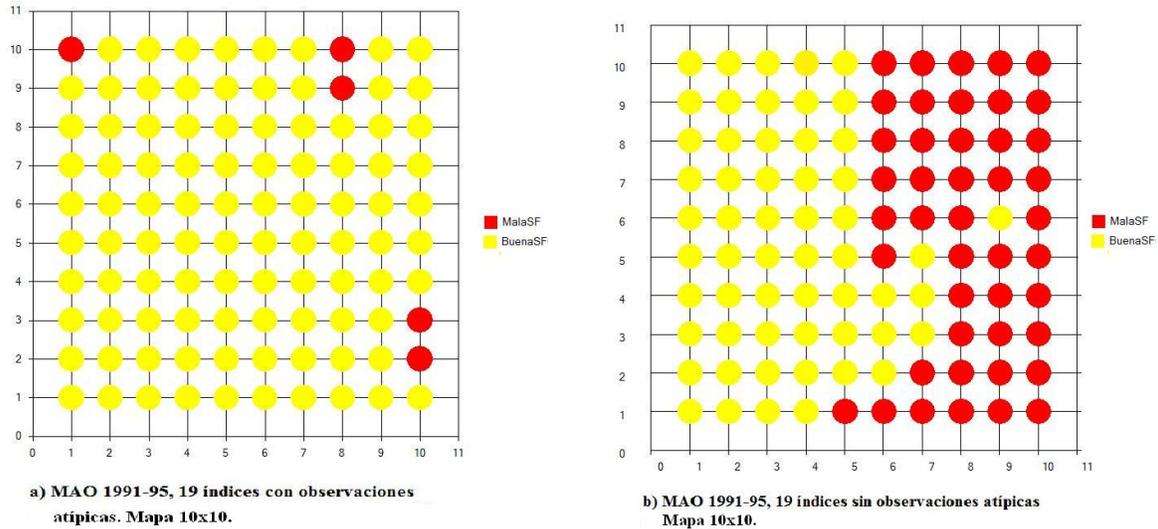
Figura 1. Efecto de datos atípicos. a) Crean correlación falsa, b) destruyen correlación real



Fuente: Peña (2002)

Con respecto al agrupamiento de unidades del SBM del periodo 1991-95, solo se hizo una exploración, en la cual se realizó lo siguiente. Primero, se entrenó un MAO de dimensión 14x14, con una muestra de aprendizaje de nueve índices, incluyendo todos los patrones. Los mapas resultantes se discriminaron mediante el criterio de rentabilidad ya expuesto, y se obtuvo lo siguiente: El mapa entrenado con valores atípicos se muestra en la Figura 2a, donde se manifiesta una distorsión total de las dos zonas de S e I. Este es el efecto de los datos atípicos. En cambio cuando se construye un MAO eliminando de la muestra de aprendizaje los patrones que difieren en más de tres veces la desviación estándar, se obtiene un mapa con las zonas de S e I mejor delimitadas (Figura 2b).

Figura 2. MAO 1991-95, 9 Indices. a) Datos con observaciones atípicas. 2b) Datos sin observaciones atípicas



En el MAO de la Figura 2a, observamos que la inclusión de observaciones que podrían considerarse como atípicas fuera del rango $\mu_{I_i} - 3\sigma_{I_i} \ll I_i \ll \mu_{I_i} + 3\sigma_{I_i}$, corresponden a patrones de unidades clasificadas por el MAO como unidades que se ubican en la zona de insolvencia. Se presenta el efecto de los datos atípicos delineado en la Figura 2b, destruyéndose una relación existente entre la mayoría de los patrones, presentando a esta gran mayoría de las unidades como solventes.

La revisión detallada de estos patrones atípicos permite evaluar que son solo dieciséis, cuyos índices se desvían más de tres veces la desviación estándar, de sus respectivos valores medios. En dicha revisión, correspondiente al modelo de nueve índices encontramos que esos patrones clasificados como insolventes por el MAO, aunque poseen

altos valores en la cartera de inversiones, efectivamente tienen índices de rentabilidad (económica y financiera) negativas, bajo nivel de reservas con relación a los pasivos exigibles y elevados costos administrativos. Esto significa, que son unidades insolventes debido a las pérdidas importantes registradas en sus hojas de balances, reservas insuficientes para cubrir las pérdidas por la cartera incobrable y también por el grado de ineficiencia que refleja cada unidad, atendiendo a la relación entre los gastos administrativos e ingresos totales de operación, donde los gastos administrativos son elevados. En 1991 sólo aparece el Banco Internacional con valores atípicos con respecto a los demás bancos. Los otros quince bancos cuyos patrones corresponden a datos muy alejados del resto de los valores de la muestra, son bancos que se encuentran en mala situación financiera, principalmente en los años 1994 y 1995 (Tabla 1).

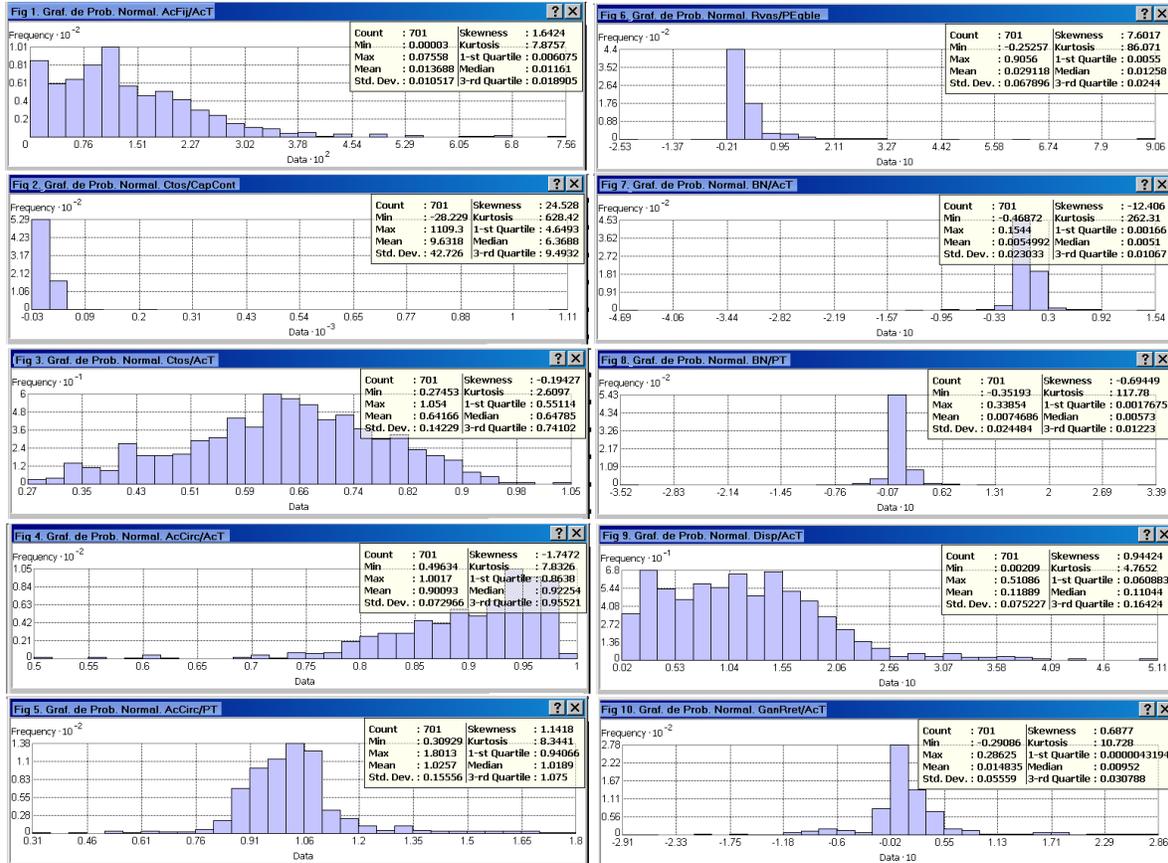
Tabla 2 Unidades no clasificadas por KMedias por sus índices atípicos

AÑO	TRIMESTRE	BANCO	AÑO	TRIMESTRE	BANCO	AÑO	TRIMESTRE	BANCO
1991	4	INTERNACIONAL	1995	2	INTERACCIONES	1995	1	DEL BAJÍO
1994	2	BILBAO VIZCAYA	1995	3	INTERACCIONES	1995	2	INBURSA
1994	1	INTERNACIONAL	1995	4	INTERACCIONES	1995	3	INBURSA
1994	1	PROMEX	1995	1	QUADRUM	1995	2	J.P. MORGAN
1994	3	SERFÍN	1995	2	SANTANDER	1995	3	MERCANTIL DEL NORTE
1995	4	AFIRME	1995	3	BANCRECER	1995	3	MEXICANO
1995	1	BANAMEX	1995	1	BILBAO VIZCAYA	1995	3	PROMEX
1995	1	BANCOMER	1995	2	BILBAO VIZCAYA	1995	1	PROMEX
1995	2	INDUSTRIAL	1995	1	CHASSE MANHATTAN	1995	4	SANTANDER
1995	4	INTERACCIONES	1995	3	CITIBANK	1995	4	SERFÍN

La revisión del caso del modelo de diecinueve índices con y sin observaciones atípicas arrojó prácticamente los mismos resultados. Una vez mostrado el efecto de los valores atípicos sobre los MAO, se pueden considerar la sugerencia discutidas por Masters (1993), al enfrentar el dilema de eliminar datos.

Si se satisface que los índices tienen una densidad de probabilidad normal, entonces casi 90 por ciento de una distribución normal queda dentro de 1.5 desviaciones estándar de la media. Incluso puede esperarse que en un conjunto de datos normalmente distribuidos el 100 por ciento de la muestra tenga al menos 2.5 desviaciones estándar de la media. Así que existe una regla que en una distribución normal no debemos rechazar un punto a menos que sea muy extremo. Los 16 patrones de la Tabla 1 rebasan el límite recomendado por Masters (1993) y rebasan un límite todavía mayor; por lo tanto es prudente eliminarlos. Si se mantienen los valores extremos nos enfrentamos al problema de solicitar a la red que aprenda información que podría ser incorrecta. Para ejemplificar que los datos obtenidos de la CNBV, no se ajustan a esta situación, se muestran algunos histogramas (Figura 3).

Figura 3. Histogramas



Aun con todos los problemas mencionados, se maneja que una red que tenga funciones de activación sigmoideas funciona bien siempre y cuando se normalicen los datos, pero esto no se hizo, porque cualquier transformación no lineal de los datos elimina el significado original del enfoque de índices.

Masters menciona que “algunas RNA manejan adecuadamente los valores extremos pero si la distancia del dato con respecto a la media es muy grande, entonces se separará del resto de los datos; por lo tanto, no harán ninguna contribución esencial a las funciones potenciales que determinan la salida de la red”.

No es posible verificar la veracidad de estos datos, puesto que son integrados y tratados por la CNBV; por otro lado, el propósito de esta tesis, es verificar la potencialidad de las RNA para predecir el estado de un Sistema Bancario, y esto se ha demostrado con los casos que excluyen valores tan extremos, para los cuales la fuente de información no da ninguna justificación.

CAPÍTULO III

FUNDAMENTOS DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES

“A diferencia de los modelos estadísticos tradicionales, los cuales intentan ajustar los datos a un modelo, las redes neuronales fabrican un modelo que se ajuste a los datos”. Alfonso y Torres (1992).

3.1 INTRODUCCIÓN

Como hemos destacado en los capítulos anteriores, el objetivo fundamental de este trabajo es elaborar un ejercicio que permita detectar la posibilidad de una crisis financiera, lo que permitiría implementar a tiempo las medidas de política sugeridas por Minsky para evitarlas. Para tal efecto, es necesario conocer en primera instancia, siguiendo la clasificación minskyana, si las unidades son o no, de acuerdo a su grado de solvencia/insolvencia, hedge, especulativas o Ponzi. Por esta razón, requerimos de una técnica cuantitativa que nos permita clasificar a las unidades (en nuestro ejercicio, a los bancos que integran el sistema bancario mexicano) de acuerdo a dicha clasificación. Una técnica que ha sido usada en estos términos es la de las redes neuronales artificiales (RNA).

Existe amplia información sobre la teoría de las RNA. Aquí presentamos información solo de un pequeño número de fuentes, entre las cuales están principalmente: Isasi y Galván, 2007; Anderson, 2007; Hilera y Martínez, 2000; Hagan, Demuth y Beale, 1996, Haykin, 2005, etc. Una descripción exhaustiva está fuera del alcance de este trabajo; para mayores detalles puede recurrirse a la amplia bibliografía existente.

En la revisión de la literatura presentada en el capítulo previo sobre crisis bancarias, crisis económicas y su predicción, encontramos que la investigación cuantitativa sobre estos temas, desde la segunda mitad del siglo XX, se inició con la aplicación del análisis discriminante (AD) y posteriormente continuó con el uso de la regresión logística multivariada (RL), ambas herramientas del análisis multivariado.

Casi simultáneamente en la segunda mitad del Siglo XX, en la Inteligencia Artificial (IA), surgieron varias disciplinas que actualmente se agrupan en una sola área multidisciplinaria, en la que aparecen fuertes traslapes con la teoría estadística y que constituyen una alternativa para el análisis de las CB, de tal manera que a la fecha, la literatura sobre CB basada en estas técnicas es amplia. Entre estas se encuentran las RNA, con los perceptrones multicapa (PMC) y los mapas autoorganizados (MAO) entre otras¹.

Así se puede encontrar que se han desarrollado técnicas de la IA, como contraparte a las creadas anteriormente en el análisis multivariado; por ejemplo, para la autoorganización, mientras que en la estadística se utilizan el agrupamiento jerárquico, la técnica de las K-Medias, etc., en las RNA se desarrollaron los MAO. En la clasificación de bancos en situación de solvencia o insolvencia, en la estadística se han usado el AD y la RL, mientras que en las RNA se crearon los PMC y los MAO etiquetados (sección 3.2). En la predicción basada en series de tiempo, se manejan los modelos autorregresivos, promedios móviles o la combinación de ambos, mientras que en las RNA se implementaron las RNA con retraso en el tiempo (Time Delay Neural Networks, TDNN).

¹ Como son la Minería de datos, los Árboles de Decisión, los K-Vecinos más Próximos, las Máquinas de Soporte Vectorial, etc.

El objetivo de las técnicas alternativas mencionadas es desarrollar algoritmos que permitan “aprender” a las computadoras, aprovechando su vertiginoso desarrollo, tratando de crear programas capaces de generalizar comportamientos a partir de información no estructurada, suministrada en forma de ejemplos, en un proceso de inducción del conocimiento. Con esto se posibilita en el estudio de problemas económicos, la obtención de soluciones con un enfoque de cálculo alternativo a los modelos econométricos ortodoxos.

Como señalamos en el capítulo anterior, hay trabajos que utilizan las RNA para el estudio de la solvencia de un sistema bancario, pero que omiten el uso de un marco macroeconómico adecuado, en particular el vínculo entre el sector financiero y el sector productivo. En esta investigación usamos el marco teórico minskyano y las RNA para tratar de identificar y/o predecir las CB y/o CF. Esta herramienta nos permite analizar dos aspectos de los datos, uno de agrupamiento y otro de clasificación, en ese orden. Por agrupamiento se entiende a la separación en clases bien diferenciadas; en nuestro caso en conjuntos de bancos solventes (S) o insolventes (I), que poseen rasgos o índices similares, representados por vectores algebraicos n-dimensionales o patrones. Por clasificación se entiende a la determinación de la pertenencia de un banco dado, a un conjunto de clases predeterminadas mediante un agrupamiento.

Dicho lo anterior, ya que las herramientas que usamos son los mapas autoorganizados de Kohonen (MAO) y los perceptrones multicapa (PMC), presentamos un extracto de la teoría básica sobre su funcionamiento. Sólo se presentan las definiciones de algunos conceptos fundamentales de los MAO y de los PMC, remitiendo al lector a varias fuentes bibliográficas, en el caso de que se requiera más información sobre los conceptos

aquí presentados. Soslayamos la descripción de la estructura de la neurona artificial, pero remitimos al lector interesado a consultar referencias como Isasi y Galván, 2007 e Hilera y Martínez, 2000, donde se da una descripción amplia del tema. Describimos la construcción de RNA con diferentes arquitecturas, usando como bloque básico a la neurona artificial (sección 3.3), y finalmente, introducimos las dos arquitecturas de RNA usadas, los MAO (sección 3.4) y el PMC (sección 3.5), para la solución de los problemas de autoorganización y de clasificación del sistema bancario mexicano (SBM) en el periodo de interés.

Así, antes de exponer nuestro ejercicio empírico, consideramos necesario presentar una descripción y una justificación sobre las RNA y otras técnicas. En primera instancia, mostramos comparaciones encontradas en la literatura consultada; así recopilamos comparaciones entre los modelos de Análisis Discriminante (AD), Regresión Logística (RL) y las RNA, más recientes a las dos anteriores. La conclusión a la que llegamos es que la mayor parte de las referencias consultadas evalúan positivamente a las RNA; por lo tanto, en la búsqueda de herramientas más modernas al AD y la RL, resulta interesante hacer una exploración, que no debiera ser la única, de la potencialidad de las técnicas de las RNA en el caso mexicano. Otra de las técnicas utilizadas más recientes son los procesos gaussianos.

3.2 COMPARACIONES ENTRE EL AD, LA RL Y LAS RNA

La introducción de las RNA al estudio de las crisis bancarias (CB), se realizó cuando ya los métodos de AD y RL, estaban bien establecidos. Esto obligó a que en su proceso de introducción las RNA debieran validarse contra los modelos de análisis discriminante² y de regresión logística³. Así, en casi todas las referencias que aplican las RNA al estudio de CB, se realizan estas validaciones. En esta sección se resumen algunas observaciones importantes.

MODELOS DE AD Y RL. Las conclusiones más citadas sobre estos modelos son las siguientes: a) en su momento el AD ha sido una de las técnicas estadísticas más utilizadas

² **Análisis Discriminante:** La discriminación o clasificación aparece en muchas áreas, como en la clasificación de unidades en solventes o insolventes; también se puede considerar que aparece en la clasificación de unidades hedge, especulativas y Ponzi. Sin entrar en detalles matemáticos, pues esto requiere más que un pie de página, se presenta la definición del problema de clasificación: Si se hacen las suposiciones siguientes: a) se dispone de un conjunto amplio de elementos que pueden provenir de dos o más poblaciones distintas; b) se cuenta con una muestra de elementos preclasificados, que sirve de base para la clasificación de otros elementos de clase desconocida; c) se conoce la distribución de las poblaciones consideradas. Con estas hipótesis, se desea clasificar un nuevo elemento del cual se desconoce la clase. A este problema se le conoce como clasificación supervisada. Hay muchas técnicas de solución; una es el análisis discriminante de Fisher, basado en la normalidad multivariante de las variables descriptivas consideradas. La interpretación geométrica de estas técnicas, implica la obtención una recta, hiperplano o conjunto de hiperplanos (cuando hay más de dos clases), que separan claramente a los cúmulos (para mayores detalles consultar por ejemplo a Peña, 2002).

³ **Regresión Logística:** Existen situaciones en las que no se puede usar la regresión simple o múltiple, lineal o no lineal, para definir la relación entre un conjunto de variables independientes y una variable de respuesta (*vr*). La situación más común es cuando la *vr* expresa la ocurrencia o no de un suceso (como solvencia S o insolvencia I). Esto se logra con la transformación logística de la probabilidad *P* de que un suceso ocurra, lo que significa aplicar el logaritmo al odd asociado a esta probabilidad. Un odd proporciona la relación entre la probabilidad de que ocurra un fenómeno y de que no ocurra. Así se puede formular el caso más simple de regresión logística binaria simple como $\ln \frac{S}{I} = \alpha + \beta_1 x_1$, donde S es la probabilidad de que un banco este en insolvencia e I es lo contrario. Cuando el estado de S o I depende de muchas variables independientes (como en nuestro caso indicadores), se obtiene el modelo de regresión logística binaria multivariada, expresada como: $\ln \frac{S}{I} = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k$ (Silva y Barroso, 2004).

en la elaboración de modelos de predicción de CB. b) la limitante del AD es que requiere una distribución normal de los datos que se clasifican. Esta limitante impulsó la creación de otras técnicas cuando los datos no se distribuyen normalmente, dando origen al método de RL (Davis y Karim, 2008). También lo señalan Muller et al (2009) en una revisión que realizaron de la literatura sobre las técnicas de AD, RL y RNA aplicadas a la predicción de quiebras empresariales. En especial subrayaron que “la ventaja del análisis de RL es que no hace supuestos sobre la normalidad de los datos” [(Balacen and Ooghe, 2006: 69), citado por Muller et. al 2009].

A la ventaja de la eliminación de la restricción de normalidad de los datos, Etheridge y Sriram (1997) y Zavgren (1985), añaden que el modelo de RL, establece la probabilidad de ocurrencia de una CB, lo cual lo hace más útil que aquéllos modelos que solo dan por resultado una clasificación dicotómica como el AD.

MODELOS DE RNA. También es necesario señalar las ventajas y desventajas de las RNA. Villamil (2009) destaca las siguientes: a) Las RNA son sistemas tolerantes a falla porque funcionan en paralelo, lo cual los potencia para construir sistemas de alerta temprana (SAT), pues podrían funcionar aun con menos datos de aquellos con los que se diseñan y construyen; b) Las RNA son flexibles a los ambientes que las rodean, por lo que bajo ciertas condiciones no necesitan ser programadas nuevamente frente a cambios en el entorno; c) Gran cantidad de problemas reales son no lineales, y en las RNA, la sola combinación de varias neuronas configuradas en paralelo produce una función de salida altamente no lineal en variables y parámetros. En contraste, los modelos lineales generalizados como la RL, pueden ser no lineales en variables, pero sí lo son en sus

parámetros; d) La mayor diferencia entre las RNA y los métodos anteriores es que las RNA “fabrican un modelo que se ajusta a los datos, a diferencia de los modelos estadísticos tradicionales que intentan ajustar los datos a un modelo. El enfoque de las RNA es diametralmente opuesto” (Alfonso y Torres, 1992, citado por Villamil, 2009). Al igual que la RL, las RNA (Demyanyk y Hasan, 2009), son superiores con respecto al AD pues sus modelos no hacen ningún supuesto sobre la distribución estadística de los datos, lo cual las hace más útiles en situaciones prácticas. Las anteriores son ventajas indiscutibles de las RNA sobre el AD y la RL.

Sin embargo, las RNA tienen desventajas que con frecuencia desalientan su uso. Entre ellas, Villamil (2009) cita a las siguientes. a) El entrenamiento de una RNA es un proceso de “ensayo y error” que, cuando no se tiene el conocimiento suficiente, consume demasiado tiempo⁴; este aumenta si la red es compleja y/o si el tamaño de la muestra de entrenamiento es grande. b) No existe un procedimiento respaldado teóricamente para determinar a priori la arquitectura de una RNA (número de capas y neuronas por capa, etc.), ni las variables de entrada con mayor relevancia, lo que obliga a recurrir a otras técnicas, y no se puede hacer inferencia estadística para medir la importancia de los pesos, aunque existen trabajos que estudian esta posibilidad (Sarle, 1994, citado por Villamil, 2009). c) En el caso de los perceptrones multicapa (PMC), la superficie del error para arquitecturas complejas, incluye muchos mínimos locales; esto aumenta la posibilidad de que el algoritmo de aprendizaje quede atrapado en uno de ellos, sin alcanzar al mínimo global que es el único que proporciona la solución correcta, y d) Los pesos o parámetros de un PMC no tienen

⁴ Y agregaríamos nosotros, puede conducir a modelos que no son óptimos, limitando fuertemente las potencialidades de las RNA.

interpretación estadística, mientras que los coeficientes de un modelo estadístico si la tienen.

Las anteriores, son comparaciones de tipo teórico. En cuanto a las comparaciones empíricas en los artículos revisados se localizó lo siguiente. Pompe y Bilderbeek (2005), utilizaron RNA y AD para predecir el estado de 476 empresas en quiebra y 1,500 empresas no quebradas. La exactitud obtenida con el método de AD fue del 80 por ciento y 76 por ciento, para las empresas ya consolidadas y para las empresas nuevas. En el caso de las RNA el porcentaje de acierto en la predicción resultó del 81 por ciento y 77 por ciento para las compañías antiguas y nuevas, respectivamente. De acuerdo a esto las RNA tienen una potencialidad similar al AD.

Investigadores como Bell et al, 1990; Hansen and Messier, 1991; Chung y Tam, 1992; y otros citados por Muller et. al, (2009), concluyen respaldados en sus trabajos, que las RNA son una alternativa válida a las técnicas tradicionales como la RL y el AD para evaluar quiebras financieras. Varios de los autores citados, muestran que los mejores modelos empíricos para predecir crisis utilizan frecuentemente técnicas estadísticas conjuntamente con técnicas como las RNA. Esto conduce a conclusiones como las de Muller et. al, (2009), quienes destacan que los métodos híbridos, que combinan varias técnicas, han adquirido relevancia significativa.

En un estudio efectuado para Sudáfrica, Arron y Sandler (1995: 57), utilizaron AD, RL y RNA para hacer predicción con una muestra de 28 empresas quebradas y 40 empresas no quebradas. La exactitud de las tres técnicas, comparando compañías quebradas y no

quebradas un año antes del fracaso, fue del 83,2 por ciento, 86,8 por ciento y 87,8 por ciento para AD, RL y RNA, respectivamente.

Etheridge y Sriram (1997) afirman que el AD y la RL permiten predecir quiebras financieras con un porcentaje de error bajo. Sin embargo, cuando la fecha en que se produjo la quiebra es lejana, las RNA predicen con mayor exactitud que la RL y el AD. Por esta razón los sistemas de alerta temprana contruidos con RNA, pueden resultar útiles para supervisores y evaluadores del desempeño de entidades bancarias. De acuerdo a Etheridge y Sriram (1997), el modelado con RNA es más exacto en términos de predicción y clasificación que el de RL y el de AD. Inclusive, las RNA podrían arrojar mejores resultados si se utiliza un mayor número de variables independientes, comparativamente con la RL y el AD. También corroboran las limitaciones ya mencionadas de las RNA como el que no proporcionan una medida de la importancia de las variables independientes y operan como cajas negras. Por otro lado, el estudio sólo utiliza datos de una industria para un periodo específico, de 1986 a 1988. Esto limita la generalización de los resultados a la industria en el periodo estudiado. Para superar lo anterior, los modelos deben utilizar datos de otras industrias y de otros períodos.

Mencionamos detalles del trabajo de Charitou et. al (2004), cuyo propósito principal fue examinar la importancia de la información sobre el flujo de dinero en efectivo, para elaborar un modelo de predicción de CF en empresas industriales públicas del Reino Unido para el periodo 1988-97, en el que utilizaron la RL y las RNA. Al término de su trabajo mencionan que tanto el modelo logístico como el de RNA producen resultados similares ya que clasifican correctamente el 96 por ciento y 94 por ciento, respectivamente, de los casos

de las compañías quebradas y no quebradas. Sin embargo, para el segundo año previo a la quiebra, la exactitud de la predicción realizada con el modelo logístico y las RNA se redujo al 75 por ciento y 70 por ciento, respectivamente. Señalan que los modelos construidos con RNA reducen significativamente el error tipo I, mientras que el modelo logístico produce un error tipo I más bajo que el tipo II, siendo el error tipo II el mismo para los dos modelos, la RL y las RNA. Altman et al. (1977) reportan que el error tipo I es 35 por ciento más costoso que el error tipo II. Entonces las RNA y el modelo logístico son útiles porque producen un error tipo I bajo. Concluyen que los modelos de RL y RNA son igualmente confiables para predecir crisis de compañías industriales en el Reino Unido. Pero la limitación principal de este estudio y de casi todos los anteriores es que no existe un marco teórico que guíe la selección de variables con mayor potencial para diferenciar a las compañías quebradas de las no quebradas (Charitou et. al, 2004).

Para terminar, las citas anteriores permiten concluir que el modelo de AD presenta los mayores problemas. La RL y las RNA son comparables en sus capacidades de predicción, aunque por ahora las RNA no proporcionan probabilidades en sus resultados y sus pesos no son directamente interpretables. De cualquier manera, debe reconocerse que en la investigación siempre se evalúan los nuevos enfoques contra los otros anteriores, como ocurre entre las RNA, la RL y el AD. Esto se ha realizado poco en México, por lo cual no se conoce su aplicabilidad en nuestra economía.

3.3 MODELOS DE NEURONAS Y REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Las RNA son modelos que intentan reproducir parte del comportamiento del cerebro humano, imitando los conceptos básicos de su estructura; simulando cierto comportamiento "inteligente" y replicando algunas de sus capacidades de procesamiento. Por ahora esto solo es posible dentro de un contexto limitado, no obstante el extraordinario desarrollo de las RNA en algunas áreas de la tecnología.

El cerebro humano y la computadora convencional son muy diferentes. Una computadora convencional es una máquina de Von Neumann, fabricada en torno a un solo procesador⁵, que ejecuta secuencialmente, a grandes velocidades, programas almacenados en una memoria. En esta velocidad radica gran parte de su potencia. Por el contrario, el cerebro humano está compuesto por miles de millones de procesadores simples, muy elementales, masivamente interconectados, lo que origina la creación de un número de conexiones hasta cuatro órdenes mayor que el número de procesadores, trasladando su poder de proceso al número de conexiones, dado por las actualizaciones instantáneas que pueden hacer sobre sus interconexiones entre neuronas, por lo que no se requieren procesadores poderosos (Isasi y Galván, 2007).

El elemento básico de las RNA es un modelo de *neurona artificial*, matemáticamente idealizado de un modelo general de neurona biológica; usándola como bloque de construcción se crean capas; a su vez varias capas forman una red y finalmente un sistema neuronal. Después de sesenta años de avance se han desarrollado modelos muy

⁵ Existen computadoras con varios procesadores, pero son complejas y más caras; y más aun, el uso de procesadores paralelos requiere que los problemas sean divisibles en tareas independientes, ejecutables paralelamente en cada CPU.

diversos de RNA para resolver diferentes problemas, los cuales requieren la adopción de distintos conceptos de diseño, reglas de aprendizaje y funciones de respuesta.

Al arreglo geométrico en que las neuronas se interconectan para formar una red, se le denomina patrón de conectividad o arquitectura, siendo la red o perceptrón multicapa (PMC) una de las arquitecturas básicas por excelencia. El primer nivel de este tipo de red lo constituyen las neuronas de entrada, que se encargan de captar los patrones del medio ambiente en forma de vectores. En los siguientes niveles se tienen capas intermedias u “ocultas”, las cuales procesan los rasgos introducidos en los patrones. El último nivel es la salida de la red, la cual ejecuta el proceso final y proporciona una respuesta.

El aprendizaje es el mecanismo primordial de una RNA, pues éste determina los problemas que se pueden resolver. El aprendizaje se basa en ejemplos, los cuales deben ser diversos y suficientes en cantidad (por ejemplo representando todo el espacio de estados de las unidades de un sistema bancario). El procedimiento general de aprendizaje consiste en procesar cada uno de los ejemplos, y evaluar la respuesta de la red en la salida. Para cada ejemplo, se hace un ajuste de los pesos de las conexiones entre capas, de manera que la respuesta sea lo más cercana posible al resultado del ejemplo. Se necesitan varios ciclos de este tipo para que se obtenga la convergencia necesaria, bajo criterios como que el error de la salida se reduzca por debajo de una tolerancia predefinida, o cuando el cambio en los pesos, entre dos ciclos consecutivos, sea irrelevante.

El concepto anterior de las RNA suprime el desarrollo de programas específicos, lo cual les da un gran potencial; este enfoque es pues muy diferente a los métodos tradicionales de desarrollo de sistemas de computación, los cuales requieren programas de desarrollo que absorben tiempo y recursos humanos. Sus grandes inconvenientes son el

diseño de la red y el tiempo de aprendizaje (Isasi y Galván, 2007).

Ya que las RNA están formadas por neuronas interconectadas, es indispensable definir el comportamiento de una neurona artificial. La profundización en la fisiología de la neurona biológica muestra estructuras muy complejas en las redes neuronales biológicas (RNB); sin embargo, en las RNA se deben adoptar simplificaciones que hagan manejables los modelos computacionales, pero que realicen lo que se desea. Como resultado se han propuesto varios modelos formales de *neurona artificial*. En las referencias Isasi y Galván (2007) e Hilera y Martínez (2000), se describe un modelo teórico general (Anderson, 2007, presenta en un capítulo completo, una amplia descripción de los modelos artificiales de neuronas), usado como bloque básico para la construcción de diferentes sistemas de RNA; éste es el modelo propuesto por el Grupo de Investigación en Procesamiento Paralelo y Distribuido (Parallel Distributed Processing Research Group, PDP) de la Universidad de California en San Diego [Rumelhart (et al, 1986)].

3.3.1 ARQUITECTURA DE LAS RNA. DEFINICIÓN FORMAL DE UNA RNA.

Con base en los componentes del modelo de neurona artificial estándar (Rumelhart et al. 1986), se especifica la microestructura de una RNA; se continua con la definición de la estructura de una RNA, la cual está compuesta por: a) un conjunto de neuronas artificiales, subagrupados en capas, b) un patrón de conectividad o arquitectura, c) una dinámica de activaciones de las neuronas, d) una regla de aprendizaje (Hilera y Martínez, 2000) y e) el entorno donde opera el sistema. Con esto se crean diferentes arquitecturas que resuelven problemas diversos.

Una definición sencilla de RNA utiliza el concepto de *grafo*⁶, con el cual una RNA es un conjunto de *nodos*, conectados por arcos o *conexiones*; los nodos son las neuronas y las conexiones son las sinapsis. Así se construye una definición matemática, al declarar que una RNA es un grafo dirigido, con las siguientes propiedades:

1. A cada nodo i se asocia una variable de estado x_i .
2. A cada conexión (i, j) entre los nodos i, j se le asocia un peso $w_{ij} \in \mathfrak{R}$
3. A cada nodo i se asocia un umbral θ_i .
4. Para cada nodo i se define una función $f_i(x_j, w_{ij}, \theta_i)$, que depende de los pesos de sus conexiones, del umbral y de los estados de los nodos j a él conectados. Esta función proporciona en todo momento los nuevos estados del nodo.

⁶ Un grafo es un conjunto de diferentes tipos de nodos y de conexiones. Por ejemplo, se tienen los grafos dirigidos y los no dirigidos. En el primer tipo, las conexiones tienen asignado un sentido y en el otro son bidireccionales, etc.

5. Si se requiere se puede añadir un parámetro adicional θ_j , un *umbral*, que se resta del potencial posináptico, por lo que el argumento de la función de activación es $\sum_j w_{ij} x_j - \theta_j$. Este parámetro puede representar el umbral de disparo de la neurona, que es el nivel mínimo del potencial posináptico para que la neurona se active.

Con todo lo anterior, las RNA, simulan aspectos básicos de la memoria distribuida (en las conexiones o pesos de la misma RNA) y paralelismo (pues en teoría todas las neuronas de una capa realizan su proceso al mismo tiempo). También adquieren adaptabilidad al aprender a través del entrenamiento, durante el cual los valores numéricos de los pesos de las conexiones entre neuronas, se modifican de tal manera que la red memoriza la respuesta de los patrones que se le presentan, mediante varios ciclos iterativos, donde se obliga a que la RNA ajuste sus respuestas a las de cada uno de los patrones de entrenamiento. Esto se logra mediante algoritmos matemáticos realizados ex profeso. A la fecha se han desarrollado múltiples modelos de RNA, pero solo comentamos los modelos utilizados en esta investigación, por lo que proseguimos con una descripción sumaria de las dos arquitecturas usadas en este trabajo (los PMC y los MAO), subrayando algunos detalles sobre el modelado de CB.

3.4 MODELOS NO SUPERVISADOS. RNA AUTO-ORGANIZADAS

En el capítulo II nos referimos al trabajo de Kiviluoto (1998) sobre sistemas de predicción de crisis bancarias (SPCB), para pronosticar la quiebra de compañías estadounidenses, clasificándolas en solventes e insolventes a partir de sus rasgos financieros. Este estudio realizó sus análisis con MAO, incorporando factores cuantitativos y cualitativos de las empresas estudiadas, siendo éstos últimos difíciles de manejar. Así pudo evaluar la probabilidad de quiebra de una empresa, produciendo resultados útiles para una buena selección de sujetos de crédito por parte de los bancos.

A partir de los años noventa, surgió un fuerte interés en muchas economías emergentes, en el estudio de las crisis financieras (CF), debido a sus devastadoras consecuencias económicas, políticas y sociales, y por la transmisión de las crisis a economías de países vecinos donde éstas se originaban. Esto dio origen a trabajos como el siguiente, Resta (2009), que constituye una aplicación poco común, pues utilizó a los MAO para desarrollar un SAT aplicado al estudio de las CF.

Las dos referencias anteriores muestran la versatilidad de los modelos no supervisados, en particular de los MAO; de hecho, en nuestro trabajo, los MAO etiquetados son las herramientas más usadas tanto en el agrupamiento de los bancos del SBM, como en el ejercicio de predicción sobre la economía mexicana para el periodo 1991-96.

Las redes con aprendizaje no supervisado no requieren influencia externa para ajustar los pesos de las conexiones entre sus neuronas. La red no recibe ninguna información por parte del entorno que le indique si la salida generada en respuesta a una determinada entrada es o no correcta. De esta manera, una red autoorganizada está diseñada

para que durante el proceso de aprendizaje descubra por sí misma los rasgos comunes, las correlaciones o las categorías existentes en los datos de entrada, e incorporarlos a su estructura interna de conexiones, mediante los valores de los pesos (Hilera y Martínez, 2000).

Para el caso de las CB, interesa el agrupamiento; aquí la RNA debe encontrar las categorías apropiadas a partir de correlaciones entre la información presentada, con lo cual puede conocer la forma en que se agrupan los datos, y se divide al conjunto total en diferentes clases. Se afronta este problema cuando se estudian fenómenos de CB mediante patrones de índices de los bancos del SBM, y se desea conocer cuáles de ellos son solventes o insolventes, cuáles tienen alta o baja rentabilidad, liquidez, etc.

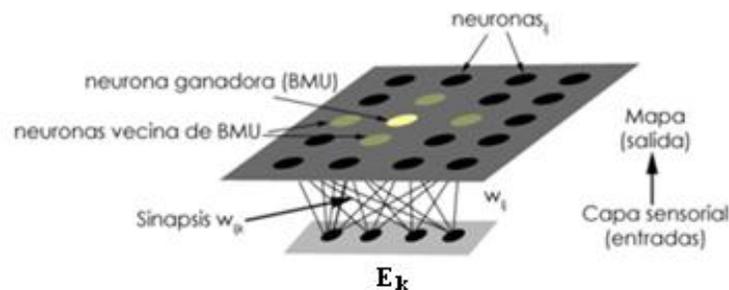
Existen variantes en los modelos no supervisados, pero el de interés para este trabajo es aquel donde se activa una neurona ganadora y se refuerza, en menor medida, a sus neuronas vecinas⁷. La técnica básica de aprendizaje en estos modelos consiste en que durante la presentación de patrones, se refuerzan las conexiones sinápticas con la capa de entrada, de las neuronas vencedoras y de sus vecinas, de acuerdo a una función de vecindad predefinida. Ya durante su etapa de funcionamiento, permiten clasificar cualquier patrón de entrada dentro del grupo de clases descubiertas durante el entrenamiento. A continuación proporcionamos algunos conceptos básicos sobre el modelo no supervisado de interés, constituido por los MAO de Kohonen.

⁷ La operación de estos modelos se basa en la competición entre las neuronas, en forma de inhibiciones laterales, a través de las cuales cada una trata de inhibir a aquellas que no son sus vecinas.

3.4.1 MODELO DE MAPAS AUTOORGANIZADOS (MAO)

Los MAO⁸ tienen una arquitectura unidireccional de dos capas, una primera capa unidimensional de entrada, y una segunda capa de competición (Figura 3.1). La capa de entrada recibe y distribuye los patrones de entrada a la red mediante conexiones hacia adelante denominadas pesos o sinapsis; el número de componentes de esta capa unidimensional depende del número de variables independientes que describen a los datos del fenómeno que se modela; así, si esta dimensión es N , se tiene un vector de entrada N dimensional $E_k = \{e_1^k, \dots, e_N^k\}$, donde k es el número de patrón.

Figura 3.1 Arquitectura bidimensional de un MAO



Fuente: Hagan (et al, 1999)

La segunda capa realiza el aprendizaje y el recuerdo; se pueden usar mapas de una, dos o tres dimensiones, siendo la arquitectura bidimensional rectangular la más común. Si se considera este último caso, se tiene una estructura rectangular de n por m neuronas, que

⁸ Kohonen desarrolló los MAO complementando las investigaciones que realizó Von Der Malsburg sobre redes competitivas y autoorganización (Kohonen, 1982). Los MAO han demostrado un gran potencial de aplicabilidad, en áreas como la clasificación de patrones, la reducción de dimensiones, la extracción de rasgos, el análisis exploratorio, el reconocimiento de patrones financieros, etc., mencionando solo aplicaciones estadísticas (Isasi y Galván, 2004).

operan en paralelo y el mapa puede describirse como una matriz de procesadores elementales (i,j) ordenados en dos dimensiones, que almacenan cada uno un vector de pesos sinápticos $w_{ij}(t)$, con $w_{ij} \in \mathbb{R}^N$, e i, j varían en los intervalos $1 \leq i \leq n$, $1 \leq j \leq m$.

Así cada neurona de la capa de entrada se conecta a todas las neuronas de la capa de competición, por lo que los pesos de las conexiones entre las dos capas se pueden definir mediante una matriz, donde w_{ij} es el peso de la conexión entre la neurona i -ésima de la capa de entrada y la neurona j -ésima de la capa de competición. (Isasi y Galván, 2004).

$$\begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} & w_{14} & \dots & w_{1m} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} & w_{24} & \dots & w_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{n1} & w_{n2} & \dots & \dots & \dots & w_{nm} \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

Cada columna de la matriz indicada, hace referencia a la neurona j de la capa de competición, obteniéndose el vector de pesos $w_j = \{w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{nj}\}$, que tiene la misma dimensión N que el vector de entrada E_k ; esto permite compararlos entre sí, es decir se puede definir una función de distancia, $d(w_{ij}, E_k)$, entre ellos. Con esta función de distancia se calcula la salida en la capa de competición; generalmente se usa la distancia euclídea, con lo cual la distancia queda expresada por la raíz cuadrada del producto escalar entre el vector de entrada y cada uno de los vectores de pesos de la capa de competición.

Suponiendo que se han definido: a) el número de variables independientes explicativas del fenómeno, dado aquí como N , y b) se han elegido las dimensiones convenientes del mapa bidimensional rectangular, expresadas con los enteros n y m , a grandes rasgos, el entrenamiento de un MAO es el siguiente (Isasi y Galván, 2004):

Fase de aprendizaje no supervisado competitivo

Durante esta etapa se presenta al MAO un conjunto de patrones de aprendizaje, para determinar, en función de la semejanza entre estos datos, las categorías existentes en ellos. Con este procedimiento se determinan los valores de los pesos de las conexiones o sinapsis, entre las N neuronas de entrada y las $n \times m$ de salida.

- a) Los valores de los vectores de pesos $w_{ij} \in R^N$, con $1 \leq i \leq n$, $1 \leq j \leq m$, de las neuronas de la capa de competición, se inicializan aleatoriamente con valores pequeños o nulos. También se inicializa con un valor alto el radio de vecindad, $R(t)$, para la determinación de la neurona ganadora, siendo t el número de iteración en el ciclo de aprendizaje.

A continuación se inicia un ciclo iterativo que se aplica a cada uno de los patrones de entrada (k) que constituyen la muestra de aprendizaje del MAO. Este ciclo incluye las siguientes operaciones (Hilera y Martínez, 2000):

- b) Se presenta a la capa de entrada un patrón de aprendizaje, de dimensión N ,

$$E_k = \{e_1^k, \dots, e_N^k\}$$

- c) El patrón de entrada se propaga hacia la capa de competición, que tiene $n \times m$ vectores con N pesos, uno para cada una de las $n \times m$ neuronas, suponiendo un mapa bidimensional y rectangular. Ya que cada neurona de la capa de competición debe estar conectada a cada una de las variables de la capa de entrada, cada neurona está representada por un vector de pesos N dimensional, como se indica en el siguiente vector para la neurona j , $W_j = \{w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{Nj}\}$

- d) Al propagarse el patrón de entrada hacia la capa de competición, cada neurona produce una salida, la cual mide la distancia, en la mayoría de los casos la distancia euclidiana, entre el patrón de entrada único para el ciclo (t) que se describe y todos los vectores de pesos de las $n \times m$ neuronas del mapa; si la distancia es la euclídea, se debe calcular la expresión

$$d_l(w_{ji}, E_j) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (e_i^k - w_{ji})^2} \quad 1 \ll l \ll n \times m \quad (3.2)$$

- e) Todas las salidas de las neuronas de la capa de competición, $n \times m$, se comparan entre sí, localizándose a la neurona ganadora como aquella que tiene mayor similitud con el patrón de entrada único en proceso durante este ciclo, lo que geoméricamente equivale a decir que la neurona ganadora es la más cercana al patrón de entrada. La expresión matemática de lo anterior es:

$$d_{min}(w_g, E_k) = \text{MIN}_{ji} \{d_l(w_{ji}, E_k)\} \quad (3.3)$$

- f) La competición en la segunda capa se realiza mediante un modelo de interacción lateral, en el cual las neuronas de esta capa se conectan a sus vecinas; esta interacción lateral se evalúa mediante una función de vecindad que refuerza las conexiones de las neuronas vecinas a la neurona ganadora, e inhibe las conexiones con las neuronas que no están en la vecindad inmediata de la ganadora. Esta función que evalúa la interacción lateral entre las neuronas de la capa de competición, para aplicar el refuerzo o la inhibición descrita, es similar a una gaussiana; también puede ser un sombrero mexicano o una de las funciones restantes mostradas en la Figura 3.2. Se crea así una zona de refuerzo próxima a la neurona ganadora, cuya

distancia al patrón de entrada es la menor. La regla de aprendizaje aplicada en este proceso es de tipo hebbiano⁹, pues se refuerzan los pesos de las neuronas vecinas a la ganadora, de acuerdo a la función de vecindad, $h_{j,i}(E_j)$; el reforzamiento de los vectores de pesos de las neuronas que respondieron con mayor excitación al patrón de entrada en proceso, se efectúa mediante una relación proporcional al mismo patrón de entrada E_j ; es decir, se incrementa la magnitud de sus pesos proporcionalmente a una tasa de aprendizaje $\alpha(t)$ y al patrón de entrada k en proceso, lo cual se expresa como:

$$w_{ji}(t + 1) = w_{ji}(t) + \alpha(t)[e_i^k - w_{ji}^t] \quad (3.4)$$

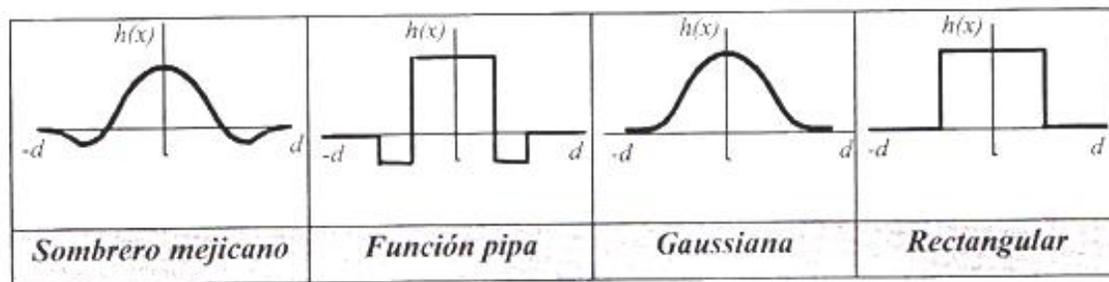
Así, en cada iteración t , el vector de pesos de la neurona vencedora gira hacia el vector presentado, y se aproxima a él en una cantidad que depende del tamaño del ritmo de aprendizaje $\alpha(t)$. En este método la tasa de aprendizaje decrece con el tiempo.

Posteriormente se presenta un nuevo patrón de entrada E_j a la primera capa del MAO y se repite el procedimiento iterativo descrito en los pasos (b a f). Este procedimiento iterativo termina cuando se satisfacen ciertas condiciones, como la reducción de la vecindad y de la tasa de aprendizaje a valores casi nulos (Isasi y Galván, 2004).

⁹ Donald Hebb (1949) fue el primero en enunciar explícitamente una regla de aprendizaje. En su libro *Organization of the Behavior* escribió: “Cuando un axón de la célula A excita a la célula B y repetidamente toma parte en su disparo, algún proceso de crecimiento o cambio metabólico toma lugar,... de tal manera que la eficiencia de A como una de las células que disparan a B, se incrementa”.

En los siguientes párrafos proporcionamos algunos detalles sobre las funciones de vecindad y sobre la tasa de aprendizaje. Los MAO incorporan un esquema de interacción lateral entre las neuronas del mapa, utilizando una función de vecindad que define un entorno alrededor de la neurona ganadora; su función es actualizar durante el aprendizaje los pesos de la vencedora y los de las neuronas vecinas. La influencia que una neurona ejerce sobre las demás es función de la distancia que tiene con ellas. Esta influencia es alta y excitatoria para las neuronas vecinas, e inhibitoria o casi nula para las neuronas más alejadas (en la Figura 3.2 se muestran funciones de vecindad típicas).

Figura 3.2 Funciones de vecindad, modelo de Kohonen



Fuente: Hagan (et al, 1999)

Este esquema de interacción lateral se basa en la evidencia neurobiológica. Si $d_{j,i}$ es la distancia lateral entre la neurona ganadora i y la neurona excitada j , entonces la vecindad es una función de la distancia lateral y simétrica alrededor de la neurona ganadora y decrece con la distancia lateral. Para la función de vecindad típica gaussiana (Haykin, 2005), su expresión matemática es:

$$h_{j,i}(E_j) = \exp\left(-\frac{d_{i,j}^2}{2\sigma^2}\right); h_{j,i}(E_j) = \begin{cases} 0, & \text{si } |h_{j,i}(E_j)| > R(t) \\ \alpha(t)(E_j - w_{ji}(t)), & \text{si } |h_{j,i}(E_j)| \leq R(t) \end{cases}$$

$R(t)$, que es el radio de vecindad, representa en todo momento la vecindad actual al tiempo t . Al final del entrenamiento, las zonas del mapa sintonizan con dominios específicos de las variables de entrada y, como resultado del proceso de aprendizaje descrito, tienden a representar la función de densidad de probabilidad $p(E_j)$ del espacio N dimensional del fenómeno modelado. Si este espacio contiene cúmulos (clases), cada neurona se especializa en uno de ellos, y entonces la operación de un MAO resulta un análisis de cúmulos.

La tasa de aprendizaje $\alpha(t)$ varía entre 1 y 0, decreciendo con el número de iteraciones, tal que al término del aprendizaje su valor es prácticamente nulo. Para evaluarla en cada iteración, se usan funciones decrecientes como las descritas en el pie de página¹⁰.

Con su entrenamiento los MAO realizan la proyección no lineal de un espacio multidimensional de entrada, R^N , sobre un espacio discreto de salida que es el mapa de neuronas, el cual representa una transformación del espacio de definición del problema que se modela, sobre un espacio de menor dimensión, usualmente bidimensional. El mapa refleja los rasgos más importantes de las entradas y al término del aprendizaje, cada neurona contiene un vector característico representativo del espacio de entrada.

En resumen, el aprendizaje reduce entre un ciclo y el siguiente, el valor de la tasa de aprendizaje $\alpha(t)$ y del radio de vecindad $R(t)$. Esto induce dos fases en el aprendizaje: a) en la fase inicial se asignan valores grandes a la vecindad activando una amplia región del mapa que ordena globalmente los pesos sinápticos; b) en la segunda fase la vecindad se

¹⁰ $\alpha(t) = \frac{1}{t}$; $\alpha(t) = \alpha_1 \left(1 - \frac{t}{\alpha_2}\right)$; $\alpha(t) = \alpha_0 + (\alpha_f - \alpha_0) \left(\frac{t}{\tau_\alpha}\right)$; $\alpha(t) = \alpha_0 \left(\frac{\alpha_f}{\alpha_0}\right)^{t/\tau_\alpha}$;

reduce drásticamente efectuando un ajuste detallado donde las neuronas se especializan a al paso de las iteraciones. Una de las condiciones de término del aprendizaje exige que al final solo se modifican los pesos de la neurona ganadora.

Fase de recuerdo, ejecución o funcionamiento

Terminamos esta sección mencionando la fase de recuerdo, para realizar clasificaciones de patrones no presentados antes al MAO. En esta los pesos de cada neurona del mapa permanecen fijos. Al presentarse un vector de entrada, \mathbf{X} , cada neurona (i,j) calcula la similitud entre el vector de entrada \mathbf{X} , $\{1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m\}$ y su vector de pesos sinápticos w_{ij} , según la medida de distancia o criterio de similitud establecido en la fase de aprendizaje. Actuando cada neurona como un detector de rasgos específicos, al final se declara vencedora a la neurona $\mathbf{g}=(i, j)$, cuyo vector de pesos tiene mayor similitud con el vector de entrada, y la neurona ganadora indica el tipo de rasgo o patrón detectado en el vector de entrada presentado (Isasi y Galván, 2004).

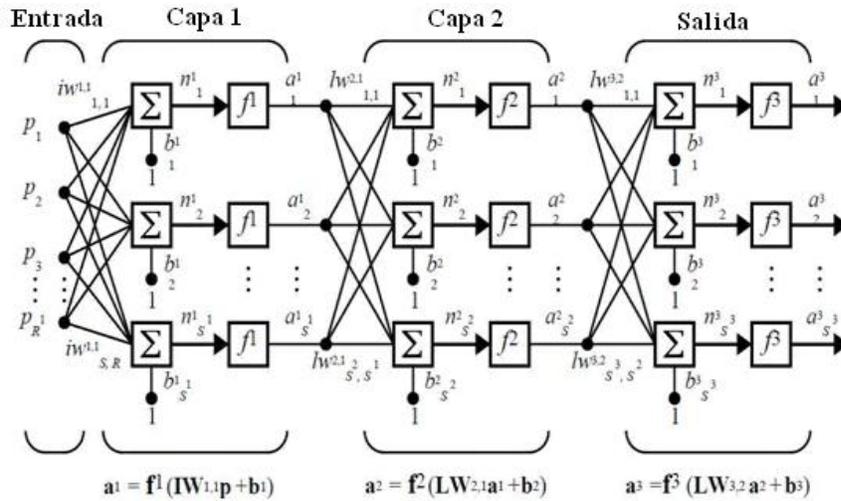
3.5 EL PERCEPTRÓN MULTICAPA (PMC)

Con el enfoque que utilizamos, el estudio de las CB requiere la realización de un análisis de autoorganización del SBM y posteriormente, la clasificación de patrones de índices de los bancos. Para la autoorganización utilizamos los MAO y para la clasificación recurrimos a los PMC o a los MAO etiquetados.

Los PMC son redes unidireccionales, de varias capas y con conexiones hacia adelante solamente, cada una formada por un conjunto de neuronas. Incluyen los tres tipos de capas comunes, una de entrada, una o varias capas ocultas y la capa de salida. La capa de entrada almacena los patrones procedentes del exterior y los introduce a la primera capa oculta; a partir de allí, las señales se propagan o inhiben hacia las siguientes capas ocultas de la red, hasta alcanzar la capa de salida. Cada conexión tiene asociado un peso ($w_{ij} \in R$), cuyo valor determina si una neurona está o no conectada a otra neurona de la siguiente capa. En los PMC, los patrones de entrada y las salidas, así como los pesos de todas las conexiones de las capas ocultas, se representan con vectores n dimensionales y con matrices respectivamente.

Son las neuronas de las capas ocultas las que realizan el procesamiento de los patrones. Una de las ventajas de las RNA, es que pueden modelar el comportamiento no lineal, el que se presenta en una gran cantidad de problemas reales, y el cual se incorpora implícitamente al utilizar funciones de activación multilineales (funciones escalón) o sigmoideas.

Figura 3.3 Arquitectura de un PMC con dos capas ocultas



Fuente: Hagan (et al, 1999)

$$a^3 = f^3(LW_{3,2}f^2(LW_{2,1}f^1(IW_{1,1}p + b^1) + b^2) + b^3) \quad (3.5)$$

En general, el PMC solo define una función numérica entre las variables de entrada y las de salida. No proporciona una expresión matemática que tenga interpretación econométrica directa; solo se tiene una ecuación general del tipo de la 3.5. Esta incluye funciones de funciones aplicadas sobre operandos matriciales y vectoriales, que ante una entrada apropiada, proporcionan una salida vectorial o escalar como la a^3 (ecuación 3.5), y que en general transmiten los patrones a través de las capas ocultas, mediante funciones de activación y sumas ponderadas. Ya que los pesos se obtienen mediante aprendizaje supervisado, éstos almacenan los rasgos del problema acumulando conocimiento. Desafortunadamente los pesos optimizados, $lw^{i,j}$, de un PMC mediante entrenamiento, tampoco tienen interpretación alguna, lo que si tienen los coeficientes de un modelo estadístico (Villamil, 2008).

Lo anterior introduce dos de las fases de desarrollo de un PMC, la fase de aprendizaje y la de simulación. En el caso del PMC la primera fase se realiza mediante un proceso iterativo, que comentamos a continuación.

3.5.1 APRENDIZAJE SUPERVISADO CON RETROPROPAGACIÓN

La descripción del aprendizaje del PMC, se discute ampliamente en numerosas fuentes; aquí extraemos solo algunos de los conceptos más importantes.

En la teoría de las RNA, el aprendizaje es una regla mediante la cual se adaptan todos los pesos de la red, en varios ciclos, hasta que se alcanza una precisión aceptable en los pesos. El funcionamiento de una red *backpropagation* (PMC)¹¹ consiste en el aprendizaje de un conjunto predefinido de pares de entradas-salidas utilizados como ejemplo, aplicando varias veces un ciclo *propagación-adaptación* de dos fases (épocas): a) primero se presenta un patrón de entrada como estímulo para la primera capa de un PMC; este se propaga a través de todas las capas intermedias hasta generar una salida; el resultado obtenido en las neuronas de salida se compara con la salida que se desea obtener y se calcula un valor del error para cada neurona de salida. b) A continuación, estos errores se transmiten hacia atrás, partiendo de la capa de salida, hacia todas las neuronas de las capas intermedias que contribuyan directamente a la salida, recibiendo el porcentaje de error aproximado a la participación en la salida de la neurona intermedia. Este proceso se repite, capa por capa, hasta que todas las neuronas de la red hayan recibido un error que evalúe su

¹¹ En 1986, Rumelhart, Hinton y Williams (Rummelhart, 1986) presentaron un método para que un PMC aprendiera la asociación entre patrones de entrada y las clases correspondientes, utilizando varias capas de neuronas. Este método, conocido como *backpropagation* (propagación del error hacia atrás), amplió considerablemente las aplicaciones de las RNA (Hilera, Martínez 2000).

aportación relativa al error total. Basándose en el valor del error recibido, se reajustan los pesos de conexión de cada neurona, de manera que en la siguiente vez que se presente el mismo patrón, la salida esté más cercana a la deseada (Hilera, Martínez 2000).

Por lo anterior, para cada patrón de entrada a la red, se debe disponer de un patrón de salida predeterminado. Si W es el conjunto de parámetros del PMC (pesos y umbrales) y E una función de error que evalúa las diferencias entre las salidas del PMC y las salidas deseadas. Entonces el aprendizaje se plantea y resuelve con el siguiente problema de minimización

$$E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N e(n) \quad (3.6)$$

donde N es el número de patrones o muestras y $e(n)$ es el error cometido por la red para el patrón n , calculado como

$$e(n) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n_c} (s_i(n) - y_i(n))^2 \quad (3.7)$$

siendo $Y(n) = (y_1(n), \dots, y_{n_c}(n))$ y $S(n) = (s_1(n), \dots, s_{n_c}(n))$ los vectores de salidas de la red y salidas deseadas para el patrón n , respectivamente. Si W^* es un mínimo de la función error E , en este punto el error es cercano a cero, lo que implica que la salida de la red es próxima a la salida deseada, alcanzando así la meta de la regla de aprendizaje (Isasi y Galván, 2004).

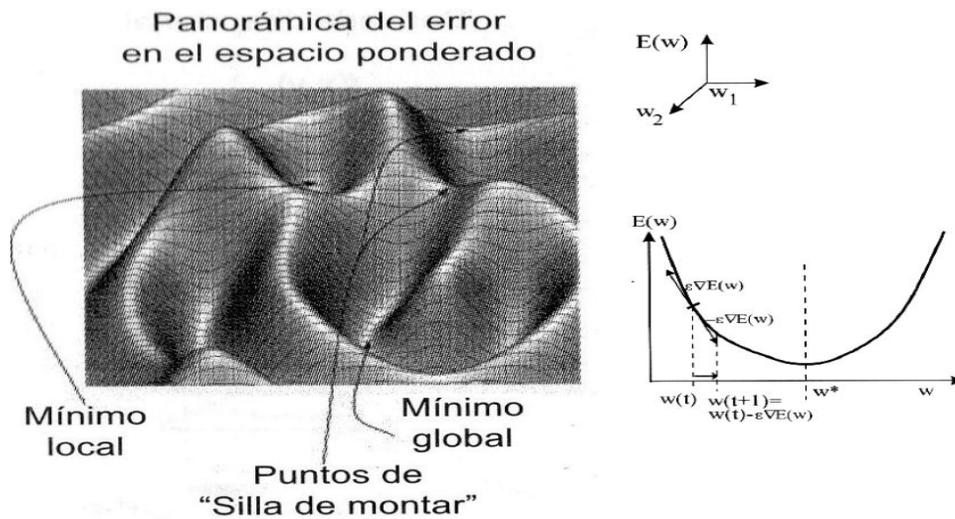
Ya que la respuesta de la red es no lineal respecto a los pesos y umbrales (parámetros ajustables), el problema de minimización es no lineal y conduce a utilizar técnicas de optimización no lineales, las que generalmente se basan en una adaptación de los parámetros siguiendo una dirección de búsqueda sobre la superficie del error. En el caso de los PMC, la dirección de búsqueda más usada es la dirección negativa del gradiente de la

función E , que es el método de descenso del gradiente, pues en el cálculo diferencial de varias variables (en este caso pesos), ésta es la dirección en la que la función decrece. Rigurosamente el aprendizaje de la red debe realizarse para minimizar el error total, sin embargo, el procedimiento más usado se basa en una minimización sucesiva de los errores para cada patrón, $e(n)$. Aplicando ese método, cada parámetro w de la red se modifica para cada patrón de entrada n con la siguiente ley de aprendizaje (Isasi y Galván, 2004):

$$w(n) = w(n - 1) - \alpha \frac{\partial e(n)}{\partial w} \quad (3.8)$$

donde $e(n)$ es el error para el patrón n dado por la ecuación 3.7 y α es la tasa de aprendizaje, parámetro que determina la magnitud del desplazamiento sobre la superficie del error, como se esquematiza en la siguiente figura, en la cual el error solo depende de dos pesos, pues con un mayor número de pesos no se puede visualizar ningún esquema.

Figura 3.4 esquema de una función o superficie de error y del algoritmo BP



Fuente: Anderson (2007)

El método del gradiente se aplica eficientemente a redes como el PMC, debido a que las neuronas están agrupadas en capas de distintos niveles, obteniéndose el algoritmo de retropropagación, BP (Rumelhart et al, 1986b). Este término se utiliza debido a la forma de implementación del método del gradiente en un PMC, pues el error cometido en la salida de la red se propaga hacia atrás, transformándolo en un error para cada una de las neuronas ocultas de cada capa de la red, hasta alcanzar la entrada. Los detalles de este algoritmo están fuera del alcance de la redacción de esta tesis. En (Hilera, Martínez 2000, pp. 138-142), se presenta un resumen de los pasos y cálculos que comprende la regla delta generalizada.

En síntesis el algoritmo BP es un método general, que tiene ventajas e inconvenientes. Su principal ventaja es que se aplica a muchos tipos de problemas. Pero si se requiere una solución muy precisa, se consume bastante tiempo en las fases de construcción del PMC, como la selección de los pesos iniciales, la búsqueda de una arquitectura óptima, el tipo de aprendizaje empleado, el uso de técnicas que eviten el sobreajuste, etc. Otros inconvenientes son su lentitud de convergencia y la posibilidad de caer en el *sobreaprendizaje*, fenómeno relacionado al deterioro de la capacidad de predicción de la red cuando se aplica un mayor entrenamiento al necesario. Por si esto no fuera suficiente, el algoritmo BP no garantiza alcanzar siempre el mínimo global de la función del error; sólo asegura la obtención de un mínimo, por lo que el proceso de aprendizaje puede estancarse en un mínimo local. Es posible eludir estas dificultades con numerosas técnicas¹² desarrolladas posteriormente al BP.

¹² Las técnicas más efectivas son las de recocido simulado y las evolutivas, cuya teoría puede consultarse en referencias como Hagan, Demuth y Beale (1999) y en Rojas (1996).

Para terminar se presenta la *fase de simulación*, que es la verdaderamente útil y la que nos permitió clasificar los patrones de índices de los bancos, para cada trimestre. En general se solo se presenta un grupo de patrones sin clasificar y el PMC, con el aprendizaje adquirido mediante el entrenamiento, nos indica la clase a la que pertenece cada patrón.

CAPÍTULO IV

APLICACIÓN DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES PARA LA IDENTIFICACIÓN DE CRISIS FINANCIERAS: EL CASO DE LA CRISIS MEXICANA DE 1994-95

"Economics is not... a 'science'. It might be called... scientific in the sense that it is a training in orderly methods of analysing certain types of problems... But it is also an art..." (Balogh, 1982: 13).

4.1 INTRODUCCIÓN

La crisis financiera (CF) que sufrió México en 1994-95, de acuerdo a Cruz (2004) y Cruz et al (2006), fue una típica crisis Minsky en el sentido de que la misma se originó tras un periodo de auge económico, registrado de 1988 a 1994, en el cual la estabilidad financiera de la economía pasó de un estado de robustez a uno de fragilidad. Aunque sobra decir que estos trabajos siguen el planteamiento minskyano, su propósito no fue aportar evidencia respecto a si el sistema bancario, al reflejar el comportamiento del sector privado, también transitó hacia un estado de fragilidad (en otras palabras, uno dominado por unidades Ponzi). Este vacío en la literatura y las capacidades de clasificación de las redes neuronales artificiales (RNA), ofrecen una oportunidad para corroborar si efectivamente el sector bancario mexicano, previamente al inicio de la crisis, transitó hacia un estado de fragilidad financiera, como lo sugiere la teoría minskyana.

En este contexto, al analizar el caso de la economía mexicana, podremos evaluar si las RNA son una herramienta efectiva para identificar y, en su caso, predecir la inminencia de una crisis financiera. Como lo destacamos en el capítulo II, hay una ausencia de enfoques eficientes para predecir crisis financieras. Lograr identificar la inminencia de una crisis financiera permitiría, entre otras cosas, evitar los elevados costos en términos del PIB generados por la misma. Para entrenar y poner en funcionamiento las RNA, y así alcanzar el objetivo señalado, utilizamos datos del sistema bancario mexicano (SBM) correspondiente al periodo 1991-96 para construir diversos índices contables utilizados en otros trabajos similares (ver capítulo II), calculados de los estados contables de los bancos. Es relevante recalcarlo, la base de datos utilizada en este trabajo es inédita.

Los datos originales provienen de los estados contables y de resultados de las instituciones de banca múltiple, proporcionados por la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV); el cálculo del conjunto de índices lo realizamos directamente en las hojas de balances.

El conjunto de diecinueve índices que utilizamos como patrones de entrada al MAO los seleccionamos de trabajos anteriores realizados exclusivamente sobre el sistema bancario en varios países americanos (ver sección 2.2 del capítulo II). En este contexto, elegimos las variables que representan la esencia del enfoque minskyano en el sentido de la solvencia de las unidades. Al incluir variables que miden la liquidez, variables que miden la rentabilidad, y otras que miden el apalancamiento financiero, pudimos evaluar el estado de robustez o fragilidad financiera del SBM.

La estructura del capítulo es la siguiente. En la sección 4.2 presentamos algunas reflexiones, extraídas de la literatura, sobre los factores que afectaron el desempeño del

sistema bancario mexicano, a partir del proceso de liberalización comercial y financiera que tuvo lugar en México, comenzando en 1988. En la sección 4.3 explicamos el procedimiento seguido para obtener el estado de solvencia e insolvencia de las unidades integrantes del SBM para un trimestre dado (1991-95). Para alcanzar el objetivo de disponer de un instrumento que permita detectar las señales de una crisis inminente en el SBM, seleccionamos en primer término un conjunto de variables para estudiar el problema de las crisis bancarias y/o financieras (enfoque de índices, introducido por Fitzpatrick en 1932, Beaver en 1966 y Altman en 1968).

En segundo término, hicimos la búsqueda de la información correspondiente para lo cual, una vez recopilados los datos, aplicamos técnicas de preprocesamiento como son el tratamiento de las observaciones atípicas, la evaluación de la dimensión del problema, (es decir, la reducción del número de índices utilizados en el modelo de predicción), y los efectos de escala para obtener una base de datos utilizable para los propósitos de la investigación. Con lo anterior, construimos una base de datos depurada que utilizamos en el entrenamiento y la validación de los modelos multivariados y de RNA.

Posteriormente, procedimos a resolver el problema de la autoorganización de las Unidades del SBM, para el periodo 1991-95. Los resultados los presentamos en la sección La sección trata la manifestación en los agrupamientos realizados, de clases de unidades, similares a las introducidas por Minsky en su HFF, (4.4, Agrupamientos con mapas autoorganizados de Kohonen. Taxonomía de Minsky).

Para validar y robustecer el funcionamiento del MAO etiquetado, hemos recurrido a la utilización de dos técnicas estadísticas multivariadas de clasificación, como son la

regresión logística (RL) y el análisis discriminante (AD). Al comparar los resultados de la predicción del estado de S o I del SBM obtenidos con los MAO, la RL y el AD pudimos verificar que existe similitud entre las clasificaciones (Sección 4.5).

Pero el objetivo principal de esta tesis es probar el estado de S o I del SBM de una manera más fehaciente para el caso antes mencionado. Esto, lo realizamos utilizando los resultados de la predicción efectuada en la sección anterior, sobre el estado de S o I de las unidades en 1996, cruzándolo con información adicional de tipo contable, que solo se puede obtener a posteriori, que es la evaluación de la participación de cada unidad en el SBM, lo cual, explicamos en la sección 4.6, y que confirma y robustece los resultados de la clasificación del estado de S o I del SBM. En la sección 4.7, hacemos una evaluación contable de la insolvencia del SBM en 1996. En esta sección, presentamos los modelos de nueve y diecinueve variables para el periodo 1991-95, con y sin valores atípicos. Realizamos discusiones sobre dos aspectos: el agrupamiento de los rasgos financieros de las unidades estudiadas, mediante los contornos de pesos (Secciones 4.8.1 y 4.8.2).

En la sección 4.9 proporcionamos observaciones adicionales extraídas de la revisión de la información contable correspondientes a las unidades del sistema bancario mexicano (1991 y 1995).

4.2 FACTORES QUE AFECTARON EL DESEMPEÑO DE LA BANCA COMERCIAL EN MÉXICO.

ANTECEDENTES. APERTURA FINANCIERA.

En esta sección presentamos algunas reflexiones tomadas de la literatura sobre los factores que influyeron en el comportamiento y la evolución del sector bancario, a partir del establecimiento del programa de liberalización comercial y financiera que se pone en marcha en México a partir de 1988. El proceso de apertura generó cambios en el entorno macroeconómico e implicó reformas legales e institucionales, modificó la estructura de propiedad de la banca, de manera que los bancos que eran propiedad del Estado pasaron a ser propiedad de inversionistas privados, se liberalizó la prestación de servicios financieros y de las tasas de interés, se eliminó el encaje legal, se pasó a un régimen de banca universal (es decir se estableció un régimen mixto de prestación de servicios financieros), se permitió la entrada y salida de flujos de capital sin restricciones, así como la participación mayoritaria del capital extranjero en los bancos y la formación de grupos financieros, etc. Solís (1997) señala que a partir de 1993 la Secretaría de Hacienda y Crédito Público comenzó a otorgar autorizaciones para la apertura de nuevos bancos comerciales, grupos financieros y otras instituciones de créditos.

Pero no sólo se privatizaron los bancos comerciales sino también empresas propiedad del Estado. La apertura de la economía alteró también la gestión de empresas no financieras que se encontraban bajo un régimen de proteccionismo cuando la economía mexicana aun no se había abierto al mundo. De esta manera, las empresas privadas

debieron enfrentar la competencia de las grandes corporaciones transnacionales las cuales, desde entonces pueden operar en el país.

PROBLEMAS INTERNOS Y EXTERNOS DE LA BANCA COMERCIAL

Algunos autores señalan que desde el inicio de las nuevas administraciones bancarias, existió un problema de insuficiencia de capital que no se manifestó, sino hasta el momento en el que se desató la CF de 1994-95. Además de los problemas financieros, elevada cartera vencida, falta de liquidez, reservas insuficientes, etc., existieron también, irregularidades en el manejo de la banca e incluso prácticas deshonestas.

La ausencia de un adecuado marco legal, un débil sistema de regulación prudencial y de supervisión bancaria, permitieron a los bancos adoptar políticas arriesgadas de colocación de créditos, asumiendo un excesivo riesgo crediticio y moral, sin considerar las posibilidades reales de crecimiento de la economía, facilitándose así, a los intermediarios financieros, la búsqueda irrestricta y el logro de la mayor rentabilidad posible. Estos y otros factores más coadyuvaron a que se desarrollara una prosperidad en el sector bancario, tal como lo señala Manrique (2000): “en los primeros años de la década de los noventa, los bancos pasaron por una etapa de prosperidad con elevados índices de rentabilidad”.

En la literatura sobre el tema de la privatización bancaria, encontramos que las acciones de los bancos privatizados se vendieron a un precio superior a tres veces su valor en libros (Basave, 2000). Los nuevos propietarios, ingresaron al negocio de la intermediación financiera, sin la experiencia necesaria para administrar y dirigir una

entidad bancaria. Las estrategias de colocaciones de créditos adoptadas por estos nuevos propietarios posibilitaron, como ya se dijo, una rápida recuperación del capital invertido.

La falta de competencia en el mercado y de suficiencia técnica de directivos y analistas de crédito, así como la ausencia de una modernización administrativa e innovación en los productos, son algunos de los problemas derivados del periodo en el que la banca se encontraba estatizada. Hay que recordar en esta parte que cuando se produce la nacionalización de la banca, una parte importante del personal altamente calificado y conocedor del negocio bancario, emigró hacia el sector privado. Dicha situación, prevaleció después de la reprivatización, debido a que “la mayoría de los adquirentes de las entidades carecían de experiencia financiera o crediticia y de conocimiento técnico suficiente para realizar prácticas bancarias sanas, lo cual provocó a su vez que resultaran incapaces de contratar equipos de administración eficientes (Moncada y Di Coztanzo, 2005: 45).

Los aspectos antes señalados, explican en parte el comportamiento y la evolución del sector bancario el cual, a partir de la reprivatización, atravesó por una etapa de crecimiento alto para finalmente llegar a una etapa de declinación, estado de insolvencia y posterior crisis.

ETAPA DE AUGE ECONÓMICO

De acuerdo a Cruz (2004: 96, 98), de 1987 a 1994, se produce una expansión económica y del crédito doméstico en México. En ese periodo, el PIB mostró una tendencia creciente constante y estable. El autor citado, menciona que durante dicho periodo, el patrón de inversión estuvo dominado por expectativas optimistas sobre el crecimiento

futuro de la economía. Pareciera que las expectativas negativas sobre la inversión doméstica y externa se revierten como resultado del plan de estabilización, lanzado oficialmente en 1988. En un entorno de optimismo, el país pasó de un estado de crecimiento medio a uno de crecimiento alto. Las expectativas mostraban un aumento de la confianza en la situación de los negocios y en el futuro de la inversión.

Entre los factores que incentivaron las expectativas optimistas se encuentran la firma del tratado comercial con Estados Unidos y Canadá en 1992, el cual, completó la estrategia de liberalización adoptada en el país. En 1990 la economía mexicana operaba en un régimen de crecimiento alto. De 1991 a 1994 permanecían las expectativas optimistas; pero también aumentaba la incertidumbre (Ibíd.,:110).

Cuando el Estado ya no requirió financiamiento bancario para solventar el déficit presupuestal, se generó una alta liquidez en el sistema bancario y una mayor oferta de fondos prestables. Los agentes económicos, las personas físicas y las familias, al contar con la posibilidad de acceder con mayor facilidad al crédito bancario y también al financiamiento externo, incrementaron su nivel de apalancamiento financiero.

En 1994-95 el país enfrentó una crisis financiera severa, precedida por una etapa de auge económico, como ya lo mencionamos. La CF mexicana, en el contexto de la globalización económica, se transmitió por el efecto contagio a otras economías emergentes.

En la siguiente sección presentamos una revisión de algunos trabajos que tratan sobre los factores macroeconómicos que afectaron el comportamiento y la evolución del

SBM a partir de la reprivatización de la banca y hasta el estallido de la CF de 1994-95. Autores como Solís, 1997, Gutiérrez, 1997, Manrique, 2000, Martínez, 2000, Lecuona, 2000, Basave, 2000, Cruz, 2004, Cruz et al., 2006, Moncada y Di Coztanzo, 2005, Núñez, 2005, Clemente Ruiz, 2009, entre otros, tratan este tema.

INTERPRETACIONES SOBRE LOS FACTORES MACROECONÓMICOS QUE AFECTARON EL DESEMPEÑO DEL SECTOR BANCARIO.

La evolución del sistema financiero en México, hacia finales del siglo pasado, conforme a la reseña de Solís (1997), se caracteriza por lo siguiente: a) la afirmación de la rectoría financiera del Estado sobre la actividad de los intermediarios financieros, sustentada en el interés público y en el adecuado desempeño de esta actividad, b) la necesidad de sustitución de un régimen de bancos especializados por otro que permite a las instituciones financieras prestar diferentes servicios de manera integrada, y c) la modernización del sistema y la integración de nuevas líneas de servicios para satisfacer la demanda de los agentes económicos.

Asimismo, el autor citado, divide en dos etapas la evolución histórica del sistema financiero mexicano. La primera que se inicia en 1941, con la expedición de la Ley General de Instituciones y Organizaciones Auxiliares de Crédito y la segunda, comienza en 1989 con la liberalización financiera.

En la evolución reciente del sistema financiero mexicano, se tienen los dos procesos de deterioro más críticos entre los años de 1972-76 y 1981-82. Ambos, culminaron en dos crisis severas en 1976 y 1982.

La crisis de 1982 sobrevino después de un período de expansión económica, sustentado en el optimismo sobre una supuesta tendencia creciente de los precios del petróleo que mostró estar mal fundamentada. En ese proceso de expansión que experimentó la economía se vislumbra lo que Minsky sostuvo, que después de un período de crecimiento económico rápido, sobreviene la inestabilidad financiera como resultado de la estabilidad y crecimiento.

En ese momento, la economía se encontraba en un escenario de deterioro importante, en particular las finanzas públicas; fue entonces que el poder Ejecutivo decretó la nacionalización de la banca privada y la adopción del control generalizado de cambios (1° de septiembre de 1982).

Siguiendo con la cronología de eventos, tenemos que a finales del año 1988, se inicia en México el proceso¹ de desreglamentación del sector bancario con la liberalización de las tasas de interés pagadas por las captaciones bancarias. Asimismo, se eliminó el mecanismo de encaje legal² y la política de canalización selectiva del crédito, quedando liberada la intermediación del crédito.

¹ El gobierno del Presidente Salinas que inició en 1988 estableció un programa de ajuste estructural que llevaría a México, en relativamente poco tiempo, a un crecimiento acelerado y sostenido con estabilidad económica (Lecuona, 2000: 15-55).

² En 1989 el régimen de encaje legal fue sustituido por un coeficiente de liquidez del 30 por ciento. El coeficiente obligada a las instituciones de crédito a mantener una reserva de liquidez de por lo menos el 30

En diciembre de 1988 se pone en marcha un programa de ajuste económico dirigido a estabilizar la economía y, promover su crecimiento en un ambiente de reducción de la inflación y de mayor certidumbre en las expectativas de los agentes económicos que favorecieran la inversión, apoyándose en el aumento del empleo y de la producción de bienes y servicios (Martínez, 2000: 62-63).

A mediados de 1990 la estructura del sistema financiero sufrió un drástico cambio con el restablecimiento del régimen mixto de los servicios crediticios, la reprivatización de la banca, la creación de la banca universal, la formación de las agrupaciones financieras. El proceso de privatización que empezó en 1991, quedó concluido en 1992 con la venta de las instituciones bancarias (Solís, 1997). Sobre ese mismo tema, Manrique (2000: 79, 80), explica que en virtud de la prioridad que se decidió que debería tener el sector monetario-financiero en el modelo modernizador se registraron en el mismo, auténticos cambios estructurales, pues a la apertura y la desregulación se le sumó la reprivatización de las instituciones que conformaban la banca, previas reformas constitucionales y reglamentarias.

Martínez (2000) coincide con Solís (1997) en que las reformas³ introducidas en el sistema bancario también modificaron la estructura accionaria de las instituciones del

por ciento de sus captaciones, el cual podía integrarse por valores gubernamentales y/o efectivo en caja y/o depósitos a la vista en el Banco de México. En septiembre de 1991 fue eliminado este coeficiente de liquidez con el fin de profundizar la desregulación del sistema bancario (Solís, 1997).

³ La esencia de esta reforma fue autorizar el aumento del capital extranjero en el capital social de las instituciones financieras existentes en México, de 30 por ciento que estaba vigente hasta 49 por ciento. (Núñez, 2005: 139).

sistema financiero que adicionalmente dieron lugar a alianzas estratégicas las cuales, mejorarían los niveles de eficiencia.

La crisis económica y financiera de 1994-95, de acuerdo a Núñez (2000: 138), se desencadenó a raíz de la devaluación de la moneda de diciembre de 1994; problemas financieros para hacer frente a los vencimientos de las obligaciones contraídas en moneda extranjera, con un nivel de reservas insuficientes, la sobrevaluación del tipo de cambio, la expansión extraordinaria del crédito bancario sin expectativas económicas reales favorables y crecimiento sostenido de la cartera vencida, entre otros factores, se habían acumulado e hicieron entrar al sistema bancario en una situación de insolvencia.

Los autores antes mencionados, como Lecuona, 2000, Manrique, 2000, Basave, 2000, Moncada y Di Coztanzo, 2005, Núñez, 2005, Cruz, 2004, entre otros, tratan sobre los factores desencadenantes de la CF de 1994-95. A continuación, presentamos extractos importantes de dichos trabajos, para esta tesis.

La búsqueda de la eficiencia económica y la reducción de la participación del Estado en las decisiones económicas es motivo de importantes y catastróficas deficiencias de supervisión que inciden en la seguridad, la estabilidad y la solvencia del sector financiero. La liberalización financiera permitió a los grupos financieros operar bajo el único principio de obtener alta rentabilidad. Así, de 1992 a 1994 se produce una expansión del crédito bancario, y los indicadores financieros de dicho periodo, expresan con claridad la prosperidad bancaria. La expansión del financiamiento interno y externo, las garantías crediticias insuficientes y una débil evaluación de la solvencia de los prestatarios originó un

elevado nivel de apalancamiento financiero lo cual, derivó en un crecimiento exponencial de la cartera vencida (Manrique, 2000: 81, 84).

Basave (2000), Moncada y Di Coztanzo (2005) coinciden en que la banca, desde la privatización, operaba con deficiencias, en parte porque los nuevos propietarios no tenían la calificación necesaria para administrar el negocio de la intermediación; de igual forma, el personal contratado carecía de competencia técnica. Ello debido en parte a que la banca anteriormente se desempeñaba sin ningún tipo de competencia, ya que el gobierno dejó de ser el principal cliente tomador de créditos de los bancos y, también porque la venta de las acciones de los bancos se realizó a un precio muy superior al valor en libros. Al respecto, Basave muestra que “los bancos que fueron comprados, en promedio a 3.7 veces de su valor en libros, e instituyeron una política de recuperación acelerada de sus inversiones, influyeron de manera directa en la problematización del aparato financiero durante la crisis, y, por supuesto con repercusiones en la producción, porque los principales deudores que no han podido pagar están en el sector productivo, no en términos de número de deudores que no han pagado, que eso está en el sector de tarjetas de crédito, sino en cuanto al volumen en el sector productivo”.

Núñez (2005) señala que “internamente en las instituciones de créditos no se logró la adecuación, tanto de las estructuras organizacionales bancarias como de su funcionalidad. Desde el inicio de las operaciones de los bancos privatizados existió una falta de adecuación de capital que se evidenció a partir de la crisis de 1994-95, en la forma

de problemas financieros severos⁴. Una explicación amplia sobre este tema, se encuentra en Moncada y Di Coztanzo, (2005: 11-12); los autores consideran que “al estallar en 1995 una crisis⁵ económica sin precedentes en la historia de México, se descubrió que la mayoría de la banca privada enfrentaba serios problemas financieros, agravados por una ineficiente administración bancaria y en muchos casos producto sobre todo de ilícitos e irregularidades que sobrepasaron la capacidad y previsiones del seguro de depósitos creado para el sector: el Fondo Bancario de Protección al Ahorro (Fobaproa)”. La crisis de los bancos privados alcanzó tal magnitud que sin remedio, obligó al gobierno federal a intervenir en su ayuda para evitar quiebras masivas que pondrían en riesgo el dinero de los ahorradores.

Manrique (2000), considera que el abandono de los viejos esquemas monetarios es parte de la llamada reforma financiera, cuyo contexto más amplio está dado por los avatares de todo el sistema económico, es decir la crisis del sistema. La desregulación financiera ha sido una de las consecuencias de la liberalización y la apertura económica; por ello se conceptúa como un proceso de alejamiento paulatino de las autoridades financieras respecto de los intermediarios y su quehacer.

⁴ En muchos casos gran parte de la compra se financió con recursos que pasaron a esos grupos de bancos ya privatizados. Esto dio lugar a que desde un principio las instituciones desincorporadas no tuvieran una sólida capitalización (Moncada y Di Coztanzo, 2005: 11-12).

⁵ Algunos de los efectos de los errores de diciembre que citan Moncada y Di Coztanzo son los siguientes: la inflación, que en noviembre de 1994 fue de 7 por ciento anual, pasó a 8 por ciento mensual hasta abril de 1995. La tasa de interés interbancaria, que antes de la crisis estaba en 18 por ciento, llegó a 110 por ciento en marzo de 1995. En consecuencia, gran cantidad de deudores de la banca se vieron imposibilitados para cumplir sus compromisos de pago; cientos de miles de personas perdieron sus casas y otros bienes. En el primer semestre de 1995 el PIB cayó 5.8 por ciento. En ese mismo año casi 39 por ciento de las empresas productivas del país prácticamente paralizaron sus actividades (Ibíd.).

La autora hace la siguiente reflexión sobre la CF de 1994-95, “el desplome cambiario de diciembre de 1994 significó no sólo el colapso del sistema financiero mexicano más profundo de los últimos veinte años, sino una crisis que aun hoy exhibe la grave problemática nacional íntimamente relacionada con la complejidad de los fenómenos internacionales en la globalización del capitalismo contemporáneo, es decir, volatilidad de los mercados financieros internacionales, crisis del dólar y efectos nocivos en todos los signos monetarios” (Ibíd., 2000: 84).

Con todo lo anterior se afirma que factores externos como la apertura comercial y financiera de la economía mexicana de los años noventas, la reprivatización bancaria, las reformas financieras, la desregulación del sector bancario, etc., influyeron en el funcionamiento de las entidades financieras, creando las condiciones para que la banca, una vez privatizada, pasara por una etapa de prosperidad. Sin embargo, los nuevos ingresantes al mercado de la intermediación financiera eran inversionistas sin experiencia en el ramo. A esta inexperiencia de los nuevos banqueros debe sumarse, la deficiente evaluación de las operaciones de créditos que internamente se realizaba en los bancos, las insuficientes garantías, reales o documentarias, exigidas sobre los créditos. Esta situación, en poco tiempo ocasionó una excesiva expansión del crédito doméstico, principalmente el crédito hipotecario y al consumo, lo cual, derivó en un deterioro importante de la calidad del activo, debido al incremento inusitado de la cartera vencida y, desde luego, debido también a los efectos devastadores de la CF de 1994-95 sobre el sector, el cual ya enfrentaba problemas financieros, falta de adecuación de capital y creciente cartera vencida, etc.

La crisis bancaria fue resuelta mediante la intervención del Estado que convirtió la deuda privada de personas físicas y morales, en deuda pública, adquiriendo la cartera de crédito irrecuperable de la banca, saneando así la situación de varias entidades, algunas de las cuales se vendieron, otras se fusionaron por asociación o integración y varias quebraron. De acuerdo a Martínez (2000: 75), las presiones del mayor costo de la deuda de empresas y familias tuvieron que ser atendidas por el gobierno federal a fin de evitar un mayor problema de financiamiento bancario y mayores niveles de cartera vencida.

Desde la liberalización financiera, la apertura comercial y la privatización bancaria, los bancos extranjeros han sido y son hasta el presente, las entidades más importantes del SBM. La banca extranjera participa con más del 70 por ciento de los activos, pasivos y utilidades netas totales del SBM; mientras que los bancos mexicanos participan en poco más del 20 por ciento de los recursos totales y de las utilidades netas totales que se manejan en el sistema. Por lo tanto, a raíz del cambio en la estructura de propiedad de la banca, los bancos mexicanos que antes de la implementación del programa neoliberal, eran los bancos más importantes del SBM, pasaron a ser los bancos de menor importancia relativa en el sistema.

Por último, es importante mencionar que la evidencia empírica muestra que la frecuencia con la que se producen las CF es mucho mayor, desde la apertura económica que durante la etapa en la que las economías no se habían abierto al mundo.

4.3 RESULTADOS DEL ESTADO DE SOLVENCIA E INSOLVENCIA DEL SBM EN EL PERIODO 1991-95, OBTENIDOS CON MAO

Para lograr una mejor autoorganización de los patrones de los bancos, probamos varios modelos, modificando las arquitecturas de los MAO, la dimensión de los patrones de entrada y el tamaño del mapa (ver capítulo III). Utilizamos dos tipos de arquitecturas de dimensiones diferentes: la primera más pequeña utilizó patrones de nueve índices y la segunda utiliza patrones de diecinueve índices. El modelo de nueve índices trata de replicar al de Pina⁶ (1989: 314) para la predicción de quiebra bancaria que se encuentra referenciado en la sección 2.2 del capítulo II. Para identificar problemas que este modelo muestre al aplicarse al caso mexicano, usamos un modelo más grande de diecinueve índices que es el modelo propuesto para el caso de estudio del estado de solvencia e insolvencia del SBM el cual, incorpora además de las variables introducidas por Pina, otras razones financieras importantes que determinan el estado de S e I de los bancos. Al calcular la matriz de correlaciones para el modelo de nueve índices encontramos correlaciones positivas altas entre varios índices. En el Apéndice II presentamos la matriz de correlaciones correspondiente al conjunto de veintitrés⁷ variables seleccionadas originalmente para este estudio y al de nueve variables.

⁶ El modelo de Pina incorpora nueve índices: 1) Activo Circulante/Activo Total, 2) (Activo Circulante-Tesorería)/Activo Total, 3) Activo Circulante/Pasivo exigible, 4) Reservas/Pasivo exigible, 5) Beneficio neto/Activo Total, 6) Beneficio neto/Patrimonio Neto, 7) Beneficio neto/ Pasivo exigible, 8) Costo de ventas/Ventas brutas, 9) Cash-Flow/Pasivo exigible (Cash-Flow = Beneficio neto más amortizaciones y provisiones).

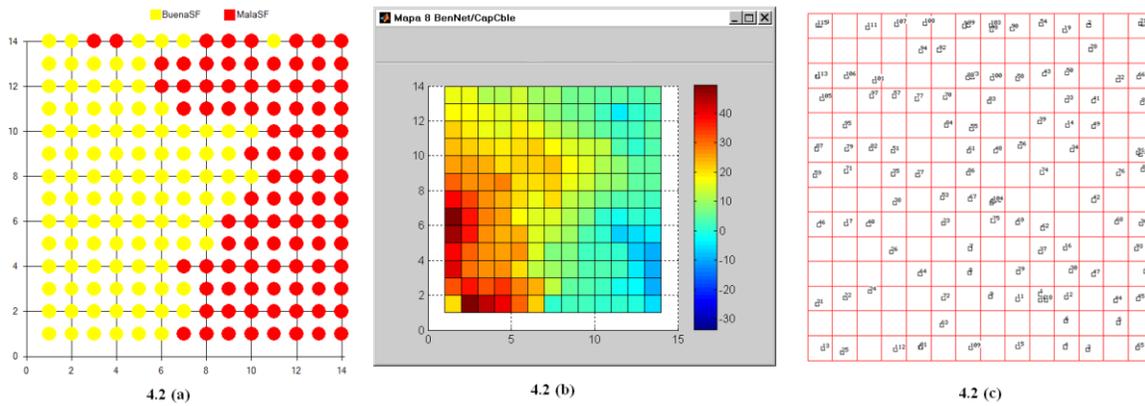
⁷ El conjunto de veintitrés variables son: 1. Activo Fijo/Activo Total. 2. Créditos/Capital Contable. 3. Créditos/Activo Total. 4. Activo Circulante/Activo Total. 5. Activo Circulante/Pasivo Total. 6. Reservas/Pasivo Exigible. 7. Beneficio Neto/Activo Total. 8. Beneficio Neto/Pasivo Total. 9. Disponibilidades/Activo Total. 10. Ganancias Retenidas/Activo Total. 11. Beneficio Neto/Capital Contable. 12. Cartera Vencida/Depósitos. 13. Cartera Vencida/Colocaciones Brutas. 14. Provisiones/Cartera Vencida. 15. Bienes Adjudicados/Colocaciones Brutas. 16. Otros Activos/Capital Contable. 17. Cartera de Crédito Bruta/Captaciones Totales. 18. Cartera de Crédito Neta/Captaciones Totales. 19. Beneficio Neto/Capital Social + Reservas. 20. Ganancias Antes de Impuestos y Participación de los Trabajadores en las

La segunda arquitectura, la del modelo de diecinueve índices, condujo a mapas más claros de contornos de pesos, tal vez por la exclusión de observaciones atípicas. A estos MAO, durante su entrenamiento, se les presentaron los patrones del periodo 1991-95. El período 1996-97 se conservó para fines de predicción.

En los mapas de S e I obtenidos para los modelos de 9 y 19 índices que presentamos en las Figuras 4.2a y 4.3a, podemos observar que ambos muestran alguna similitud. En éstos, se distinguen dos grupos de unidades, representando el grupo en rojo la zona de insolvencia (Mala Situación Financiera, MSF), y el de color amarillo (Buena Situación Financiera, BSF), la zona de solvencia. En la Figura 4.2b se muestran el contorno obtenido del índice que relaciona a dos de las variables que miden la rentabilidad financiera, que son el beneficio neto y el capital contable. El mapa presentado en la Figura 4.2c despliega el identificador de cada uno de los bancos incluidos en el entrenamiento, de tal manera que es posible ubicar para un año y trimestre determinado la posición de una unidad en los mapas de solvencia y con esto determinar su estado.

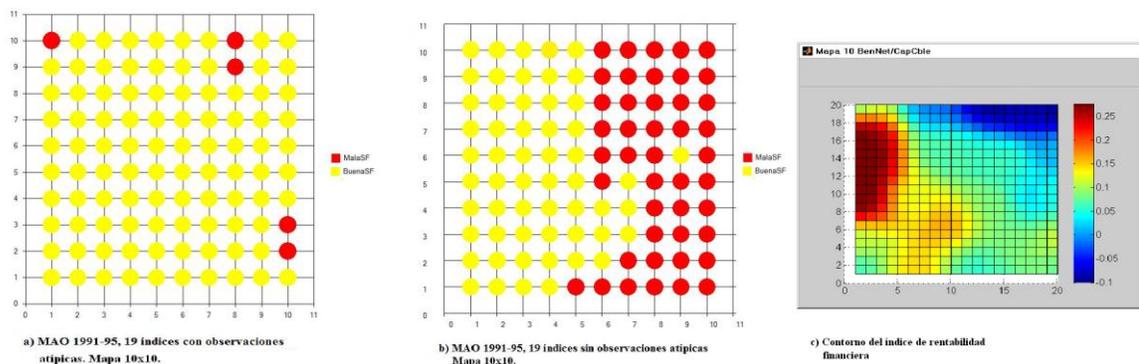
Utilidades/Activo Total. 21. Activo Circulante – Tesorería/Activo Total. 22. Beneficio Neto + Amortizaciones y Provisiones/Pasivo Exigible. 23. Gastos de Administración y Promoción/Ingresos Totales de Operación.

Figuras 4.2 Mapas del modelo de 9 índices, 1991-95. a) Zonas de solvencia e insolvencia, b) coloreado por RF. c) identificación de las unidades



En todos los mapas que se presentan en este capítulo, las variables con valores más altos están en color rojo y las que poseen los valores más bajos en azul. Las escalas están dadas en valores porcentuales. En la parte superior izquierda de cada mapa aparece su número y el nombre correspondiente del índice representado.

Figura 4.3 Modelo con 19 índices con y sin outliers. a) Mapa de S e I con outliers. b) Mapa de S e I, sin outliers, coloreado por RF. c) Contorno del índice BenNet/CapCble (1991-95)



4.4 AGRUPAMIENTO CON MAPAS AUTOORGANIZADOS. TAXONOMIA DE MINSKY.

La hipótesis fundamental que se requiere demostrar es que la composición del SBM, en los años de la crisis, 1994-95 y hasta 1996, transitó hacia una predominancia de las unidades Ponzi. Cuando se usan MAO, uno de los resultados que se obtienen son mapas, como los mostrados en la sección anterior sobre las zonas de S e I. Pero otra de las características importantes de los MAO es su capacidad para revelar estructuras de grupos en conjuntos de datos. Esto es lo que se presenta para el caso de las unidades del SBM, para un año de crisis. Elegimos para estos ejercicios de agrupamiento el periodo 1991-95, ya que para su entrenamiento, el MAO requirió datos de S e I y eso lo realizamos presentándole patrones de un periodo que en teoría debe contener ambos estados; este periodo fue el de 1991-95; no hay datos disponibles al público para años anteriores.

A partir del estallido de la crisis, el ente regulador y supervisor, aplicó lineamientos que modificaron la forma de registro de cuentas contables del balance general en el año 1997, motivo por el cual la importancia o el peso de algunos índices cambió. Esto ocasionó que el MAO entrenado para 1991-95, no puede tratar convenientemente patrones con índices posteriores a 1996.

Por otro lado los resultados que presentamos, en este caso, son de tipo visual, pues esta es una de las características de los MAO, el desplegar en mapas bidimensionales agrupamientos de vectores n-dimensionales, algo difícil de ver en modelos multivariados. Puesto que los mapas de S e I entre los modelos de 9 y 19 índices son relativamente similares, elegimos el modelo de menor tamaño para efectuar los primeros ejercicios de agrupamiento aquí realizados. Más adelante (Sección 4.6), mediante el ejercicio de predicción del estado de S e I de las unidades del SBM, para el año 1996, combinado con la

participación de cada unidad en ese sistema (evaluación hecha ex post), presentamos una demostración numérica de tipo contable, sobre la predominancia de las unidades tipo Ponzi durante el año 1996.

En teoría, esta característica importante de los MAO, su capacidad de revelar grupos o estructuras dentro de grupos de patrones, al final de su autoorganización, es totalmente asequible desde un punto de vista microeconómico, pues el agrupamiento puede obtenerse con base en los rasgos financieros de los bancos, es decir sus índices.

Minsky en su teoría con un punto de vista macroeconómico (las variables macroeconómicas afectan a las variables microeconómicas, que son las que definen a los índices), propuso la existencia de una taxonomía. Formalmente en los MAO esto se revela en el mapa de contornos de la matriz de distancia unificada (MDU). Esta matriz condensa en sus elementos la distancia media de cada neurona a sus vecinas, con base en el cálculo de distancias entre los vectores de referencia de las neuronas, al final de la autoorganización. En esta investigación realizamos varios análisis, con el propósito de observar, si con los datos disponibles, los MAO tienen la capacidad de manifestar un agrupamiento de unidades.

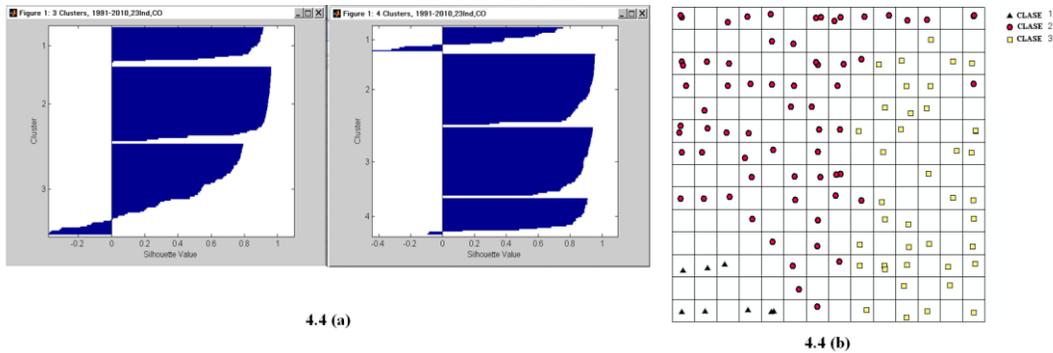
En los primeros ensayos utilizamos los modelos de nueve y diecinueve índices para visualizar directamente la existencia de cúmulos sobre un mapa autoorganizado. El método normalmente utilizado para visualizar grupos consiste en calcular y graficar los contornos de la MDU, sobre los modelos ya descritos. En fenómenos donde se tienen clases bien delimitadas, la graficación de los valores de esta matriz, puede permitir la visualización directa de la presencia de cúmulos con brechas entre ellos. Con los datos y resultados actuales en los MAO obtenidos, no pudimos visualizar la manifestación de cúmulos con amplias brechas entre ellos.

Recurrimos a otras alternativas. El segundo procedimiento que empleamos es el siguiente: 1) Tomamos el conjunto de patrones y le aplicamos un filtro de tres veces la

desviación estándar para eliminar observaciones atípicas, pues la técnica de las KMedias es muy sensible a la presencia de patrones con valores atípicos. También probamos casos con la inclusión de valores atípicos. 2) Los patrones resultantes se agrupan con la técnica de las KMedias suponiendo la existencia de dos a seis cúmulos. 3) Con ayuda de las gráficas de siluetas⁸ seleccionamos el mejor de los agrupamientos obtenidos mediante las reglas descritas al pie de página. 4) Elegido este, creamos un MAO y lo entrenamos con los grupos proporcionados por KMedias. 5) Al final del aprendizaje solicitamos al programa en uso, el despliegue de la MDU (o un mapa de Kohonen con etiquetas de los cúmulos), para visualizar las clases. Uno de los resultados obtenidos con esta técnica lo presentamos en la Figura 4.4 a. En ella vemos que KMedias puede distinguir aceptablemente tres grupos. Estos tres grupos ya etiquetados por KMedias los usamos para entrenar el MAO creado, y de acuerdo a los rasgos de los bancos, al final de su entrenamiento los distribuye en regiones bien ordenadas que en general no se traslapan, lo cual es consistente con la teoría de la HFF. No se verificó la presencia de brechas en las matrices MDU en parte debido a la eliminación de outliers.

⁸ Las gráficas de siluetas son una herramienta para evaluar la bondad de un agrupamiento. En la ordenada se presenta al número de grupos, con las unidades pertenecientes a cada grupo, y en la abscisa se presenta al valor de la relación entre las distancias promedio de un individuo (banco i), a las demás unidades dentro del grupo al que pertenecen, contra la distancia de esa unidad i , a los elementos de los demás grupos. Valores de esta relación mayores de 0.5 indican un buen agrupamiento, mientras que menores de 0.2 indican agrupamientos indefinidos.

Figura 4.4 Clases: a) con KMedias, 19I, CO b) Despliegue sobre MA



Al entrenar a un MAO con los patrones etiquetados por KMedias, el MAO pudo representar los tres grupos diferentes. La prueba supone que el ordenamiento hecho por KMedias es correcto y que al entrenar al MAO con ese agrupamiento y colorear el mapa con un criterio de rentabilidad, el MAO distinguió tres zonas representando cada uno un grupo. Esto significa que el MAO procesó la clasificación aportada por KMedias, la autoorganizó, tal vez hizo ajustes y distinguió las tres clases perfectamente.

Estos son ensayos básicos. En realidad un enfoque completamente formal constituye un problema de investigación por sí mismo, lo conduciría a hacer análisis de conglomerados completos y sistemáticos, utilizando todas las técnicas disponibles. Sin embargo, los casos realizados al menos nos permitieron el despliegue en clases separadas o disjuntas, lo cual parece verificar la taxonomía de Minsky en el nivel microeconómico.

El resultado de la Figura 4.4 b) muestra que el MAO localizó consistentemente la mayoría de los patrones presentados; se observan pocos casos en la colocación de patrones en zonas de traslape. Este ejemplo lo realizamos solicitando al MAO entrenado, la ubicación de las unidades pre agrupadas y preclasificadas por KMedias.

Sobre el caso que presentamos en la Figura 4.4 b), para verificar las clases que se manifestaron con KMedias y el MAO, de la BD elegimos un conjunto de cuarenta unidades

(de un total aproximado de 120), tomadas de los tres grupos y revisamos manualmente sus veintitrés índices. Aunque las diferencias entre los índices son pequeñas y a veces sutiles, no se encontraron errores apreciables. De esta revisión y con respecto a la Figura 4.4 b), podemos comentar que la clase 1 correspondería a las unidades hedge, la clase 2 a las especulativas y la clase 3 a las Ponzi⁹. Hasta aquí estos análisis de conglomerados de clases de unidades.

⁹ La diferencia entre los tres tipos de unidades está determinada por indicadores como liquidez, rentabilidad, apalancamiento, inversiones y riesgo crediticio.

4.5 EJERCICIO DE PREDICCIÓN CON MAO. SOLVENCIA E INSOLVENCIA DEL SBM EN EL AÑO 1996

En esta sección mostramos la posibilidad de predecir el estado de S o I, mediante un ejercicio para el año 1996. Resultados como los obtenidos permitirían al ente regulador, tomar acciones para aminorar los problemas asociados a un mal desempeño de los bancos.

Es importante aclarar que una vez desatada la crisis, el ente regulador introdujo cambios en la aplicación de los criterios contables. Por lo cual, una RNA entrenada en el periodo 1991-95, no es directamente aplicable a periodos posteriores a 1996, pues de 1997 en adelante ocurrieron los cambios indicados. El ejercicio de predicción lo realizamos para el año 1996 con el propósito de verificar si efectivamente los bancos, antes y durante la CF de 1994-95, pasaron de un estado de robustez a uno de fragilidad financiera, los resultados muestran la evolución del SBM en ese sentido. Esta es la razón por la cual trabajamos con los datos del periodo 1991-96 porque consideramos suficiente para los fines de esta investigación. En el entrenamiento del MAO del periodo 1991-95, la muestra de aprendizaje se etiquetó manualmente con el estado de S o I, mediante un criterio combinado donde a varios índices se les define un umbral que distingue a las unidades entre S e I (por ejemplo para la rentabilidad financiera se usó un umbral de 10 por ciento). El etiquetado permite que el MAO tenga capacidad para realizar predicciones. Hecho lo anterior, realizamos un ejercicio de predicción presentando al MAO un conjunto de patrones nunca visto, que fue el correspondiente al año 1996. Obtuvimos la clasificación mostrada en la Tabla 4.5. Puesto que se cuenta con la historia de las intervenciones sobre las unidades, pudimos verificar que en general la clasificación obtenida tiene una aproximación aceptable, con un error del orden del 10 por ciento

Tabla 4.5 Predicción año 1996 de la S e I de bancos con el MAO (entrenado 1991-95)

Id	Año	Trin	Banco	ActFijo/ActTot	Ctos/Cap Cont	Ctos/Act Tot	ActCirc/ActTot	ActCirc/PasTot	RvasPas Egble	BenNet/ActTot	Dispon/ActTot	BenNet/CapCble	CartVenc/Dep	CartVenc/ColocBtas	Prov/Car Venc	Eajud/ColocBtas	OtrosAct/CapCble	Car/CtoNet/CapCble	BenNet/CapCble+Rvas	ActCirc-Tesoreria/ActTot	BN+AmortProv/PasExig	GadyP/IngTop	Mah SF	Buen SF	Predicción
497	1996	4	ATLANTICO	0.021078	15.078868	0.768680	0.896721	0.944889	0.010672	0.000411	0.032576	0.008072	0.082030	0.054730	0.881597	0.004788	0.415780	0.942527	0.009485	0.864144	0.019581	0.565663	1	0	Correcta
494	1996	4	BANCOMER	0.015157	12.044687	0.676834	0.877550	0.929799	0.012423	-0.000650	0.021169	-0.011567	0.082063	0.070872	1.196021	0.007100	0.259395	0.875011	-0.029301	0.856381	0.037133	0.531436	1	0	Correcta
501	1996	4	BANCRECER	0.008393	23.351056	0.746532	0.899165	0.928860	0.022955	-0.010794	0.084284	-0.337623	0.063654	0.046767	1.203480	0.008629	0.152274	0.929572	-0.289420	0.814880	0.003038	0.955753	1	0	Correcta
504	1996	4	BANORO	0.015476	19.260008	0.827230	0.890145	0.930094	0.011866	-0.001136	0.032855	-0.026442	0.096688	0.069421	0.682450	0.006218	0.152285	1.085983	-0.037689	0.857291	0.026768	0.694182	1	0	Correcta
499	1996	4	BILBAO VIZCAYA	0.018487	11.255438	0.553897	0.893934	0.940203	0.000000	0.001908	0.034971	0.038771	0.020903	0.025490	1.498568	0.003457	0.135250	0.629990	0.032952	0.858963	0.027768	1.005852	0	1	Errónea
502	1996	4	CONFIA	0.020675	16.791957	0.770314	0.873146	0.915126	0.005915	-0.012073	0.035997	-0.263187	0.062977	0.057236	0.563089	0.024312	0.235606	0.893263	-0.203109	0.837149	-0.002568	0.877952	1	0	Correcta
511	1996	4	DELBATO	0.007986	8.664387	0.740764	0.842637	0.921414	0.005472	0.008777	0.006981	0.102666	0.035959	0.019446	1.010351	0.000301	0.032518	1.097841	0.153843	0.835656	0.033426	0.338629	1	0	Errónea
505	1996	4	INBURSA	0.000755	1.795355	0.466695	0.854921	1.155214	0.008069	0.053940	0.064295	0.207506	0.143194	0.033606	0.965215	0.000062	0.000000	1.235374	0.349902	0.790627	0.098387	0.185006	0	1	Correcta
508	1996	4	INDUSTRIAL	0.011431	14.677512	0.643591	0.901622	0.942971	0.000135	0.001312	0.029907	0.029924	0.059619	0.052190	0.806957	0.033613	0.085367	0.893426	0.032225	0.871715	0.008731	0.605665	1	0	Correcta
506	1996	4	INTERACCIONES	0.002119	15.686708	0.800750	0.991894	1.045250	0.000379	0.008629	0.007690	0.169036	0.002435	0.002315	3.006733	0.001808	0.004537	0.859309	0.223530	0.984203	0.019402	0.260487	1	0	Errónea
498	1996	4	INTERNACIONAL	0.016568	9.103074	0.582559	0.884528	0.945005	0.015814	0.002597	0.065957	0.040573	0.055363	0.043428	1.130843	0.005340	0.098374	0.868255	0.053110	0.818571	0.025701	0.366597	1	0	Correcta
503	1996	4	MERCANTIL DEL NORTE	0.011629	11.463269	0.735275	0.904499	0.966492	0.020771	0.010567	0.030599	0.164748	0.064787	0.044686	1.563422	0.002149	0.178085	0.978175	0.246712	0.873901	0.039063	0.489828	0	1	Correcta
500	1996	4	PROMEX	0.010368	15.445440	0.568554	0.935545	0.971299	0.014869	0.000152	0.020326	0.004130	0.069320	0.058485	0.913400	0.004824	0.140367	0.731540	0.005130	0.915219	0.020384	0.624166	1	0	Correcta
538	1996	3	ATLANTICO	0.015907	14.378978	0.724986	0.892170	0.939541	0.011278	-0.001668	0.036047	-0.033079	0.088018	0.064795	0.701751	0.015603	0.172369	0.857687	-0.041602	0.856122	0.009908	0.617375	1	0	Correcta
542	1996	3	BANCRECER	0.009266	18.357576	0.755968	0.864895	0.902041	0.025478	-0.007422	0.038760	-0.180232	0.086557	0.061789	1.080123	0.013775	0.111563	0.943742	-0.180368	0.826135	-0.005479	0.991496	1	0	Correcta
545	1996	3	BANORO	0.016825	15.414772	0.800794	0.863482	0.910798	0.013249	0.002646	0.028461	0.050942	0.129641	0.089527	0.678505	0.009670	0.136383	1.036912	0.077811	0.835022	0.012343	0.582865	1	0	Correcta
543	1996	3	CONFIA	0.020602	17.980202	0.749311	0.871250	0.909137	0.006185	-0.012636	0.038898	-0.303220	0.064673	0.056088	0.580378	0.018852	0.261054	0.898566	-0.224076	0.832351	-0.008446	0.979518	1	0	Correcta
549	1996	3	INDUSTRIAL	0.011000	13.027588	0.611613	0.896714	0.940886	0.000088	0.000970	0.019423	0.020669	0.071714	0.071299	0.629203	0.018759	0.071091	0.812840	0.002405	0.877291	0.009189	0.596358	1	0	Correcta
547	1996	3	INTERACCIONES	0.002248	16.199474	0.756792	0.962082	1.009230	0.000385	0.005279	0.028350	0.112999	0.002399	0.002369	2.013350	0.002225	0.003697	0.826450	0.139416	0.933731	0.013556	0.229313	1	0	Errónea
539	1996	3	INTERNACIONAL	0.013543	9.086758	0.560831	0.864973	0.921870	0.010189	0.003988	0.044578	0.064610	0.058520	0.046703	1.001448	0.009021	0.102606	0.897482	0.096299	0.820395	0.022678	0.338813	1	0	Correcta
544	1996	3	MERCANTIL DEL NORTE	0.011418	9.564311	0.706981	0.892641	0.963891	0.037339	0.007248	0.045335	0.098056	0.081585	0.053686	1.166095	0.007673	0.142220	0.998402	0.131417	0.847306	0.026145	0.401796	1	0	Correcta
537	1996	3	MEXICANO	0.007097	17.196578	0.478001	0.909082	0.935074	0.007585	0.000578	0.021372	0.020810	0.114300	0.080179	0.797426	0.008952	0.258638	0.696676	0.021037	0.887710	0.008450	0.514334	1	0	Correcta
541	1996	3	PROMEX	0.011114	12.591255	0.565021	0.923306	0.966686	0.018103	0.001101	0.030285	0.024544	0.083085	0.069474	0.924618	0.007017	0.153229	0.869343	0.031256	0.893022	0.025340	0.679191	1	0	Correcta
579	1996	2	ATLANTICO	0.016630	12.672780	0.669474	0.881081	0.930222	0.012020	-0.001331	0.035160	-0.025186	0.116797	0.092379	0.595152	0.014459	0.168897	0.912220	-0.031828	0.848521	0.009179	0.615277	1	0	Correcta
583	1996	2	BANCRECER	0.010576	17.355394	0.703772	0.841796	0.877374	0.033384	-0.004940	0.052776	-0.121816	0.121918	0.087076	0.832851	0.019165	0.129240	0.837162	-0.124153	0.789020	-0.003248	0.956074	1	0	Correcta
586	1996	2	BANORO	0.018121	14.209140	0.811738	0.852467	0.904118	0.014034	0.004728	0.021370	0.082759	0.152787	0.099649	0.623059	0.009823	0.125594	0.915549	0.129455	0.831098	0.014860	0.503934	1	0	Correcta
584	1996	2	CONFIA	0.020519	15.250217	0.709315	0.857923	0.899773	0.006357	-0.006872	0.029841	-0.147740	0.087323	0.072937	0.647494	0.029739	0.226249	0.864792	-0.123278	0.828082	-0.003437	0.920474	1	0	Correcta
593	1996	2	DELBATO	0.008643	7.530512	0.757522	0.866881	0.963837	0.003381	0.012367	0.005962	0.122936	0.002379	0.011191	1.316082	0.000048	0.024394	1.231781	0.192524	0.860919	0.018253	0.240954	1	0	Errónea
590	1996	2	INDUSTRIAL	0.008591	13.766934	0.531018	0.750865	0.780990	0.000094	0.001116	0.016240	0.028944	0.053762	0.045668	0.941392	0.016611	0.067065	1.021498	0.031203	0.734626	0.007277	0.561472	1	0	Correcta
588	1996	2	INTERACCIONES	0.002936	14.899756	0.750864	0.975226	1.026980	0.000449	0.002964	0.026013	0.058808	0.002310	0.002254	1.479661	0.002378	0.002572	0.854302	0.067103	0.942123	0.009335	0.269990	1	0	Correcta
580	1996	2	INTERNACIONAL	0.011605	9.413939	0.529454	0.883264	0.935900	0.008436	0.003058	0.045606	0.054378	0.062994	0.051819	0.949519	0.009047	0.117932	0.871104	0.081172	0.837658	0.016680	0.321413	1	0	Correcta
585	1996	2	MERCANTIL DEL NORTE	0.011613	9.132879	0.697181	0.893940	0.967821	0.037306	0.005178	0.043720	0.067834	0.088212	0.062936	1.115252	0.008218	0.134952	0.997733	0.087542	0.850221	0.020916	0.384080	1	0	Correcta
578	1996	2	MEXICANO	0.009244	16.791813	0.535973	0.878135	0.907088	0.011035	0.000181	0.028102	0.005676	0.092381	0.078962	0.850440	0.009852	0.326957	0.736310	0.005583	0.850032	0.009813	0.500636	1	0	Correcta
582	1996	2	PROMEX	0.010945	13.580880	0.622326	0.924139	0.968520	0.019303	0.006697	0.042990	0.015219	0.058235	0.051191	1.000000	0.006447	0.102141	0.859445	0.018853	0.881149	0.018198	0.567969	1	0	Correcta
620	1996	1	ATLANTICO	0.016688	11.320649	0.646244	0.878047	0.931205	0.011273	-0.002629	0.057941	-0.046046	0.115201	0.090912	0.581788	0.009225	0.147445	0.796940	-0.065333	0.820106	0.003288	0.929228	1	0	Correcta
617	1996	1	BANCOMER	0.019626	10.190933	0.689621	0.869772	0.932902	0.019232	-0.010420	0.025827	-0.153983	0.104873	0.079039	1.000000	0.018211	0.194702	0.904986	-0.251118	0.849345	0.008041	1.455168	1	0	Correcta
624	1996	1	BANCRECER	0.010564	20.579659	0.676238	0.816676	0.844424	0.025374	-0.002183	0.057421	-0.066427	0.150677	0.103014	0.604477	0.018701	0.162694	0.938864	-0.073656	0.759256	-0.000788	0.799637	1	0	Correcta
627	1996	1	BANORO	0.018877	13.297596	0.778675	0.830817	0.882494	0.019020	0.001074	0.027486	0.018340	0.139560	0.100505	0.660395	0.010271	0.138344	0.984120	0.025882	0.803332	0.007685	0.546730	1	0	Correcta
625	1996	1	CONFIA	0.021476	15.204153	0.728641	0.859637	0.902907	0.005937	-0.005442	0.046824	-0.113564	0.078420	0.073202	0.738941	0.024372	0.230269	0.893301	-0.096315	0.812813	-0.002946	1.216970	1	0	Correcta
631	1996																								

Clasificamos a los bancos de la siguiente manera: los bancos solventes, son aquellos que poseen buena situación financiera (BSF) y, los bancos insolventes, los que poseen mala situación financiera (MSF).

En la Tabla 4.5 mostramos la matriz que contiene en las filas los vectores de diecinueve índices para cada banco por trimestre correspondiente al año 1996 y, en las columnas cada uno de los índices para todos los bancos incluidos en la muestra con la que se predijo el estado de solvencia e insolvencia del SBM para 1996. Por ejemplo para el Banco del Atlántico el primer índice que mide la relación entre el activo fijo y el activo total da un resultado de 2 por ciento, esto significa que el 2 por ciento del activo total se encuentra inmovilizado; el último índice de la matriz mide la relación entre los gastos administrativos y el ingreso total de operación, el resultado de este cociente es 56.5 por ciento, esto significa que más del 56 por ciento de los ingresos totales de operación se destinan a solventar gastos administrativos.

El resultado de la predicción del MAO indica que el Banco del Atlántico en diciembre de 1996 tenía una MSF. Podemos aceptar este resultado como correcto, revisando el índice de rentabilidad financiera (beneficio neto/capital contable) que da un valor menor al 1 por ciento y como el umbral definido para clasificar a las unidades en S o I es de 10 por ciento, entonces confirmamos que efectivamente el Banco del Atlántico entra en el grupo de bancos con MSF. Adicionalmente hacemos otra revisión recurriendo a la historia donde podemos ver que este banco fue adquirido por Bital el 5 de enero de 1998, por el cual fue sustituido y ya como Bital fue adquirido por HSBC. Así es como se interpretan los índices y se verifica el resultado de la predicción.

Como señalamos, al intentar predecir el estado de S o I del SBM para el año 1997 pudimos constatar que a partir de este año la regulación sobre el SBM impuso un cambio en la aplicación de los criterios contables. Esto modifica la importancia relativa de los índices. Por lo tanto, el MAO entrenado de 1991-95 no tiene la capacidad de predecir el estado de S

e I para años posteriores a 1996 puesto que los índices antes y después de 1996 se calculan de manera diferente. En el estudio realizado por Kiviluoto (1998), el afirma que no hay una clara separación en grupos entre los vectores de entrada, aparentemente los indicadores financieros utilizados para predecir quiebras empresariales corresponden a un solo tipo de unidades. Muestra como el riesgo de quiebra está relacionado con el valor relativo de los indicadores financieros. Nuestros resultados coinciden con esta observación de Kiviluoto.

Tabla 4.6 Validación del MAO con Regresión Logística (RL) y Análisis Discriminante

(AD)

Num. Patrones	ActCirc/ActTot	ActCirc-Tesorería/ActTot	ActCirc/PasTot	BN+Amort yProv/PExig	Rvas/Pas Egble	BenNet/ActTot	BenNet/PasTot	BenNet/CapCble	GAyP/IngrTOP	Mala SF calculada c/MAO	Buena SF calculada c/MAO	Calificación de la Predicción c/MAO	Situación Financiera c/Mapas Autoorgs. (MAO)	Estado calculado c/RL	Calificación de la Predicción c/RL	Situación Financiera c/Regresión Logística (RL)	Estado calculado c/AD	Calificación de la Predicción c/AD	Situación Financiera c/Análisis Discriminante (AD)
1	0.849134	0.819009	0.881255	0.010038	0.009486	0.004436	0.004604	0.121698	0.423434	1	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF
2	0.945478	0.916211	0.997426	0.028161	0.009706	0.014477	0.015273	0.277968	0.286188	1	0	Incorrecta	MSF	1	Correcta	BSF	1	Correcta	BSF
3	0.886643	0.872364	0.957172	0.035462	0.045986	0.013150	0.014196	0.178467	0.211176	1	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF
4	0.740401	0.694922	0.763435	0.005817	0.001242	0.003747	0.003863	0.124175	0.285845	1	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF
5	0.898280	0.882932	0.974179	0.051701	0.043406	0.017266	0.018725	0.221613	0.253520	1	0	Incorrecta	MSF	1	Correcta	BSF	1	Correcta	BSF
6	0.869644	0.825936	0.905934	0.012393	0.001586	0.009163	0.009546	0.228747	0.235726	1	0	Incorrecta	MSF	1	Correcta	BSF	1	Correcta	BSF
7	0.846250	0.816003	0.900841	0.015235	0.006815	0.001663	0.001770	0.027437	0.389012	1	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF
8	0.781607	0.764295	0.832808	0.050911	0.048834	0.004698	0.001099	0.076411	0.288716	1	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF
9	0.873833	0.810767	0.914614	0.025178	0.029270	-0.003648	-0.003818	-0.081807	0.712930	1	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF
10	0.852750	0.855145	0.887115	0.023452	0.027893	-0.004005	-0.004166	-0.103387	0.806882	1	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF
11	0.954038	0.939004	1.005497	0.011674	0.000277	0.001882	0.001983	0.036765	0.431525	1	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF
12	0.946681	0.904891	0.995103	0.004747	0.000266	0.000068	0.000071	0.001390	0.390093	1	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF
13	0.945058	0.942970	1.207182	0.011473	0.003591	0.005208	0.006653	0.023986	0.281157	1	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF
14	0.750865	0.734626	0.780990	0.007277	0.000094	0.001116	0.001161	0.028944	0.561472	1	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF
15	0.896714	0.877291	0.940886	0.009189	0.000088	0.000970	0.001018	0.020669	0.596358	1	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF
16	0.909082	0.887710	0.935074	0.008450	0.007585	0.000578	0.000595	0.020810	0.514334	1	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF
17	0.884528	0.818571	0.945005	0.025701	0.015814	0.002597	0.002774	0.040573	0.366597	1	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF
18	0.904499	0.873901	0.966492	0.039063	0.020771	0.010567	0.011291	0.164748	0.489828	1	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF	1	Incorrecta	BSF
19	0.842123	0.809968	0.876254	0.006220	0.061198	-0.047263	-0.049179	-1.213420	-1.152893	1	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF
20	0.738928	0.695084	0.883699	-0.011389	0.004066	-0.010106	-0.012086	-0.061687	11.629724	1	0	Correcta	MSF	1	Incorrecta	BSF	0	Correcta	MSF
21	0.827439	0.786039	0.871112	0.002829	0.012576	0.000508	0.000535	0.010131	0.568943	1	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF
22	0.850707	0.767837	0.935125	0.028204	0.017466	0.003521	0.003870	0.039003	0.600195	1	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF
23	0.973218	0.790084	1.801297	0.145810	0.215439	0.070114	0.129772	0.152517	0.072405	1	0	Correcta	MSF	1	Incorrecta	BSF	0	Correcta	MSF
24	0.851644	0.821977	0.902274	0.011611	0.002072	-0.014402	-0.015258	-0.256653	4.714483	1	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF
25	0.836789	0.769346	0.890886	0.050042	0.036472	0.000148	0.000157	0.002434	0.184375	1	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF
26	0.963687	0.871282	1.100512	0.021103	0.003238	0.000555	0.000634	0.004462	0.700594	1	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF	0	Correcta	MSF

Porcentaje de errores

MAO: 11.54%

RL: 7.69%

AD: 3.85%

4.6 PARTICIPACIÓN DE CADA UNIDAD EN EL SISTEMA BANCARIO MEXICANO

Una vez obtenida una predicción para el año 1996, podemos conocer el estado de S o I para cada unidad en 1996. Con la clasificación de las unidades de acuerdo a su estado de S o I podemos hacer un ejercicio de evaluación de los recursos totales que se manejan en el sistema bancario y que se encuentran en situación de riesgo para ese año. El estado del SBM se puede predecir como hemos visto pero no es posible saber con qué recursos en términos monetarios contará cada unidad en el siguiente trimestre. Sin embargo, en términos relativos si es posible estimar la participación en el sistema bancario. Esto implica la consideración del tamaño relativo de las unidades.

La importancia relativa de los bancos en el SBM pudimos representarla con una matriz de participación de las entidades en el SBM; en ella cada renglón representa a un banco en un trimestre dado, y cada columna a sus activos, pasivos, captaciones, su cartera de crédito, utilidades netas, etc. Esta matriz de participación en el sistema bancario mexicano (PSBM) se cargó a la BD la cual, cubre todo el periodo de estudio de 1991-4 a 2010-2, pero en la Tabla 4.7a sólo presentamos una pequeña parte de la misma, para los años 1992-4 a 1995-4.

La matriz de participación, (las principales cuentas del balance general y del estado de resultados), probablemente se pueda construir con índices de participación con lo cual, sería posible también predecir esos valores, al menos a corto plazo. Por ejemplo sería posible predecir el porcentaje aproximado de los recursos totales que concentran los bancos más importantes del SBM para el siguiente ejercicio fiscal.

De la Tabla 4.7b obtenemos la siguiente información¹⁰: los activos y pasivos totales de los bancos solventes e insolventes variaron de 1992 a 1993 (+12 y -12 pp., respectivamente). Los activos y pasivos totales fueron disminuyendo a partir de 1993 hasta 1995 en los bancos insolventes e incrementándose en los bancos solventes. Las utilidades netas presentan un comportamiento a la inversa hasta 1994-4; a partir de 1995-4 se revierte la situación de modo que las utilidades netas de los bancos solventes se incrementan, y los bancos insolventes tuvieron pérdidas [las utilidades netas variaron en + 2 y -2 pp., respectivamente en los bancos (S e I)]. Al cierre de 1995 los bancos solventes concentraban el 54 por ciento de los activos y pasivos totales; y los bancos insolventes, el 46 por ciento [entre 1994-4 y 1995-4 los activos y pasivos totales tuvieron una variación de - 5 y + 5 pp., respectivamente en los bancos (S e I)]. Las captaciones totales del los bancos solventes representaban aproximadamente el 54 por ciento del total y la de los bancos insolventes el 46 por ciento (ver Tabla 4.7b).

Tabla 4.7a Resumen de rubros principales del balance general y estado de resultados de 1992-4 a 1995-4 y los resultados de predicción con el MAO (en valores absolutos)

Año/Tipo de Unidades	Activo Total	Disponibilidades	Cartera Cto.Vigente	Pasivo Total	Captaciones	Capital Contable	Ingresos Financieros	Margen Financiero	Ingresos por Servicios	Utilidad Neta
1992-4 (Unidades Solventes)	206,714	6,156	118,265	193,728	123,153	12,987	33,567	11,565	2,620	3,042
1992-4 (Unidades Insolventes)	82,189	1,859	43,354	78,892	43,095	3,297	15,153	3,338	1,071	542
TOTAL 1992-4	288,903	8,015	161,620	272,620	166,248	16,283	48,720	14,903	3,691	3,584
1993-4 (Unidades Solventes)	420,826	8,042	252,800	391,439	252,793	29,387	78,713	25,383	6,301	6,704
1993-4 (Unidades Insolventes)	81,004	2,774	40,963	77,170	39,057	3,834	13,161	4,045	860	1,054
TOTAL 1993-4	501,830	10,816	293,764	468,609	291,850	33,221	91,874	29,428	7,161	7,758
1994-4 (Unidades Solventes)	365,859	8,023	215,138	344,632	196,270	21,227	50,270	17,577	1,233	1,797
1994-4 (Unidades Insolventes)	258,088	7,443	148,220	245,116	138,084	12,971	39,839	11,068	2,736	1,293
TOTAL 1994-4	623,947	15,466	363,359	589,749	334,354	34,198	90,109	28,645	3,969	3,090
1995-4 (Unidades Solventes)	421,479	12,578	264,698	390,806	227,883	30,623	129,873	23,372	6,746	3,471
1995-4 (Unidades Insolventes)	361,941	16,741	207,770	338,511	193,623	23,430	116,322	15,435	4,541	-410
TOTAL 1995-4	783,370	29,319	472,468	729,318	421,506	54,052	246,194	38,808	11,287	3,061

misma proporción entre los bancos solventes e insolventes lo que muestra la crítica la situación de los bancos y que el colapso del sistema crediticio era inminente. Es el motivo por el cual se produjo la intervención de las autoridades financieras para mantener la estabilidad del sistema financiero, evitar el colapso del crédito y quiebras masivas en 1995.

4.7 EVALUACION CONTABLE DE LA INSOLVENCIA DEL SBM EN 1996

En la sección 4.5 mostramos que es posible predecir el estado de S o I del SBM. Esto en sí ya es un resultado útil, pues como comentamos en la misma sección, esto permitiría al ente regulador tomar acciones para aminorar o revertir el mal desempeño de las unidades.

Como un ejercicio adicional al objetivo aquí planteado que es la predicción del estado de S o I, mediante el uso de MAO etiquetados, a posteriori se ha hecho la evaluación de los recursos totales que estuvieron comprometidos en ese periodo para la información existente; recuérdese que los datos originales tienen datos faltantes. Lo anterior requiere conocer lo siguiente: a) el estado de S e I de las unidades y, b) la participación de las unidades en el SBM para ese año. El cruce de los resultados de la clasificación sobre S o I de las unidades mediante el MAO, y de la tabla de participación de los bancos en el SBM, para el año 1996, antes comentadas (ver Tabla 4.7b), permite contabilizar de manera aproximada la magnitud de los activos y pasivos en situación de insolvencia en el sistema bancario. Se evidencia así que los bancos intervenidos evolucionaron de una situación de robustez hacia una de fragilidad financiera y; como esos bancos contaban en 1995-4 con una participación del orden del 48 por ciento en los activos totales; esta insolvencia manifiesta, resultado de la CF, condujo al SBM a una crisis bancaria, en la cual las entidades clasificadas como solventes por el MAO también tuvieron problemas de falta de rentabilidad, pérdidas, iliquidez y tasa de morosidad alta pero de menor magnitud que la de los bancos insolventes. La clasificación realizada por el MAO reproduce aproximadamente lo ocurrido en ese periodo, lo cual puede corroborarse en la historia de la banca múltiple en los años de la CF de 1994-95.

Tabla 4.7b Rubros principales del balance general, estado de resultados de 1992-4 a 1995-4 con predicción con el MAO (en porcentajes y en valores absolutos)

Año	% del Total	ACTIVO	% del Total	DISPONIBILIDADES	% del Total	CARTERA CRED. VTE.	% del Total	PASIVO	% del Total	CAPTACIONES	% del Total	CAPITAL CONTABLE	% del Total	INGRESO FINANC.	% del Total	MARGEN FINANC.	% del Total	INGRESOS POR SERV.	% del Total	UTILIDAD NETA
1992-4	72%	206,714	77%	6,156	73%	118,265	71%	193,728	74%	123,153	80%	12,987	69%	33,567	78%	11,565	71%	2,620	85%	3,042
1992-4	28%	82,189	23%	1,859	27%	43,354	29%	78,892	26%	43,095	20%	3,297	31%	15,153	22%	3,338	29%	1,071	15%	542
Total: 1992-4	100%	288,903	100%	8,015	100%	161,620	100%	272,620	100%	166,248	100%	16,283	100%	48,720	100%	14,903	100%	3,691	100%	3,584
1993-4	84%	420,826	74%	8,042	86%	252,800	84%	391,439	87%	252,793	88%	29,387	86%	78,713	86%	25,383	88%	6,301	86%	6,704
1993-4	16%	81,004	26%	2,774	14%	40,963	16%	77,170	13%	39,057	12%	3,834	14%	13,161	14%	4,045	12%	860	14%	1,054
Total: 1993-4	100%	501,830	100%	10,816	100%	293,764	100%	468,609	100%	291,850	100%	33,221	100%	91,874	100%	29,428	100%	7,161	100%	7,758
1994-4	59%	365,859	52%	8,023	59%	215,138	58%	344,632	59%	196,270	62%	21,227	56%	50,270	61%	17,577	31%	1,233	58%	1,797
1994-4	41%	258,088	48%	7,443	41%	148,220	42%	245,116	41%	138,084	38%	12,971	44%	39,839	39%	11,068	69%	2,736	42%	1,293
Total: 1994-4	100%	623,947	100%	15,466	100%	363,359	100%	589,749	100%	334,354	100%	34,198	100%	90,109	100%	28,645	100%	3,969	100%	3,090
1995-4	54%	421,429	43%	12,578	56%	264,698	54%	390,806	54%	227,883	57%	30,623	53%	129,873	60%	23,372	60%	6,746	113%	3,471
1995-4	46%	361,941	57%	16,741	44%	207,770	46%	338,511	46%	193,623	43%	23,430	47%	116,322	40%	15,435	40%	4,541	-13%	-410
Total: 1995-4	100%	783,370	100%	29,319	100%	472,468	100%	729,318	100%	421,506	100%	54,052	100%	246,194	100%	38,808	100%	11,287	100%	3,061

Con lo expuesto hasta aquí consideramos demostrada la hipótesis principal propuesta en la tesis. Sin embargo los MAO y la base de datos proporcionan más resultados que se comentan a continuación.

4.8 INTERPRETACION ADICIONAL DE RESULTADOS DE SOLVENCIA E INSOLVENCIA DEL SBM, OBTENIDOS CON MAO. PERIODO 1991-1995

Los resultados que comentamos en esta sección sobre el estado de S e I del sistema bancario para el periodo 1991-95, obtenidos con el MAO, provienen de: información extraída de la base de datos, de los contornos de vectores característicos de los modelos con nueve y diecinueve variables (mapas de las Figuras 4.3a y 4.8b), y de la tabla de participación de las unidades en el SBM para todo el periodo de estudio (sección 4.7). Las diferencias entre los modelos de nueve y diecinueve variables consisten en que el modelo de nueve variables contiene observaciones atípicas y, el de diecinueve variables no las tiene. Pero la principal diferencia entre los dos modelos es que el de diecinueve índices establece más relaciones entre cuentas activas, pasivas y de resultados, además de incorporar 10 índices más. Simulamos varios modelos antes de seleccionar el más adecuado para los fines de la investigación y tratamos de seleccionar las variables que permiten realizar un análisis de tipo minskyano con las RNA.

Presentamos los contornos de la variación de los pesos de los vectores de referencia sobre los mapas para cada índice. Es esta interpretación la que permite visualizar relaciones multidimensionales, entre los índices, difíciles de observar sin los MAO. En particular discutimos este tipo de contornos para el mapa de dimensión 10x10, entrenado con patrones de 19 índices, sin observaciones atípicas. Presentamos resultados en términos de mapas de distribución de los valores de los índices utilizados para caracterizar a las entidades bancarias (mapas de contornos de los índices), en los que se pueden ubicar las zonas con valores altos o bajos para cada caso, y sobre los cuales es posible situar, para trimestres determinados, la posición de los bancos. La interpretación de los contornos de pesos de los MAO y de los estados contables de los bancos revela cuatro hechos importantes.

Primero: a partir de 1991-4 tuvo lugar un incremento de la cartera de crédito en todo el sector bancario. Ese incremento de los créditos se produjo precisamente unos años antes del inicio de la CF de 1994-95. A raíz de la recesión económica, que afectó la capacidad de pago de los deudores, los créditos que antes eran cancelados oportunamente, pasaron a incrementar la cartera morosa y de créditos incobrables. El incumplimiento de las obligaciones de los agentes económicos afectó la solvencia de los bancos que debieron enfrentar el problema del aumento de la tasa de morosidad con un nivel de reservas y provisiones insuficientes para absorber las pérdidas.

Segundo: la evolución de la cartera vencida demuestra que hasta 1993 la tasa de morosidad, medida por la relación cartera vencida/colocaciones brutas, se mantuvo en niveles por debajo del 8 por ciento. Ese valor fue rebasado en 1994-4 en cuatro puntos porcentuales, la tasa de morosidad tuvo una tendencia creciente durante varios años y alcanzó en algunos casos, como el de Promex (1999 tercer trimestre), valores muy altos, del 36.38 por ciento. Transcurridos casi siete años desde el inicio de la CF, en el año 2001, el problema de la elevada cartera vencida fue controlado de tal manera que la tasa de morosidad promedio del SBM fue tan sólo del 4 por ciento. La reducción de la tasa de morosidad estuvo asociada a una reducción de la cartera de crédito.

Tercero: el análisis de la información revela también que de 1991 a 2001, el índice de liquidez (medido por la relación disponibilidades/activo total) de los bancos en el sistema fue inferior al 4 por ciento, lo cual indica que los bancos¹¹ no contaban con muchos activos líquidos en ese periodo.

¹¹ Los bancos, a diferencia de las empresas no financieras, poseen elevado endeudamiento; realizan una transformación de los vencimientos, en general las captaciones de fondos se realizan a corto plazo y las colocaciones (aunque tengan vencimiento a corto plazo), habitualmente son renovadas para el financiamiento de proyectos de inversión a largo plazo. Entonces los bancos generalmente no poseen muchos activos líquidos porque los recursos se destinan a la concesión de créditos. Los problemas de iliquidez de un banco pueden convertirse en problemas de solvencia y la incapacidad de un banco de reintegrar los depósitos a sus ahorristas puede afectar la situación de otro banco solvente bien administrado que puede pasar, por el efecto contagio, a un estado de insolvencia.

Cuarto: otro hecho relevante que surge del análisis de la información y marca la diferencia entre los bancos S e I, está relacionado con el nivel de capitalización de las entidades. El capital social de un banco representa una parte pequeña de los pasivos totales, y como el endeudamiento de los bancos generalmente es alto y la responsabilidad de los accionistas está limitada al monto de sus aportes, esto puede ocasionar que los directivos asuman riesgos muy altos o intencionalmente realicen operaciones ilícitas¹². En los años 1994-95 se puede verificar la existencia de un problema generalizado de insuficiencia de capital en todo el SBM.

La interpretación de los mapas de solvencia se realiza de la siguiente manera. El resultado del aprendizaje se muestra en las Figuras 4.2a y 4.3a, donde se presenta el mapa coloreando las zonas de S e I mediante el criterio de rentabilidad financiera con un umbral de 0.10 (RF)¹³. El proceso de autoorganización distribuye a los diferentes tipos de bancos, representados por vectores multidimensionales, sobre el mapa. Al colorear a este mapa con un criterio de rentabilidad, aquellos de rentabilidad baja se agrupan en la zona derecha y los de rentabilidad alta en la zona izquierda. b) Despliegue de los contornos de valores del índice de rentabilidad sobre el mapa, usados para ubicar la frontera entre la zonas S e I. c) Mapa mostrando la localización del número identificador de cada banco; es decir, muestra la localización de cada banco en el mapa de S e I, de acuerdo a los valores de sus índices.

¹² Esos episodios de acuerdo con Gavin y Hausmann (1997) “pueden predecirse y prevenirse a través de una eficiente supervisión y reglamentación bancaria y en los casos aislados de insolvencia”. “Las causas de las quiebras recientes señalan los autores citados “han sido fallas específicas del sistema de reglamentación que permiten malos manejos y actos ilícitos” (Ibíd.).

¹³ El umbral del 0.10 de rentabilidad financiera (RF) para clasificar a los bancos en solventes o insolventes resulta de una revisión manual de los veintitrés índices (1991 a 2010) para todos los bancos y de simulaciones realizadas para diferentes periodos. Para el periodo de 1991-96 encontramos que el umbral del 0.10 es adecuado para separar a los bancos en dos grupos (solventes o insolventes). Para periodos diferentes a partir del año 2000 en adelante, el umbral de RF para clasificar a los bancos en S o I es 0.20. Entonces el umbral varía de acuerdo al periodo analizado.

4.8.1 MODELO CON NUEVE VARIABLES PARA EL PERIODO 1991-95 CON OBSERVACIONES ATÍPICAS

El modelo de nueve índices trata de replicar el utilizado por Pina (1989). En la Figura 4.8a 8 donde se representa la rentabilidad financiera (RF), se visualiza a los bancos con RF alta agrupados en la zona izquierda del mapa; esos bancos contienen índices con valores similares, y en la zona opuesta, se concentran los bancos con RF baja.

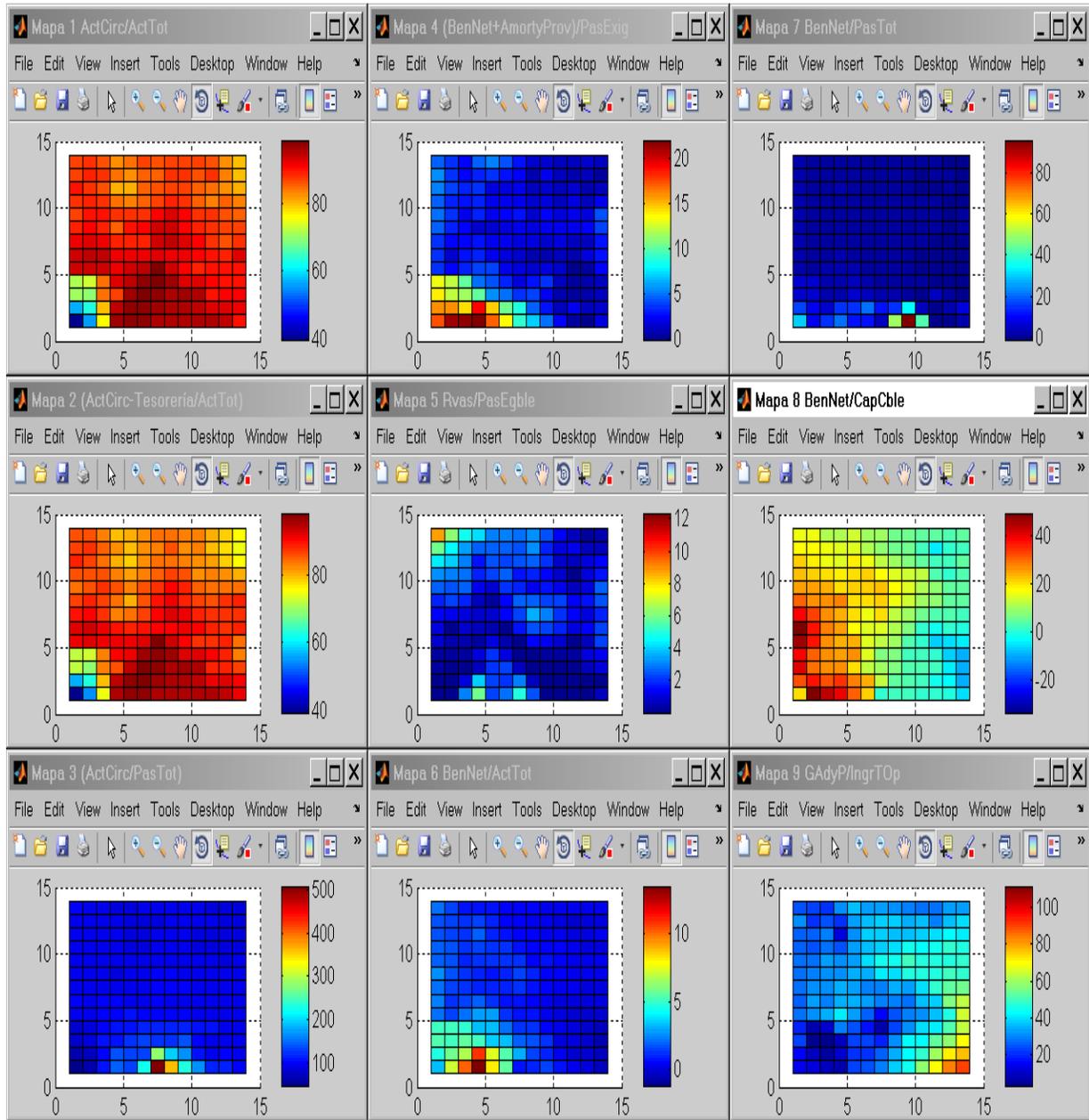
Una vez realizado el análisis de los resultados del MAO y de los estados contables de los bancos, consideramos que algunas de las causas de la situación de fragilidad financiera de la banca comercial en México en el periodo 1991-95 están relacionadas con índices de rentabilidad bajos, pérdidas acumuladas en varios ejercicios, iliquidez y reservas insuficientes para cubrir las pérdidas por créditos incobrables. Estas son las variables que diferencian a los bancos solventes de los insolventes.

Los bancos que en 1991-4 concentran más del 78.50 por ciento de los activos y pasivos totales del sistema y el 76.79 por ciento de las utilidades netas SBM, aparentan ser los bancos más solventes y poseen altos niveles de eficiencia. Si la rentabilidad es alta pero el banco es de menor tamaño relativo, entonces el nivel de eficiencia es demasiado pequeño como para afectar al sector bancario consolidado. Pareciera que entre 1991 y hasta el primer semestre de 1994 el SBM se encontraba en una situación de robustez.

Podemos observar que entre 1994 y 1995, los bancos, técnicamente no poseían reservas. En general, entre 1991 y 1995 los costos administrativos fueron bajos, oscilaron entre el 10 por ciento y el 45 por ciento de los ingresos totales de operación, y sólo algunos bancos registraron gastos administrativos altos.

Ahora se comentan los contornos de los pesos de los índices del modelo de diecinueve variables sin observaciones atípicas.

Figura 4.8a Mapas de contornos de los índices. Modelo con 9 índices (1991-95).



4.8.2 MODELO CON DIECINUEVE VARIABLES PARA EL PERIODO 1991-95, SIN VALORES ATÍPICOS

En el modelo de diecinueve índices podemos observar que existe una relación positiva entre la calidad de la cartera de créditos, es decir la composición del activo, con la rentabilidad financiera y económica. Esto es así porque los beneficios netos de los bancos se generan principalmente de la intermediación financiera. En los mapas de las Figuras 4.8b 3, 10 y 7, se visualizan las zonas de elevada cartera de crédito y de rentabilidad [RF y RE]; los bancos con valores altos de estas variables se ubican en la zona izquierda de los mapas, y son los bancos más rentables mientras que los bancos que se distribuyen en la zona restante de dichos mapas no lo son.

Las Figuras 4.8b 12 y 11 muestran como se agrupan los bancos que poseen una elevada cartera vencida con respecto a las colocaciones brutas y a los depósitos. Los valores altos de estas variables revelan problemas en la estrategia de colocaciones lo cual, puede poner en peligro la solvencia de un banco. Los valores bajos de la cartera vencida, organizados en la zona de la izquierda del mapa, muestran que los bancos ubicados en esa zona poseen una cartera de crédito sana que tienden a incrementar los ingresos totales de operación, lo cual mejora la rentabilidad y la solvencia del banco. El problema de la creciente cartera vencida se manifiesta en todos los bancos pero en diferentes proporciones. La información anterior contribuye a demostrar la hipótesis que en el periodo 1991-1996 el SBM evolucionó de un estado de robustez a uno de fragilidad financiera, esto significa en términos de la HFF, que después de un periodo de crecimiento económico sobreviene uno de decadencia y termina en una crisis financiera.

En las Figuras 4.8b 8 y 10, en las que se despliegan la distribución de las variables de liquidez y rentabilidad se manifiestan una relación inversa, donde a mayor disponibilidad corresponde una rentabilidad menor, pues el flujo de efectivo, al no estar

invertido en activos productivos, no genera rentabilidad e involucra costo financiero. Sin embargo, las disponibilidades son activos muy importantes para hacer frente a problemas de falta de liquidez, especialmente en periodos de crisis y cuando existen peligros de enfrentar corridas bancarias. En los mapas se visualizan relaciones inversas entre las disponibilidades y la RF. Así a los bancos con altas disponibilidades, organizados en la zona superior derecha del mapa, les corresponde una zona de RF baja del mapa respectivo (Figura 4.8b 10). Esto ya lo observaba Minsky cuando trató el tema de la solvencia y la liquidez, las cuales, están relacionadas de tal manera que un problema de falta de liquidez puede ocasionar problemas de solvencia aún en un banco bien administrado y viceversa.

Los mapas de las Figuras 4.8b 11, 12 y 13 muestran una correspondencia entre la cartera vencida y las reservas. Cuando la cartera vencida se incrementa se requiere constituir mayores reservas para cubrir las pérdidas imprevistas, provenientes del incumplimiento de los deudores, revelando una relación directa entre estos dos indicadores. Estas variables no evolucionaron en ese sentido en el periodo 1991-95, puesto que a una cartera vencida elevada correspondió un bajo nivel de reservas y provisiones para cubrir las pérdidas por créditos incobrables.

El nivel de reservas y provisiones de los bancos en general fue bajo en el periodo antes señalado y, esta sería una de las razones por las cuales se incrementó la fragilidad financiera de las entidades intervenidas. En la Figura 4.8b 6 los valores altos de reservas se distribuyen en la zona inferior derecha del mapa y son considerados como indicadores buenos, mientras que los valores bajos, organizados en la zona opuesta, no lo son.

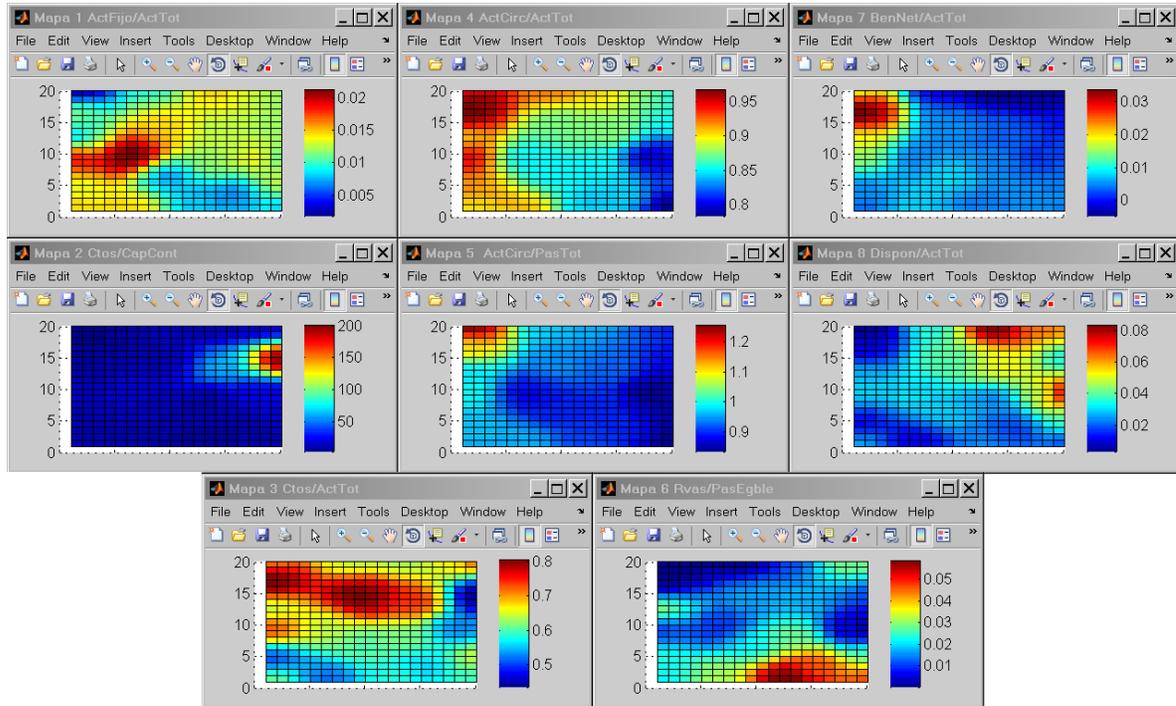
En el mapa de la Figura 4.8b 15, que representa la variable otros activos/capital contable, podemos visualizar que los valores altos de esta variable que se distribuyen en la zona inferior izquierda del mapa, significan que una alta proporción de los recursos propios de los bancos no están invertidos en los activos más productivos por lo tanto la rentabilidad financiera del banco es baja (Figura 4.8b 10). Por el contrario cuando las inversiones en

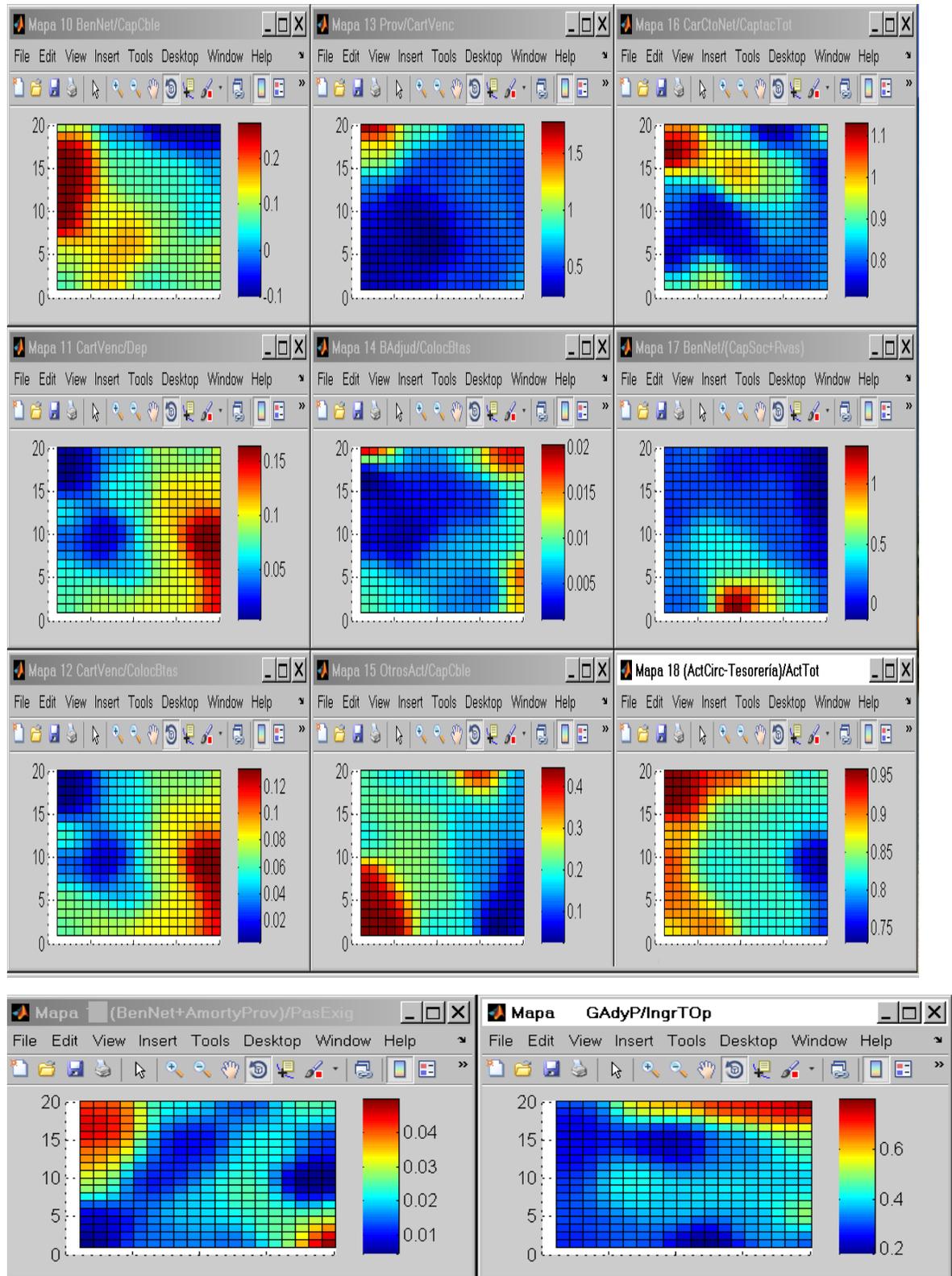
otros activos son bajas, se liberan recursos que pueden destinarse a la concesión de créditos, siempre y cuando éstos, sean bien asignados, los beneficios netos tenderán a incrementarse. Si una alta proporción de los activos totales se encuentra inmovilizada la capacidad de la entidad de generar beneficios netos será limitada.

De la organización de los mapas antes descriptos, se distingue la existencia de relaciones entre los índices de liquidez, reservas y rentabilidad. Por ejemplo la liquidez alta (medida por la relación disponibilidades/activo total) está inversamente relacionada con la RF. Un banco solvente es también un banco que posee la liquidez suficiente para reintegrar y resguardar con seguridad los fondos depositados por el público ahorrador.

Lo mismo sucede en el caso de los índices que miden las inversiones en otros activos. Estas, son inversiones de alto riesgo que inmovilizan parte del capital que pueden invertirse en activos más productivos. Cuando la cartera de crédito de un banco es sana, la tasa de morosidad y el riesgo crediticio serán bajos y la rentabilidad tenderá a incrementarse. Mientras que la situación inversa se da cuando la tasa de morosidad es alta ya que en la misma proporción disminuye el retorno sobre el capital invertido. Por último, un alto nivel de reservas a pasivo exigible indica que el banco es solvente y se encuentra en una buena situación financiera, en tanto que las reservas insuficientes tenderán a incrementar la fragilidad financiera del banco.

Figura 4.8b) Mapas de contornos de pesos. Modelo con 19 índices, sin valores atípicos (1991-1995)





4.9 OBSERVACIONES ADICIONALES EXTRAIDAS DE LA INVESTIGACIÓN. ANÁLISIS DE LA INFORMACIÓN CONTABLE CORRESPONDIENTES A LAS UNIDADES DEL SISTEMA BANCARIO MEXICANO (1991 y 1995).

En esta sección mostramos información adicional resumida sobre algunos aspectos contables correspondientes a algunos bancos integrantes del SBM (1991 y 1995). El propósito es complementar con un análisis de tipo contable los antecedentes y la situación en la que se encontraban los bancos en 1995, cuando en el sector bancario se refleja con claridad los efectos de la crisis financiera que estalló a fines de 1994. Lo que observamos es que de 1991 en adelante (no se contó con datos anteriores), la situación de los bancos era robusta hasta el primer semestre de 1994, y ya en 1995, la situación de los bancos resultó ser de una fragilidad financiera extrema tal que originó una crisis bancaria severa. Entonces lo que se manifiesta aquí es el comportamiento y la evolución de la banca comercial en México que es precisamente el proceso descrito por Minsky en el sentido que después de un periodo de crecimiento sobreviene una etapa de declinación y posterior crisis.

Año 1991, (cuarto trimestre). En este trimestre sólo existen registros de catorce bancos, de los que operaban en el SBM, entre los cuales, los bancos de capital extranjero (Citibank y Banco Bilbao Vizcaya), participaban con una parte muy pequeña de los activos y pasivos totales del SBM. El SBM estaba conformado por bancos mexicanos muy importantes, los cuales en su gran mayoría se caracterizaban por estar en buena situación económica y financiera, a excepción del Banco Internacional que aparece con pérdidas equivalentes al -8.26 por ciento de sus ingresos y egresos totales, lo cual, da una idea que el SBM habría estado en una situación de robustez financiera del SBM; los bancos que lo integraban eran financieramente sólidos. Al cierre de 1991, eran cuatro las entidades más importantes

(Banamex, Bancomer, Serfín e Internacional) que concentraban más del 78 por ciento de los recursos del SBM (ver Tablas 4.9a y 4.9b).

Tabla 4.9a Participación de los bancos en el SBM (1991)

AÑO	TRIMESTRE	BANCO	ACTIVO TOTAL	DISPONIBILIDADES	CARTERA CRED VIGENTE	PASIVO TOTAL	CAPTACIONES	CAPITAL CONTABLE	INGRESOS FINANCIEROS	MARGEN FINANCIERO	INGRESOS POR SERVICIOS	UTILIDAD NETA
1991	4	BANAMEX	26.67%	30.64%	27.73%	26.26%	27.29%	33.78%	22.55%	27.67%	25.41%	40.05%
1991	4	BANCOMER	26.05%	19.17%	29.04%	25.78%	27.30%	30.77%	28.08%	31.41%	25.55%	34.22%
1991	4	SERFIN	19.22%	10.62%	18.07%	19.72%	21.88%	10.67%	18.22%	14.16%	16.45%	10.69%
1991	4	MEXICANO	3.92%	3.08%	3.41%	3.94%	3.19%	3.54%	5.05%	4.32%	4.26%	3.18%
1991	4	ATLANTICO	2.98%	7.47%	3.43%	3.02%	3.10%	2.18%	4.35%	3.55%	4.14%	2.50%
1991	4	INTERNACIONAL	6.69%	17.78%	6.95%	6.82%	6.12%	4.37%	6.20%	6.17%	6.79%	-8.26%
1991	4	BILBAO VIZCAYA	2.92%	2.41%	2.75%	2.98%	2.68%	1.96%	2.82%	2.27%	2.11%	1.31%
1991	4	PROMEX	1.21%	1.59%	1.32%	1.15%	1.43%	2.26%	1.89%	2.40%	1.32%	2.73%
1991	4	BANCRECER	3.29%	2.38%	1.82%	3.40%	1.73%	1.41%	2.61%	1.25%	1.10%	1.11%
1991	4	CONFLIA	2.08%	1.67%	2.02%	2.09%	2.04%	1.99%	2.55%	1.05%	7.47%	3.04%
1991	4	MERCANTIL DEL NORTE	1.65%	1.69%	2.15%	1.53%	1.75%	3.60%	2.01%	3.50%	2.09%	5.26%
1991	4	BANORO	1.04%	0.71%	1.19%	0.92%	1.27%	3.15%	1.19%	2.02%	1.34%	3.96%

Tabla 4.9b Participación de los bancos más importantes del SBM (1991)

AÑO	TRIMESTRE	BANCO	ACTIVO TOTAL	DISPONIBILIDADES	CARTERA CRED VIGENTE	PASIVO TOTAL	CAPTACIONES	CAPITAL CONTABLE	INGRESOS FINANCIEROS	MARGEN FINANCIERO	INGRESOS POR SERVICIOS	UTILIDAD NETA
1991	4	BANAMEX	26.67%	30.64%	27.73%	26.26%	27.29%	33.78%	22.55%	27.67%	25.41%	40.05%
1991	4	BANCOMER	26.05%	19.17%	29.04%	25.78%	27.30%	30.77%	28.08%	31.41%	25.55%	34.22%
1991	4	SERFIN	19.22%	10.62%	18.07%	19.72%	21.88%	10.67%	18.22%	14.16%	16.45%	10.69%
1991	4	INTERNACIONAL	6.69%	17.78%	6.95%	6.82%	6.12%	4.37%	6.20%	6.17%	6.79%	-8.26%
		TOTAL	78.63%	78.22%	81.79%	78.58%	82.59%	79.59%	75.05%	79.42%	74.19%	76.69%

El aumento de ahorros financieros puede tener un impacto positivo en la oferta de crédito bancario al sector privado, pero pareciera que el incremento registrado en la cartera activa de los bancos a partir de 1991-4 hasta junio de 1994, refleja problemas por la asignación de créditos, sobreendeudamiento de los agentes económicos, reducción de los márgenes de seguridad, reservas insuficientes, etc.

Año 1995, (cuarto trimestre). Al cierre de 1995 los bancos intervenidos o en situación especial registraron pérdidas del orden del 86 por ciento de todo el sistema. La cartera de crédito vigente de dichos bancos era tan sólo el 29.42 por ciento del total y es una muestra del deterioro importante registrado en la composición y en la calidad del activo. En este trimestre, se triplicó la cantidad de bancos con pérdidas importantes que al menos en los

casos de los bancos Mexicano, Atlántico, Confía y Banoro, comprometieron gravemente su solvencia y su permanencia en el sistema (ver Tabla 4.9c). Las representaciones de bancos extranjeros en general registraron un nivel de rentabilidad bajo. Se manifiesta entonces una clara situación de crisis en el sector que originó la intervención de las autoridades financieras a fin de preservar la estabilidad del sistema financiero, evitar el colapso del crédito y quiebras masivas

Tabla 4.9c Participación de bancos mexicanos y foráneos en el SBM (1995-4)

AÑO	TRIMESTRE	BANCO	ACTIVO TOTAL	DISPONIBILIDADES	CARTE-RA CRED. VIGENTE	PASIVO TOTAL	CAPTACIONES	CAPITAL CONTABLE	INGRESO FINANCIERO	MARGEN FINANCIERO	INGRESOS POR SERVICIOS	UTILIDAD NETA
1995	4	MEXICANO	7.52%	7.29%	6.14%	7.81%	6.59%	3.57%	11.61%	3.78%	11.02%	-26.28%
1995	4	ATLANTICO	5.12%	11.36%	4.07%	5.20%	5.01%	4.03%	5.17%	1.83%	3.08%	-7.93%
1995	4	INTERNACIONAL	6.41%	9.85%	5.33%	6.47%	4.84%	5.61%	5.20%	2.75%	5.39%	1.91%
1995	4	BILBAO VIZCAYA	2.91%	0.98%	2.75%	2.96%	2.94%	2.13%	2.58%	0.47%	2.37%	-30.88%
1995	4	BANCRECER	3.98%	6.35%	4.82%	4.10%	4.56%	2.27%	3.91%	2.62%	3.03%	-4.90%
1995	4	CONFIA	3.01%	4.75%	3.37%	3.05%	4.06%	2.43%	3.57%	3.58%	1.98%	-15.40%
1995	4	BANORO	2.00%	1.73%	2.62%	2.01%	2.81%	1.83%	2.49%	1.74%	1.99%	-3.14%
1995	4	INDUSTRIAL	0.26%	0.23%	0.27%	0.26%	0.29%	0.19%	0.38%	0.25%	0.20%	-0.05%
1995	4	IXE	0.18%	0.25%	0.04%	0.17%	0.06%	0.23%	0.15%	0.08%	-0.19%	-0.05%
1995	4	BANSI	0.02%	0.01%	0.00%	0.01%	0.00%	0.18%	0.01%	0.05%	0.07%	-0.10%
1995	4	DRESNER BANK	0.02%	0.25%	0.00%	0.00%	0.00%	0.24%	0.00%	0.01%	0.00%	-0.52%
1995	4	ING BANK	0.02%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.35%	0.00%	0.02%	0.02%	-0.07%
		TOTAL	31.43%	43.04%	29.42%	32.04%	31.15%	23.08%	35.06%	17.18%	28.95%	-87.41%

Del análisis de la información disponible podemos inferir que en general la situación de fragilidad financiera de los bancos intervenidos, está relacionada con problemas de liquidez, falta de rentabilidad, pérdidas acumuladas en varios ejercicios, elevada cartera vencida, reservas y provisiones insuficientes para absorber las pérdidas por la creciente cartera vencida e inversiones elevadas en otros activos. Sin embargo, hay casos de bancos que tuvieron alta liquidez en los años 1994-95¹⁴, pero esa liquidez elevada les habría generado mayores costos financieros y, una reducción de los beneficios netos. Pudimos identificar también casos de bancos muy rentables que enfrentaron problemas de

¹⁴ En la literatura sobre la CF de 1994-95 en México, se menciona que ésta exacerbó aún más los problemas ya existentes en el sector bancario que se encontraba en situación crítica, muy cerca de enfrentar una corrida bancaria y con ello el colapso del sistema bancario. Se reconoce que la crisis que afectó al sector bancario mexicano en el periodo antes señalado, es la CB más severa que se haya presentado en México en varias décadas, hasta esa fecha.

insolvencia; como por ejemplo Promex, Quadrum, Banpaís y otros. Los indicadores financieros de los bancos, en el periodo 1991-95, muestran que éstos, evolucionaron de un estado de robustez hacia uno de fragilidad financiera. En el caso de los bancos intervenidos, éstos mostraron un deterioro importante en sus hojas de balances que se tradujeron en problemas de iliquidez, falta de rentabilidad, pérdidas e insolvencia. A partir de 1994 el nivel de endeudamiento de los bancos fue elevado, las reservas fueron reducidas y los activos totales no generaron suficientes beneficios netos por lo que la rentabilidad, en general, fue mínima o negativa en todo el SBM.

Podemos decir que en 1995-4 los bancos intervenidos se encontraban en una situación muy comprometida, con activos del orden del 48 por ciento del total del sistema. La participación de los bancos en situación especial se presenta en la Tabla 4.9.c donde se muestra que las trece entidades enlistadas, poseían el 48.15 por ciento de las captaciones totales del SBM; la participación conjunta en el capital contable sólo llegó al 35.95 por ciento del total; y la sumatoria de las pérdidas totales del 40 por ciento corresponden a los bancos antes mencionados. Se manifiestan entonces los problemas de adecuación de capital que tuvieron los bancos intervenidos (la referencia que aquí hacemos es sólo a los bancos intervenidos de los que se tienen datos). La situación de insolvencia es evidente y afectó a bancos que participaban aproximadamente del 50 por ciento de los activos, pasivos y las captaciones totales del sistema bancario. Así la insuficiencia de capital, las pérdidas elevadas, la participación pequeña en los ingresos financieros totales y el riesgo de los ahorristas de disponer de sus depósitos, habrían sido los problemas más acuciantes de estos bancos, cuya situación de solvencia se deterioró de manera importante entre 1994-4 y 1995-4 cuando se manifestó la crisis bancaria. Por lo tanto, es clara la situación de fragilidad financiera en la que se encontraban dichos bancos, como resultado de la crisis conjunta (crisis bancaria y crisis financiera).

Los efectos de la crisis conjunta sobre el SBM se manifestaron en todas las entidades, en diferentes grados; algunas entidades fueron más vulnerables que otras, dependiendo del tipo de estructura financiera, de la calidad de sus activos, de la liquidez y la solvencia que tenían en ese momento. La inestabilidad financiera predominó en el sistema bancario. Las entidades fueron asistidas por las autoridades financieras, a fin de preservar la estabilidad del sistema bancario y evitar quiebras múltiples. Fue así que el Estado Mexicano adquirió la cartera vencida de los bancos que participaron en el programa denominado Programa de Capitalización y Compra de Cartera (PCCC), instrumentado a través del Fondo de Protección al Ahorro Bancario¹⁵ (FOBAPROA). En el Informe de la Cámara de Diputados (2006) se menciona que el FOBAPROA adquirió la cartera crediticia de Banamex S.A., Bancomer S.A., Mercantil del Norte, S.A., HSBC S.A. y Bital S.A.; para el saneamiento financiero de éstos.

Los accionistas de los bancos intervenidos, participantes también del PCCC, se comprometieron en programas de capitalización que no pudieron cumplir, por lo que no lograron resolver sus problemas financieros y, predominó el estado de insolvencia en estas entidades. El FOBAPROA primero y posteriormente el Instituto para la Protección del Ahorro Bancario (IPAB) [que entra en funciones en mayo de 1999], se hicieron cargo de estas entidades. La resolución de la CB abrió la posibilidad a los bancos extranjeros de invertir en el capital accionario de los bancos mexicanos, con lo cual cambió la estructura de propiedad de la banca múltiple. En el apéndice II presentamos un resumen de las fechas en que se produjeron los procesos de intervenciones¹⁶ de los bancos con problemas severos de insolvencia, de acuerdo a lo reportado por la Comisión Nacional Bancaria y de Valores.

¹⁵ Las entidades que estuvieron en proceso de saneamiento y venta con el Fobaproa son: Bilbao Vizcaya, Santander, Mexicano, Inverlat, Confía, Atlántico, Promex, Banpaís, Bancen; y con el IPAB: Serfín y Bancrecer. Las que estuvieron en proceso de liquidación con el Fobaproa son: Cremi, Capital, Interestatal, Pronorte, Oriente; y con el IPAB: Quadrum, Anáhuac, Industrial y Sureste. Las entidades declaradas en quiebra por el Fobaproa son Unión y Obrero.

¹⁶En el Informe Anual del IPAB (2005) se señala que en el proceso de las intervenciones de los bancos con problemas de insolvencia “hasta 1999, el gobierno mexicano tradicionalmente había respondido de forma

Retomando la teoría de Minsky que analiza las interrelaciones entre las finanzas y la actividad económica, ésta considera el estudio de la función que desempeñan los bancos; pero Minsky enfocó su atención, más que en el aspecto de obtención de créditos para financiar la producción, en los problemas de liquidez y la sobreexpansión del crédito (Kregel y Burlamaqui, 2005). En el caso del SBM al inicio del periodo de estudio (1991-4) se produjo una sobreexpansión del crédito hasta poco antes del inicio de la CF de 1994-95, cuando esto se convirtió en un problema como lo consideró Minsky. Una alta proporción de la cartera de créditos se transformó en créditos incobrables porque las unidades que antes eran solventes, comenzaron a tener problemas para cumplir con el servicio de sus deudas.

La estructura financiera de los prestatarios del sistema bancario, unidades en términos de la teoría de Minsky, se habría deteriorado a raíz de la reducción de la actividad económica, de tal forma que los sujetos de créditos que antes eran solventes (unidades tipo hedge) enfrentaron problemas financieros. Por lo tanto, fue necesario renovar, refinanciar o reestructurar las operaciones de créditos (con lo cual la estructura hedge pasó a ser especulativa), pero cuando el endeudamiento no pudo ser saldado con los ingresos, las unidades pasaron a un estado de insolvencia (se convirtieron en unidades Ponzi) y se desataron múltiples incumplimientos de las obligaciones de las unidades con los bancos, el suministro de crédito bancario se restringió, como medida para reducir las pérdidas por el incremento de la cartera vencida.

Las dificultades financieras internas de las instituciones bancarias se acentuaron por la inestabilidad financiera, los problemas iniciales se profundizaron y, puesto que las condiciones económicas no mejoraron, esos problemas se convirtieron en factores importantes en la progresión hacia la fragilidad financiera de todo el sistema bancario. Por lo tanto, el deterioro de la estructura financiera de las unidades prestatarias afectó la

ilimitada por las obligaciones de las instituciones bancarias, por lo que ningún depositante ha perdido su dinero en un banco mexicano”.

solvencia y la liquidez de los prestamistas del SBM. Sobrevino entonces un estado de insolvencia de las unidades (bancos, empresas en general y las familias) y se produjeron quiebras de entidades financieras y no financieras. En ese proceso las autoridades financieras intervinieron las entidades bancarias con problemas de insolvencia, como medida para disminuir la probabilidad de ocurrencia de quiebras múltiples y reducir el efecto contagio en el sistema.

Para terminar esta sección es importante destacar que prevenir o contener una CF como lo menciona Mancera (1997: 254) “no constituye un fin en sí mismo. La meta final de las autoridades debería ser proteger el sector real de la economía. Sin embargo, el objetivo inmediato es mantener y fortalecer el sistema financiero, de manera que los bancos puedan desempeñar su función esencial de intermediación de créditos, sin el cual el desarrollo de una economía moderna es virtualmente imposible”. Con los trabajos realizados hasta ahora con las RNA, contamos con evidencias que muestran los efectos de la CF de 1994-95 y CB sobre las hojas de balances de los bancos; estas presentaban un deterioro importante en la calidad de los activos totales, el patrimonio neto y las utilidades netas totales. El SBM se encontraba en una situación de fragilidad financiera tal que evolucionó hacia una CB sistémica la cual, finalmente fue resuelta mediante la intervención de las autoridades financieras.

El análisis anterior coincide con el de Cruz (2004: 119, 122), ya que los índices por él analizados, proveen evidencia sobre los niveles elevados de riesgo que tuvo la economía durante los años de 1991-95, tales como el riesgo de portafolio de la inversión extranjera, el riesgo de la moneda, el riesgo de fuga de capitales. Cuando la economía se encuentra en una situación de fragilidad financiera, un pequeño cambio en las condiciones financieras o de mercado generará una serie de incumplimientos, morosidad, incobrabilidad, etc. La expansión de unidades especulativas y Ponzi durante los regímenes de crecimiento medio y alto no obstruye, en un principio la evolución normal de la economía. Por una parte, la

estructura de deudas cada vez más ilíquidas de los bancos conlleva a que tarde o temprano se tenga una tasa de interés más alta para préstamos futuros. La devaluación de la moneda y/o aumento en las tasas de interés reduce la calidad crediticia de los préstamos, lo cual reduce su calificación de solvencia. (Ibíd.).

APÉNDICE IV.1

PREDICCIÓN DEL ESTADO DE SOLVENCIA O INSOLVENCIA DEL SISTEMA BANCARIO MEXICANO EN 1996 CON REGRESIÓN LOGÍSTICA BINARIA MULTINOMIAL

De la base de datos (BD) se recuperaron dos muestras de patrones, una para el período 1991-95 (con un total de 156 patrones) para la obtención de un modelo de regresión logística (RL), y para el año 1996 (68 patrones) para su predicción y posterior comparación contra los resultados de las RNA.

Después de eliminar variables con alta correlación, el modelo con quince índices es el siguiente:

$$Edo = f\left(\frac{AF}{AT}, \frac{Ctos}{CC}, \frac{Ctos}{AT}, \frac{AC}{AT}, \frac{RVS}{PE}, \frac{BN}{AT}, \frac{D}{AT}, \frac{BN}{CC}, \frac{CV}{Dn}, \frac{CV}{CIB}, \frac{Pr}{CV}, \frac{BA}{CIB}, \frac{OA}{CC}, \frac{CctN}{CnT}, \frac{GA}{ITO}\right) \quad (\text{Ec. 1})$$

En el cual la variable dependiente *Edo* debe representar el estado binario de solvencia o insolvencia bancaria¹ (*Edo* puede valer 0 ó 1).

En La formulación matemática del modelo en RL se realizan las transformaciones requeridas para que la variable dependiente *Edo* tome valores cercanos a 0 ó 1, y sólo en el intervalo cerrado [0, 1], lo cual se toma como una indicación de pertenencia a una de las dos clases disjuntas de unidades insolventes (I, con $Edo \cong 0$), o solventes (S, con

¹ La explicación del conjunto de veintitrés variables originalmente seleccionadas para estudiar el estado de solvencia o insolvencia de las unidades integrantes del sistema bancario mexicano se encuentran en la sección 1.4 del capítulo I. Para evitar el problema de la multicolinealidad del modelo de RL, del conjunto de las veintitrés variables originalmente seleccionadas, se eliminaron aquellas que estaban altamente correlacionadas y así se definió el modelo para predecir el estado de S o I del SBM que presentamos en esta parte.

$Edo \cong 1$). La expresión algebraica del modelo es la siguiente para un modelo de quince índices:

$$\log \frac{P}{1-P} = C_0 + C_1 \frac{AF}{AT} + C_2 \frac{Ctos}{CC} + C_3 \frac{Ctos}{AT} + C_4 \frac{AC}{AT} + C_5 \frac{RVS}{PE} + C_6 \frac{BN}{AT} + C_7 \frac{D}{AT} + C_8 \frac{BN}{CC} + C_9 \frac{CV}{Dn} + C_{10} \frac{CV}{CIB} + C_{11} \frac{Pr}{CV} + C_{12} \frac{BA}{CIB} + C_{13} \frac{OA}{CC} + C_{14} \frac{CCtN}{CnT} + C_{15} \frac{GA}{ITD}$$

Donde $P/1-p$ es la relación de probabilidades (odds ratio, OR), que es el cociente entre la probabilidad del estado 1 y la del estado 0. En todos los modelos probados, se utilizó el paquete estadístico R[®]. Básicamente la sintaxis de este modelo en el lenguaje R[®] es:

```
Mod_RegLog <- glm(Edo ~ AFeAT, CtoeCC, CtoeAT, ACeAT, RVSePE, BNeAT, DeAT, BNeCC, CVeDp, CVeCIB, PreCV, BAeCIB, OAeCC, CCtNeCpT, GAeITO, family = binomial).
```

Donde *Mod_RegLog* es un objeto que almacena todos los resultados del modelo resuelto, mediante el operador de asignación <-; *glm*, es una función general para el ajuste de modelos lineales, en este caso con la opción *binomial*, que habilita el modelado de regresión logística binaria multinomial; finalmente con el operador ~, se indica la dependencia de *Edo*, de todas las demás variables independientes. La expresión *glm* lleva implícita la descripción de la forma lineal del predictor y de la distribución del error.

Se debe buscar el modelo que proporcione el mejor ajuste, al cual corresponde un valor mínimo del criterio de información de Akaike. Se probaron varios modelos más,

siguiendo el enfoque en el cual se resuelve inicialmente el modelo con el máximo número de variables, y a partir de este se eliminan consecutivamente variables independientes que resultan poco importantes en la explicación de los datos, hasta obtener el valor más reducido del criterio de información de Akaike. No se probaron modelos menores a nueve índices porque este es el número mínimo que seleccionó Pina (1989: 309-338), en su estudio sobre la crisis bancaria española de 1977-85, mientras que los modelos a los que se les incorporaron más de nueve índices integran el enfoque minskyano de esta tesis. Así se resolvieron con RL modelos de 19, 15, 12, 11 y 9 índices. El modelo con mejor ajuste se obtuvo con quince variables independientes. Cabe señalar que todas las variables de tipo minskyano se mantuvieron en la formulación final.

Con respecto a la interpretación de los coeficientes, cada uno de ellos por separado, se explica como el cambio que se produce en la variable dependiente $\log \frac{P}{1-P}$, al variar uno de los índices en una unidad, permaneciendo el resto de las variables explicativas constantes.

El hecho que un coeficiente sea nulo significa que la variable independiente en cuestión no está asociada al valor de la relación de posibilidades, $P/1-P$. Ello implica la independencia entre la variable resultado *Edo*, y la variable independiente en cuestión. En los resultados obtenidos se destacan los signos negativos de los coeficientes: C_1 (*AFeAT*), C_6 (*BNeAT*), C_7 (*DeAT*), C_9 (*CVeDp*). Los demás coeficientes son positivos, C_2 (*CtoeCC*),

C_3 (*CtoeAT*), C_4 (*ACeAT*), C_5 (*RVSePE*), C_8 (*BNeCC*), C_{10} (*CVeClB*), C_{11} (*PreCV*), C_{12} (*BAeClB*), C_{13} (*O AeCC*). Lo anterior significa que:

- 1) El índice de inversiones en activos fijos y el de disponibilidades están asociados negativamente con el estado de solvencia del SBM. Esto se explica por el hecho que los activos más productivos que poseen los bancos son los créditos y si una parte importante de los activos se encuentra inmovilizada, entonces la rentabilidad económica (RE) de la entidad disminuye. La RE baja o negativa está asociada con el estado de insolvencia.
- 2) Cuando la cartera vencida con respecto a las colocaciones brutas es elevada, aumenta la probabilidad de insolvencia bancaria.
- 3) La posesión de elevadas inversiones en la cartera de créditos, tanto con respecto al activo total como al capital contable, significa tener mayor probabilidad de pertenecer al grupo de unidades solventes. La misma relación se da en el caso del activo circulante con respecto al activo total.
- 4) Las inversiones en otros activos y en bienes adjudicados, en tanto sean activos que puedan convertirse en efectivo, es decir se puedan vender, indicarán una mayor probabilidad de pertenecer al grupo de unidades solventes; en caso contrario, la probabilidad mayor será la de pertenecer al grupo de unidades insolventes.
- 5) Los valores altos de las reservas sobre los pasivos exigibles y las provisiones sobre la cartera vencida indican una mayor probabilidad de solvencia.

Finalmente, podemos decir que poseer índices elevados de rentabilidad financiera está asociado positivamente con el estado de solvencia (=1), mientras que no tenerlos está asociado con el de insolvencia (= 0).

Los resultados sobre la prueba de Wald (estadístico z) indican para cada variable, el aporte estadístico significativo a la explicación de la variable de respuesta (S/I). En los quince índices, todos resultan diferentes de cero. En el modelo expresado en la Ec. 1, todas las variables se pueden mantener, debido a que los coeficientes no son nulos. Esto es lo que reporta el estadístico de Wald que es una prueba de que un coeficiente aislado es distinto de cero. La no significancia estadística de uno de los índices es sinónimo de valor nulo ($C_i = 0$) del coeficiente correspondiente, lo cual elimina a la variable del polinomio de regresión. De acuerdo a los resultados de la prueba de Wald² las variables tienen orden que se presentan al pie de página. De lo anterior podemos afirmar que las variables C_6 (*BNeAT*), C_{15} (*GAeITO*), C_7 (*DeAT*) y C_{14} (*CCNeCpT.*) pueden eliminarse del modelo sin afectar significativamente los resultados porque el aporte es pequeño.

PREDICCIÓN DEL ESTADO DE SOLVENCIA O INSOLVENCIA DEL SBM EN EL AÑO 1996 CON EL MODELO DE RL.

Para verificar los resultados del modelo de RNA, se realizó con el modelo de RL obtenido como se describió en el apartado anterior, la “predicción” de la misma muestra de validación usada con el MAO etiquetado, para el año 1996. Los resultados de la predicción del estado de S o I del SBM con el modelo de RL, indican que alrededor del 82% de los

²Los resultados de la prueba de Wald ordenan a las variables según su importancia de acuerdo a la siguiente numeración: 1) Beneficio Neto/Capital Contable, 2) Créditos/Activo Total, 3) Reservas/Pasivo Exigible, 4) Créditos/Capital Contable, 5) Bienes Adjudicados/Colocaciones Brutas, 6) Provisiones/Cartera Vencida, 7) Activo Circulante/Activo Total, 8) Otros Activos/Capital Contable, 9) Cartera Vencida/Colocaciones Brutas, 10) Activo Fijo/Activo Total, 11) Cartera Vencida/Depósitos, 12) Beneficio Neto/Activo Total, 13) Gastos de Administración y Promoción/Ingresos Totales de Operación, 14) Disponibilidades/Activo Total y 15) Cartera de Crédito Neta/Captaciones Totales.

bancos se encontraban en mala situación financiera, mientras que aproximadamente el 18% restante de las unidades eran solventes. Por lo tanto, la conclusión a la que llegamos es que el sistema bancario en el año 1996 se encontraba en una situación de insolvencia como se puede ver en la Tabla V.I.

Con este ejercicio se ratificó que una técnica bien establecida, como lo es la regresión logística, proporciona resultados similares al modelo de RNA; y en ambos casos los resultados son aceptables. Por lo tanto, los modelos probados, muestran que es posible evaluar el estado de S o I del SBM para un año o trimestre determinado.

En muchos trabajos con RNA ya se han mostrado sus capacidades para clasificar entidades, las cuales podrían utilizarse para la predicción de fenómenos de crisis. En este caso, como en estudios similares anteriores, pudimos corroborar que con los datos o patrones correctos, los MAO y los perceptrones multicapas pueden clasificar unidades bancarias de acuerdo a sus rasgos financieros, en S e I.

Tabla V.1 Predicción del estado de S o I del SBM. Año 1996 con RL

Num. Patrones	Id	Año	Trimestre	Nombre del Banco	ActFijo/ActTot	Ctos/Cap Cont	Ctos/Act Tot	ActCirc/ActTot	Rvas/Pas Egble	BenNet/ActTot	Dispon/ActTot	BenNet/CapCble	CartVenc/Dep	CartVenc/Coloc Blas	Prov/Car Venc	BAdjud/Coloc. Blas	OtrosAct/CapCble	CarCto Net/Capt. Tot	GAdyP/IngrTOP	Mala SF calculada	Buena SF calculada	Estado calculado c/ RL	Situación Financiera c/Re-gresión Logística	Calificación de la Predicción c/RL
1	634	1996	1	ATLANTICO	0.01669	11.32065	0.64624	0.87805	0.01127	-0.00263	0.05794	-0.04605	0.11520	0.09091	0.58179	0.00923	0.14745	0.79694	0.92923	1	0	0	MSF	Correcta
2	607	1996	1	BANAMEX	0.00606	7.40037	0.61055	0.84706	0.05524	0.00236	0.01545	0.02855	0.09669	0.08087	0.64132	0.01074	0.21943	0.86973	0.55904	1	0	0	MSF	Correcta
3	650	1996	1	BANCOMER	0.01963	10.19093	0.68962	0.86977	0.01923	-0.01042	0.02583	-0.15398	0.10487	0.07904	1.00000	0.01821	0.19470	0.90499	1.45517	1	0	0	MSF	Correcta
4	631	1996	1	BANCRECER	0.01056	20.57966	0.67624	0.81668	0.02537	-0.00218	0.05742	-0.06643	0.15068	0.10301	0.60448	0.01870	0.16269	0.93886	0.79964	1	0	0	MSF	Correcta
5	606	1996	1	BANORO	0.01888	13.29760	0.77868	0.83082	0.01902	0.00107	0.02749	0.01834	0.13956	0.10051	0.66040	0.01027	0.13834	0.98412	0.54673	1	0	0	MSF	Correcta
6	526	1996	1	CITIBANK	0.00141	2.98698	0.40535	0.60398	0.00428	0.01336	0.04538	0.09842	0.05524	0.04134	1.00000	0.00015	0.05748	1.13371	0.20706	1	0	0	MSF	Correcta
7	646	1996	1	CONFLA	0.02148	15.20415	0.72864	0.85964	0.00594	-0.00544	0.04682	-0.11356	0.07842	0.07320	0.73894	0.02437	0.23027	0.89330	1.21697	1	0	0	MSF	Correcta
8	531	1996	1	DEL BAJO	0.00630	11.29089	0.85461	0.92548	0.00013	0.00537	0.00319	0.07092	0.00262	0.00082	1.03883	0.00006	0.01911	1.17945	0.22416	1	0	0	MSF	Correcta
9	588	1996	1	INDUSTRIAL	0.00969	12.11206	0.60388	0.86449	0.00010	0.00238	0.01266	0.04781	0.07914	0.06627	0.63134	0.00564	0.05981	0.96211	0.47305	1	0	0	MSF	Correcta
10	577	1996	1	INTERACCIONES	0.00313	14.63862	0.71232	0.94668	0.00027	0.00007	0.04179	0.00139	0.02004	0.01995	1.03426	0.00173	0.00187	0.79529	0.39009	1	0	0	MSF	Correcta
11	559	1996	1	INTERNACIONAL	0.01211	8.39311	0.51874	0.86391	0.00849	0.00190	0.05796	0.03080	0.13262	0.10377	0.66286	0.01048	0.13448	0.85408	0.31747	1	0	0	MSF	Correcta
12	572	1996	1	MERCANTIL DEL NORTE	0.01210	8.56227	0.68667	0.86970	0.02822	0.00283	0.04207	0.03533	0.13212	0.09271	0.79774	0.00755	0.13363	0.93820	0.37035	1	0	0	MSF	Correcta
13	602	1996	1	MEXICANO	0.00875	17.61433	0.50325	0.89255	0.01056	-0.00100	0.03710	-0.03483	0.09405	0.07267	0.75245	0.00887	0.29945	0.73875	0.52531	1	0	0	MSF	Correcta
14	628	1996	1	PROMEX	0.01098	13.21628	0.64086	0.91010	0.02119	0.00061	0.04786	0.01258	0.05522	0.04592	0.85256	0.00727	0.09677	0.90716	0.76720	1	0	0	MSF	Correcta
15	551	1996	1	QUADRUM	0.00143	2.84011	0.61669	0.94506	0.00359	0.00521	0.00209	0.02399	0.01548	0.01667	1.23683	0.02265	0.06604	0.81489	0.28116	1	0	0	MSF	Correcta
16	494	1996	1	SERFIN	0.01113	17.66904	0.70334	0.87301	0.00995	-0.00896	0.02458	-0.22508	0.06398	0.05004	0.77340	0.01159	0.31509	0.85079	-9.15885	1	0	0	MSF	Correcta
17	619	1996	2	ATLANTICO	0.01663	12.67278	0.66947	0.88108	0.01202	-0.00133	0.03516	-0.02519	0.11680	0.09238	0.59515	0.01446	0.16894	0.91222	0.61528	1	0	0	MSF	Correcta
18	586	1996	2	BANAMEX	0.00566	7.10034	0.58227	0.82763	0.05454	0.00454	0.01383	0.05535	0.10009	0.08467	0.75139	0.01260	0.21904	0.81700	0.46752	1	0	0	MSF	Correcta
19	622	1996	2	BANCOMER	0.01811	9.36256	0.65985	0.84009	0.04032	-0.00752	0.01963	-0.10671	0.10420	0.08418	1.04096	0.02215	0.19760	0.85386	0.66106	1	0	0	MSF	Correcta
20	637	1996	2	BANCRECER	0.01058	17.35539	0.70377	0.84180	0.03338	-0.00494	0.05278	-0.12182	0.12192	0.08708	0.83285	0.01917	0.12924	0.83716	0.95607	1	0	0	MSF	Correcta
21	600	1996	2	BANORO	0.01812	14.20914	0.81174	0.85247	0.01403	0.00473	0.02137	0.08276	0.15279	0.09965	0.62306	0.00982	0.12559	0.91555	0.50393	1	0	0	MSF	Correcta
22	543	1996	2	CITIBANK	0.00106	3.26306	0.34313	0.50726	0.00329	0.01873	0.00655	0.17808	0.04245	0.02969	1.00000	0.00009	0.06162	1.17309	0.25186	0	1	1	BSF	Correcta
23	633	1996	2	CONFLA	0.02052	15.25022	0.70932	0.85792	0.00636	-0.00687	0.02984	-0.14774	0.08732	0.07294	0.64749	0.02974	0.22625	0.86479	0.92047	1	0	0	MSF	Correcta
24	539	1996	2	DEL BAJO	0.00864	7.53051	0.75752	0.86688	0.00338	0.01237	0.00596	0.12294	0.00238	0.00119	1.31608	0.00005	0.02439	1.23178	0.24095	0	1	1	BSF	Correcta
25	528	1996	2	INBURSA	0.00169	1.63010	0.69436	0.94703	0.23201	0.07000	0.05529	0.16433	0.18343	0.03949	1.14001	0.00007	0.00000	1.39422	0.21292	0	1	1	BSF	Correcta
26	608	1996	2	INDUSTRIAL	0.00859	13.76693	0.53102	0.75087	0.00009	0.00112	0.01624	0.02894	0.05376	0.04567	0.94139	0.01661	0.06707	1.02150	0.56147	1	0	0	MSF	Correcta
27	549	1996	2	INTERACCIONES	0.00294	14.89976	0.75086	0.97523	0.00045	0.00296	0.02601	0.05881	0.00231	0.00225	1.47966	0.00238	0.00257	0.85430	0.26999	1	0	0	MSF	Correcta
28	560	1996	2	INTERNACIONAL	0.01161	9.41394	0.52945	0.88326	0.00844	0.00306	0.04561	0.05438	0.06299	0.05182	0.94952	0.00905	0.11793	0.87110	0.32141	1	0	0	MSF	Correcta
29	576	1996	2	MERCANTIL DEL NORTE	0.01161	9.13288	0.69718	0.89394	0.03731	0.00518	0.04372	0.06783	0.08821	0.06294	1.11525	0.00822	0.13495	0.99773	0.38408	1	0	0	MSF	Correcta
30	599	1996	2	MEXICANO	0.00924	16.79181	0.53597	0.87814	0.01104	0.00018	0.02810	0.00568	0.09238	0.07896	0.85044	0.00985	0.32696	0.73631	0.50064	1	0	0	MSF	Correcta
31	611	1996	2	PROMEX	0.01095	13.58088	0.62233	0.92414	0.01930	0.00070	0.04299	0.01522	0.05824	0.05119	1.00000	0.00645	0.10214	0.85945	0.56797	1	0	0	MSF	Correcta
32	569	1996	2	QUADRUM	0.00170	2.81939	0.56946	0.89796	0.00333	0.00257	0.00458	0.01274	0.02647	0.02976	1.13083	0.09334	0.06877	0.76816	0.36080	1	0	0	MSF	Correcta
33	497	1996	2	SERFIN	0.00990	14.47547	0.63606	0.84547	0.03919	-0.02528	0.02842	-0.57528	0.07840	0.06256	1.00000	0.01139	0.26830	0.84811	-0.77875	1	0	0	MSF	Correcta
34	620	1996	3	ATLANTICO	0.01591	14.37898	0.72499	0.89217	0.01128	-0.00167	0.03605	-0.03308	0.08802	0.06480	0.70175	0.01560	0.17237	0.85769	0.61738	1	0	0	MSF	Correcta

Tabla V.1 Predicción del estado de S o I del SBM. Año 1996 con RL (cont.).

Num. Patrones	Id	Año	Trimestre	Nombre del Banco	ActFij/ActTot	Ctos/Cap Cont	Ctos/Act Tot	ActCirc/ActTot	Rvas/Pas Egble	BenNet/ActTot	Dispon/ActTot	BenNet/CapCble	CartVenc/Dep	CartVenc/Coloc Btas	Prov/Car Venc	BAdjud/Coloc. Btas	OtrosAct/CapCble	CarCto Net/Capt. Tot	GAdyP/IngrTOP	Mala SF calculada	Buena SF calculada	Estado calculado c/ RL	Situación Financiera c/Regresión Logística	Calificación de la Predicción c/RL
35	582	1996	3	BANAMEX	0.00543	6.98522	0.59250	0.85097	0.05294	0.00671	0.01392	0.07914	0.09914	0.08495	0.83825	0.00848	0.21505	0.85520	0.43517	1	0	0	MSF	Correcta
36	613	1996	3	BANCOMER	0.01739	9.11866	0.65827	0.85042	0.03856	-0.00483	0.01521	-0.06690	0.10716	0.08826	1.00000	0.01651	0.19794	0.88737	0.57786	1	0	0	MSF	Correcta
37	640	1996	3	BANCRECER	0.00927	18.35758	0.75597	0.86490	0.02548	-0.00742	0.03876	-0.18023	0.08656	0.06179	1.08012	0.01378	0.11156	0.94374	0.99150	1	0	0	MSF	Correcta
38	614	1996	3	BANORO	0.01683	15.41477	0.80079	0.86348	0.01325	0.00265	0.02846	0.05094	0.12964	0.08953	0.67851	0.00967	0.13638	1.03691	0.58287	1	0	0	MSF	Correcta
39	554	1996	3	CITIBANK	0.00129	3.34210	0.34664	0.49634	0.00317	0.01937	0.05198	0.18674	0.04750	0.03530	1.00000	0.00008	0.06811	0.97428	0.30539	0	1	1	BSF	Correcta
40	639	1996	3	CONFLA	0.02060	17.98020	0.74931	0.87125	0.00619	-0.01264	0.03890	-0.30322	0.06467	0.05609	0.58038	0.01885	0.26105	0.89857	0.97952	1	0	0	MSF	Correcta
41	537	1996	3	DEL BAJIO	0.00566	12.97211	0.85129	0.92659	0.00184	0.01195	0.00584	0.18215	0.00231	0.00068	1.32325	0.00002	0.02680	1.10598	0.23698	0	1	1	BSF	Correcta
42	523	1996	3	INBURSA	0.00148	2.04641	0.50514	0.87699	0.09760	0.05328	0.03140	0.21584	0.08849	0.03034	1.11862	0.00045	0.00060	1.42950	0.18665	0	1	1	BSF	Correcta
43	617	1996	3	INDUSTRIAL	0.01100	13.02759	0.61161	0.89671	0.00009	0.00097	0.01942	0.02067	0.07171	0.07130	0.62920	0.01876	0.07109	0.81284	0.59636	1	0	0	MSF	Correcta
44	535	1996	3	INTERACCIONES	0.00225	16.19947	0.75679	0.96208	0.00039	0.00528	0.02835	0.11300	0.00240	0.00237	2.01335	0.00223	0.00370	0.82645	0.22931	0	1	1	BSF	Correcta
45	563	1996	3	INTERNACIONAL	0.01354	9.08676	0.56083	0.86497	0.01019	0.00399	0.04458	0.06461	0.05852	0.04670	1.00145	0.00902	0.10261	0.89748	0.33881	1	0	0	MSF	Correcta
46	578	1996	3	MERCANTIL DEL NORTE	0.01142	9.56431	0.70698	0.89264	0.03574	0.00725	0.04534	0.09806	0.08159	0.05369	1.16610	0.00767	0.14222	0.99840	0.40180	1	0	0	MSF	Correcta
47	601	1996	3	MEXICANO	0.00710	17.19658	0.47800	0.90908	0.00759	0.00058	0.02137	0.02081	0.11430	0.08018	0.79743	0.00895	0.25864	0.69668	0.51433	1	0	0	MSF	Correcta
48	610	1996	3	PROMEX	0.01111	12.59126	0.56502	0.92331	0.01810	0.00110	0.03029	0.02454	0.08309	0.06947	0.92462	0.00702	0.15323	0.86934	0.56792	1	0	0	MSF	Correcta
49	616	1996	3	QUADRUN	0.07558	3.05806	0.53401	0.79714	0.00281	-0.01245	0.01390	-0.07130	0.02664	0.03621	1.05621	0.15106	0.07019	0.64590	0.59410	1	0	0	MSF	Correcta
50	495	1996	3	SERFIN	0.01035	12.12937	0.66991	0.85006	0.05985	-0.03025	0.02331	-0.54764	0.07843	0.06075	1.02934	0.01195	0.23697	0.87290	-1.72735	1	0	0	MSF	Correcta
51	609	1996	4	ATLANTICO	0.02108	15.07887	0.76868	0.89672	0.01067	0.00041	0.03258	0.00807	0.08203	0.05473	0.88160	0.00479	0.41578	0.94253	0.56566	1	0	0	MSF	Correcta
52	596	1996	4	BANAMEX	0.00510	8.46028	0.59279	0.87119	0.02543	0.00386	0.02793	0.05510	0.08155	0.06865	1.21725	0.00423	0.24831	0.83162	0.48950	1	0	0	MSF	Correcta
53	604	1996	4	BANCOMER	0.01516	12.04469	0.67683	0.87755	0.01242	-0.00065	0.02117	-0.01157	0.08206	0.07087	1.19602	0.00710	0.25940	0.87501	0.53144	1	0	0	MSF	Correcta
54	636	1996	4	BANCRECER	0.00839	23.35106	0.74653	0.89917	0.02296	-0.01079	0.08428	-0.33762	0.06365	0.04677	1.20348	0.00863	0.15227	0.92957	0.95575	1	0	0	MSF	Correcta
55	623	1996	4	BANORO	0.01548	19.26001	0.82723	0.89015	0.01187	-0.00114	0.03286	-0.02644	0.09669	0.06942	0.68245	0.00622	0.15229	1.08598	0.69418	1	0	0	MSF	Correcta
56	641	1996	4	BILBAO VIZCAYA	0.01849	11.25544	0.55390	0.89393	0.00000	0.00191	0.03497	0.03877	0.02090	0.02549	1.49857	0.00346	0.13525	0.62999	1.00585	1	0	0	MSF	Correcta
57	566	1996	4	CITIBANK	0.00134	3.91890	0.42371	0.61948	0.00981	0.02013	0.01294	0.18614	0.06776	0.04603	1.00000	0.00007	0.07432	1.15933	0.35242	0	1	1	BSF	Correcta
58	632	1996	4	CONFLA	0.02068	16.79196	0.77031	0.87315	0.00592	-0.01207	0.03600	-0.26319	0.06298	0.05724	0.56309	0.02431	0.23561	0.89326	0.87795	1	0	0	MSF	Correcta
59	562	1996	4	DEL BAJIO	0.00799	8.66439	0.74076	0.84264	0.00547	0.00878	0.00698	0.10267	0.03596	0.01945	1.01035	0.00030	0.03252	1.09784	0.33863	0	1	1	BSF	Correcta
60	522	1996	4	INBURSA	0.00076	1.79536	0.46670	0.85492	0.08061	0.05394	0.06430	0.20751	0.14319	0.03361	0.96522	0.00086	0.00000	1.23537	0.18501	0	1	1	BSF	Correcta
61	618	1996	4	INDUSTRIAL	0.01143	14.67751	0.64359	0.90162	0.00014	0.00131	0.02991	0.02992	0.05962	0.05219	0.80696	0.03361	0.08537	0.89343	0.60567	1	0	0	MSF	Correcta
62	544	1996	4	INTERACCIONES	0.00212	15.68671	0.80075	0.99189	0.00038	0.00863	0.00769	0.16904	0.00244	0.00232	3.00673	0.00181	0.00454	0.85931	0.26049	0	1	1	BSF	Correcta
63	570	1996	4	INTERNACIONAL	0.01657	9.10307	0.58256	0.88453	0.01581	0.00260	0.06596	0.04057	0.05536	0.04343	1.13084	0.00534	0.09837	0.86826	0.36660	1	0	0	MSF	Correcta
64	597	1996	4	MERCANTIL DEL NORTE	0.01163	11.46327	0.73528	0.90450	0.02077	0.01057	0.03060	0.16475	0.06479	0.04469	1.56342	0.00215	0.17809	0.97818	0.48983	0	1	1	BSF	Correcta
65	493	1996	4	MEXICANO	0.00640	25.58537	0.73082	0.94042	0.01010	-0.04773	0.02023	-1.67107	0.01623	0.01279	3.95964	0.01443	0.31436	0.92403	-10.03502	1	0	0	MSF	Correcta
66	621	1996	4	PROMEX	0.01037	15.44544	0.56855	0.93555	0.01487	0.00015	0.02033	0.00413	0.06932	0.05849	0.91340	0.00482	0.14037	0.73154	0.62417	1	0	0	MSF	Correcta
67	635	1996	4	QUADRUN	0.06521	4.22423	0.62691	0.81662	0.00230	-0.02351	0.03379	-0.15839	0.03061	0.03100	1.07479	0.11137	0.07701	0.72804	0.94383	1	0	0	MSF	Correcta
68	496	1996	4	SERFIN	0.01025	16.15726	0.62933	0.84212	0.06120	-0.04726	0.03216	-1.21342	0.07162	0.06333	1.16008	0.00670	0.34657	0.81397	-1.15289	1	0	0	MSF	Correcta

V. CONCLUSIONES

En esta investigación estudiamos la evolución del sistema bancario mexicano en los años 1990 a 1996, mostrando evidencia empírica que el sector bancario pasó de un periodo de prosperidad, con predominancia de unidades tipo hedge, a una etapa de declinación o crisis, en el que las unidades se caracterizaron por ser de tipo especulativas y Ponzi. Con los resultados obtenidos se demuestra que las unidades del sistema bancario evolucionaron en el mismo sentido que la economía la cual, de 1988 a 1994 inclusive, se encontraba en la fase de expansión del ciclo económico y, culmina en una crisis financiera severa en 1994-95.

El tema de las crisis recurrentes ha sido estudiado con diferentes enfoques y metodologías, entre ellas están las redes neuronales artificiales (RNA), las cuales se han aplicado al estudio y la predicción de situaciones de crisis de insolvencia, quiebras bancarias y empresariales, crisis monetaria, de deuda externa, etc. En el ámbito financiero las RNA han sido poco utilizadas para la predicción de crisis financieras, pero su aplicación a la predicción de crisis bancarias (SPCB) es más amplia. Se han obtenido así varios SPCB, y varios sistemas para la predicción de crisis financieras, basados en la experiencia de los países que han sufrido crisis recientes. Debido a que una crisis (tipo Minsky) inicia con la quiebra bancaria, por la incapacidad de los agentes económicos de cumplir con el pago de sus deudas, elaborar un SPCB que el estado de solvencia o insolvencia es una tarea relevante.

Resumen de trabajos: En resumen sintetizamos los trabajos realizados y los resultados obtenidos en la investigación, enfatizando los logros alcanzados. Hacemos un resumen sobre los siguientes temas:

1. El marco teórico de la investigación nos permitió explicar desde un punto de vista teórico que las unidades del sistema bancario, a partir de 1990 y hasta 1997, evolucionaron en el mismo sentido que la economía, es decir el SBM pasó por una etapa de robustez a uno de fragilidad financiera y posterior crisis. Realizamos una demostración de tipo microeconómico utilizando datos del SBM; para lo cual sugerimos el conjunto de razones financieras que permiten evaluar estados de solvencia (S) o insolvencia (I).

2. La revisión de la literatura presentada en el capítulo II muestra que se han hecho esfuerzos por predecir diversos tipos de crisis. Encontramos una cantidad considerable de aplicaciones microeconómicas basadas en el análisis discriminante, la regresión logística y las RNA. Pero ninguna de ellas tiene un soporte o teoría macroeconómica, dentro de la cual se realice un planteamiento y los resultados obtenidos.

3. Consideramos que la HFF es una teoría macroeconómico adecuada (Cruz, 2004 y Cruz et al, 2006). Adicionalmente, encontramos que el enfoque de índices se ha utilizado con amplitud y con buenos resultados en los estudios de S e I del sistema bancario y financiero en varios países. También encontramos que se manejan diferentes tipos de índices, desde los índices sencillos (como los utilizados por Pina, 1989, Atiya, 2001, entre otros), hasta los índices macro y micro prudenciales. Aquí utilizamos un enfoque de índices sencillos o simples, incluyendo aquellos que permiten considerar el enfoque minskyano del problema.

Con estos precedentes se recopiló información sobre los balances de las unidades del SBM en el periodo 1990 a 2010. Consideramos adecuado usar como fuente de información para la construcción de los patrones que representan el estado de cada unidad del SBM, y entrenar a las RNA, razones financieras comúnmente utilizadas en el enfoque de índices. Con todo lo anterior calculamos varios grupos de índices que se usaron para obtener estados de S o I del sector bancario. Tomando como base la lista de índices seleccionados en la revisión de la literatura y, otros más que consideramos útiles para estudiar la evolución de la banca comercial en México entre 1991-96, integramos una lista con veintitrés índices.

El enfoque de índices funciona, aunque han surgido ya enfoques directos basados en datos extraídos directamente de los balances y estados contables lo cual reduce el trabajo de cálculo. Pero este enfoque directo aporta información limitada a diferencia del enfoque de índices. Este último también tiene limitaciones pero permite relacionar numerosas cuentas contables y de resultados o bien elaborar índices compuestos, que de acuerdo a varios investigadores pueden predecir mejor el estado de S o I de un banco (ver capítulo II).

En muchos trabajos las RNA han mostrado sus capacidades para clasificar entidades y predecir fenómenos de crisis. Con los datos o patrones correctos, los MAO y los PMC pueden clasificar unidades bancarias de acuerdo a sus rasgos financieros, en S e I.

En trabajos de este tipo el criterio profesional y la experiencia del analista influyen en la ejecución y en los resultados obtenidos. Con las adecuaciones pertinentes, el enfoque de las RNA ha mostrado ser viable en varios sistemas bancarios diferentes al aquí

estudiado. Sin embargo, es importante tener en cuenta que difícilmente existan modelos de aplicación generalizada para todo tipo de economía.

Resultados obtenidos: En resumen los resultados obtenidos permiten que concluyamos lo siguiente:

Como se reporta en la literatura, hay coincidencia en cuanto a que el principal problema metodológico para la predicción de crisis bancarias es la selección de los índices para la predicción, así como la selección de las muestras correspondientes.

Los hallazgos de la investigación contribuyen al entendimiento del fenómeno de la crisis bancaria mexicana desde una perspectiva teórica y empírica, y en ese sentido, intenta llenar un vacío en la literatura en cuanto a contar con medios que permitan detectar las señales de una crisis inminente por medio de la identificación de la fragilidad del sistema financiero; al lograr esto, es posible tomar decisiones sobre la implementación de medidas preventivas o correctivas, tendientes a evitar quiebras masivas y reducir los costos asociados con las mismas.

Logramos identificar para los periodos 1991-96, la existencia predominante de dos clases de unidades, las S e I. Demostramos que es posible estudiar mediante un mapa autoorganizado de Kohonen (MAO), la existencia de estados de S e I en el periodo de interés. Inclusive parece posible encontrar clasificaciones que revelen la existencia de clasificaciones más refinadas, como la manejada por Minsky (hegde, súper especulativas y Ponzi).

Presentamos modelos con nueve variables para el periodo 1991-95, con valores atípicos y modelos con diecinueve variables para el periodo 1991-95, sin valores atípicos.

La diferencia entre estos modelos radica en la cantidad de rasgos financieros incluidos en los análisis, en el primero, se consideran la liquidez, el nivel de reservas, la rentabilidad y los costos administrativos; mientras que en el segundo, además de esos indicadores se incluyen la calidad del activo, la morosidad, las inversiones en activos fijos y en otros activos, la eficiencia administrativa, los bienes adjudicados, etc.

Con respecto a la hipótesis fundamental concluimos que el estado del SBM durante el año 1996 es de insolvencia. Consecuentemente, se verifica y complementa a nivel microeconómico las conclusiones alcanzadas por Cruz (2004). Esto significa que la crisis del SBM estudiada también fue una crisis tipo Minsky. El principal aporte de esta investigación es mostrar como el SBM evolucionó de un estado de solvencia en los años previos a la CF de 1994-95 (de 1991-4 hasta el primer semestre de 1994), a uno de insolvencia que se extendió hasta 1997.

El ejercicio de predicción realizado para el año 1996 con un mapa autoorganizado de Kohonen (MAO), entrenado con patrones del periodo 1991-95 que contienen el conjunto de razones financieras seleccionadas, da como resultado que en el sistema bancario predominaban unidades financieramente frágiles. Adicionalmente, comparamos este resultado con dos herramientas estadísticas como son el análisis de regresión logística binaria multivariada (RL) y el análisis discriminante (AD), obteniendo resultados similares.

De esta forma, mostramos que es posible determinar el estado del SBM en un periodo determinado, evaluando en primer término el estado de solvencia o insolvencia de las unidades que lo componen. Además para reforzar este resultado, en un cálculo a posteriori estimamos el monto de los capitales en situación de insolvencia, haciendo el

cruce del estado de S e I, con la participación de cada unidad en el sistema bancario. También cabe preguntarse si podría hacerse una predicción de este tipo de cálculo, si se incluye entre las variables explicativas, índices de participación en el SBM, para cada una de las unidades.

A fines de 1995 las trece entidades intervenidas (sólo de estos bancos intervenidos tenemos datos) poseían activos equivalentes al 48.50% de los activos totales del sistema y, el capital contable de estas entidades sólo representaba el 35.95% del total. Por lo tanto, los activos, pasivos y patrimonio neto en situación de riesgo representaban aproximadamente el 50%. Los activos totales no generaron ganancias; por el contrario sus resultados netos correspondieron a pérdidas equivalentes al 40.76% de todo el sistema bancario mexicano. Por la liga existente entre el sector financiero y el sector real, los problemas internos del sistema bancario se transmitieron a los demás sectores de la economía. La situación de insolvencia de los bancos intervenidos no sólo se tradujo en la imposibilidad de impulsar la reactivación económica, sino que generó un problema adicional porque la resolución de la crisis bancaria representó un costo financiero para el Estado Mexicano. La disponibilidad de información en esta fase está restringida. Los problemas más severos que se manifestaron en el sistema bancario en el periodo analizado, están relacionados principalmente con la falta de liquidez y de rentabilidad, que se traducen en problemas de solvencia en los bancos. Estos y otros factores adicionales caracterizan a un sistema bancario frágil en un periodo de pre crisis.

Ante ese panorama, la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV) introdujo modificaciones a las prácticas contables, a la aplicación de criterios contables, a la forma de

presentación de los estados contables, a la constitución de reservas y provisiones obligatorias, al capital mínimo requerido para la operación y funcionamiento de los bancos, etc.

Por otra parte, la Secretaría de Hacienda otorgó licencias para la creación y funcionamiento de varias entidades financieras que se integraron al sistema bancario; entre éstas, se encuentran instituciones y corporaciones financieras de capital extranjero, a las cuales anteriormente, de acuerdo a la legislación mexicana, no les estaba permitido establecerse como entidades financieras en el país. Estos son algunos de los eventos que se manifestaron en el sector bancario como resultado de la crisis financiera.

Presentamos algunas consideraciones respecto a los factores macroeconómicos que afectaron el desempeño y la evolución del SBM a partir del establecimiento del programa de liberalización comercial y financiera que se pone en marcha en México a partir de 1988. El proceso de apertura generó cambios en el entorno macroeconómico e implicó reformas legales e institucionales, modificó la estructura de propiedad de la banca, de manera que los bancos que eran propiedad del Estado pasaron a ser propiedad de inversionistas privados, se liberalizó la prestación de servicios financieros y de las tasas de interés pagadas por la captaciones, se eliminó el encaje legal, se pasó a un régimen de banca universal, es decir se estableció un régimen mixto de prestación de servicios financieros, se permitió la entrada y salida de flujos de capital sin restricciones, así como la participación mayoritaria del capital extranjero en los bancos y la formación de grupos financieros.

Con todo lo anterior se afirma que factores externos como la apertura comercial y financiera de la economía mexicana de los años noventas, la reprivatización bancaria, las

reformas financieras, la desregulación del sector bancario, etc., influyeron en el funcionamiento de las entidades financieras, creando las condiciones para que la banca, una vez reprivatizada, pasara por una etapa de prosperidad. Sin embargo, los nuevos ingresantes al mercado de la intermediación financiera eran inversionistas sin experiencia en el ramo. A esta inexperiencia de los nuevos banqueros debe sumarse, la deficiente evaluación de las operaciones de créditos que internamente se realizaba en los bancos, las insuficientes garantías, exigidas sobre los créditos. Esta situación, en poco tiempo ocasionó una excesiva expansión del crédito doméstico, lo cual, derivó en un deterioro importante de la calidad del activo, debido al incremento inusitado de la cartera vencida y; desde luego, debido también a los efectos devastadores de la CF de 1994-95 sobre el sector bancario, el cual ya enfrentaba problemas financieros, falta de adecuación de capital y creciente cartera vencida, etc.

Pudimos verificar que las unidades del SBM, se distribuyen en grupos diferentes, que en general no parecen traslaparse. Intentamos ubicar la posibilidad de existencia de separaciones o brechas entre las clases de bancos, mediante algunas pruebas; sin embargo, si se excluyen valores atípicos, parece que las unidades bancarias, si bien se distribuyen en grupos con características financieras diferentes, no necesariamente se separan con brechas evidentes. En todo caso, reconocemos la necesidad de realizar análisis más rigurosos de cúmulos.

La conclusión general a la que llegamos es que la aplicación de las técnicas no paramétricas como las RNA, que no consideran supuestos sobre la densidad de probabilidad de los datos, constituyen una herramienta útil en el estudio de problemas de

crisis bancarias. Pueden reflejar estados de S e I, y bajo algunas circunstancias es posible generalizar resultados que evalúen la posibilidad de ocurrencia de crisis.

En los resultados obtenidos podemos observar que desde el segundo semestre del año 1994 y hasta el año 1996, era clara la situación de insolvencia de numerosos bancos. A partir de diciembre de 1991 la cartera de crédito bancaria de todos los bancos fue incrementándose, en principio en forma paulatina hasta alcanzar una tasa elevada de crecimiento hasta prácticamente mediados del año 1994. Recordemos que el cambio de una economía de un estado de robustez hacia uno de fragilidad financiera depende del tipo de unidades predominantes. Cuando la proporción de unidades tipo hedge decrece la estructura financiera migra de la estabilidad hacia la inestabilidad financiera.

Lo anterior sugiere que el sector bancario trabajaba con una política de colocación de créditos en la cual no se contemplaba el entorno macroeconómico nacional e internacional. Ante esto, cobra importancia el papel del buen gobierno corporativo que deben ejercer las instituciones bancarias las cuales, además de obtener la rentabilidad esperada por sus accionistas, deben cumplir efectivamente la función de intermediación que les corresponde desempeñar en el sector financiero de la economía, con lo cual los bancos se convierten en un factor de desarrollo económico.

A raíz de la contracción económica y la devaluación de la moneda mexicana que derivó en la crisis financiera de 1994-95, las hojas de balances de los bancos muestran un deterioro considerable, los problemas severos de liquidez, insolvencia, morosidad alta, expansión negativa del crédito y rentabilidad negativa, entre otros, caracterizan el comportamiento de casi todos los bancos de sistema bancario mexicano.

La fragilidad financiera extrema de las entidades solventes e insolventes se evidencia en la composición y en la calidad de los activos, en los pasivos totales, en el capital contable, en los ingresos financieros y en las utilidades netas. El sistema bancario pasó de un estado en el que predominaban las unidades tipo hedge, a otro en el que prevalecían las de tipo Ponzi. De esta forma quedó demostrada la HFF.

Si se conoce la situación de solvencia o insolvencia de todas las unidades del sistema bancario y además, su participación relativa en ese sistema (tamaño), es posible determinar la situación de todo el sistema bancario mexicano, con mayor precisión.

Trabajos futuros. Por lo tanto, una vez mostrada la posibilidad de evaluar la situación del SBM en un periodo determinado, se abre la posibilidad de predecir su comportamiento en otros horizontes, para lo cual se deben realizar estudios para épocas posteriores.

Con base en la experiencia obtenida en este trabajo, para contar con índices válidos es necesario que se reglamente el procedimiento de obtención y tratamiento de la información contable de las unidades, tareas correspondientes a la entidad encargada que es la CNBV.

En este trabajo utilizamos índices simples, pero queda abierta la posibilidad de usar índices compuestos o macro y micro prudenciales, siempre incluyendo aquellos que permiten considerar el enfoque minskyano del problema.

Cabe preguntarse si podrían hacerse predicciones similares a la del cálculo a posteriori realizado en el trabajo presentado, estimando el monto de los capitales en situación de insolvencia, haciendo el cruce de predicciones de S e I, con la participación de

cada unidad en el sistema bancario, si se introducen variables explicativas o índices de participación en el SBM, para cada una de las unidades.

Con respecto a los ensayos sobre agrupamientos practicados para detectar una taxonomía similar a la de Minsky, pero a nivel microeconómico éstos, se consideran ilustrativos y se recomienda que se realicen análisis de cúmulos con mayor profundidad aplicando las herramientas disponibles. Parece posible realizar clasificaciones que revelen la existencia de las clases estudiadas por Minsky (hedge, especulativas y Ponzi), en el ámbito microeconómico.

VI. BIBLIOGRAFÍA

- Altman, E. (1968) "Predicting financial distress of companies: Revisiting the Z-score and Zeta® Models", *Journal of Banking & Finance*, **1**.
- Anderson, J. A. (2007) "Redes neurales" *Ed. Alfaomega*, México, D.F.
- Arestis, P. & Glickman, M. (2002) "Financial crisis in Southeast Asia: dispelling illusion the minskyan way", *Cambridge Journal Economics*, **26**, 237-260.
- Atiya, A. F. (2001) "Bankruptcy prediction for credit risk using neural networks: A survey and new results", *IEEE Transactions on Neural Networks*, **12**, 4.
- Ayala, M. A., Borges, R. E. y Colmenares, G. (2007) "Análisis de supervivencia aplicado a la banca comercial venezolana, 1996 – 2004", *Revista Colombiana de Estadística*, **30**, 97-113.
- Banco de México (2008), "Reporte sobre el sistema financiero 2007", 1-188, México, D.F.
- Banco de México [2009], Rubli y Ruiz], México.
- Banco de España, Elizalde, A. y Repullo R. "Capital regulatorio y capital económico: un análisis de sus determinantes", *Estabilidad Financiera*, **7**, 141-158, Madrid.
- Back, B., Laitinen, T., Kaisa S., & van Wezel M. (1996) "Choosing bankruptcy predictors using discriminant analysis, logit analysis, and genetic algorithms", *TUCS Research Group Computational Intelligence for Business*, 1-18.
- Basave K., J. (2000) "Los grupos financieros en México" en Manrique C., I. Coord. (2000) "Arquitectura de la crisis financiera", *Ed. Universidad Nacional Autónoma de México, Instituto de Investigaciones Económicas y Escuela Nacional de Estudios Profesionales Aragón*, México, D.F.
- Balogh, T. (1982) "The irrelevance of conventional economics", *Book (ISBN 0871406462)*, 1st Ed. ix, New York.
- Blavy R. & Souto, M. (2009), "Estimating default frequencies and macro financial linkages in the mexican banking sector", *International Monetary Fund, Working Paper WP/09/109*, 1-33.
- Berróspide M., J. (1999) "Fragilidad bancaria y prevención de crisis financiera en Perú: 1997-99", 1-42, artículo disponible en el sitio de internet: www.cemla.org/pdf/red-iv-jbm.pdf.
- Bravo R., C, Maldonado, S., Weber, R. (2009) "Seguimiento en modelos de regresión logística model follow-up in logistic regression models", *Ingeniería Industrial*, **8**, 2: 31 - 44, Santiago de Chile.

- Burlamaqui, L., (2000) “Schumpeterian competition, financial innovation and financial fragility: An exercise in blending evolutionary economics with Minsky's microfinance”, *Development and Transformation Manchester*, U.K, **28**, 1-29.
- Cruz, M. (2004) “The 1994-95 Mexican financial crises: A further analysis using a post Keynesian approach”, *Ed. University of Manchester*, Cambridge.
- Cruz, M. (2005) “A three-regime business cycle model for an emerging economy”, *Applied Economics Letters*, **12**, 399–402.
- Cruz, M. (2010) “La política económica del crecimiento sostenido”, *Ed. Universidad Nacional Autónoma de México, Instituto de Investigaciones Económicas*, México, D.F.
- Charitou, A., Neophytou, E. and Charalambous, C. (2004), “Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK”, *European Accounting Review*, **13**, 3, 465–497.
- Davis EP, Karim D. (2008), “Comparing early warning systems for banking crises”, *Journal of Financial Stability* **4**:89–120.
- Demyanyk, Y., Hasan, I. (2009), “Financial crises and bank failures: A review of prediction methods”, *Elsevier Ltd., Journal*.
- Etheridge, H. and Sriram, R. (1997), “A Comparison of the relative costs of financial distress models: Artificial neural networks, logit and multivariate discriminant analysis”, *Ed. John Wiley & Sons, Intell. Sys. Ace. Fin. Mgmt.* **6**: 235-248.
- González - Hermosillo, B. (1999) “Indicadores de alerta de las crisis bancarias”, *Finanzas & Desarrollo*, **32**, 2, 36-39.
- Goldstein, M., Kaminsky, G. & Reinhart, C. (2000) “Assessing financial vulnerability”, *Institute for International Economics*, Washington, D.C.
- Hagan, M. T., Demuth, H. B. & Beale, M. (1996) “Neural network design”, *PWS Publishing Company*.
- Hausmann, R. y Rojas S, L. Comps. (1997) “Las crisis bancarias en América Latina”, *Ed. Fondo de Cultura Económica*, Santiago de Chile.
- Haykin, S. (1999) “Neural networks a comprehensive foundation”, *Ed. Pearson Prentice Hall*, Boston.
- Hilera G., J. R., Martínez H. y Víctor J. (2000) “Redes neuronales artificiales. Fundamentos, modelos y aplicaciones”, *Ed. Alfaomega Rama*, Madrid.
- Isasi V., P y Galván L., I. M. (2004), “Redes de neuronas artificiales. Un enfoque práctico”, *Pearson Prentice Hall*, Madrid.

- International Monetary Fund, World Economic and Financial Surveys (2002), “Global financial stability report” *Market Developments and Issues*, Washington DC, 1-11.
- Kaminsky, G. L. & Reinhart, C. M. (1995) “The twin crises: The causes of banking and balance-of-payments problems”, *The American Economic Review*, **89**, 3, 473-500.
- Kaminsky, G., Lizondo, S. & Reinhart, C. (1998) “Leading indicators of currency crises”, *International Monetary Fund*, **4**, 1, 1-48.
- Kiviluoto, K. (1998) “Predicting bankruptcies with the self-organizing map”, *Helsinki University of Technology Laboratory of Computer and Information Science, Finland, Elsevier*.
- Kohonen, T. (1990) “The self-organizing map” *Proc. of the IEEE*, **78**, 9, 1464-1480.
- Kregel, J. (2006) “Estabilidad financiera internacional, flujos de capital y transferencias netas hacia los países en desarrollo”. *Consejo Latinoamericano de Ciencias Sociales*, 315-331, Buenos Aires.
- Lapavistas, C. Coord. y Morera, C. Comp. (2011), “La crisis de la financiarización” *Ed. Universidad Nacional Autónoma de México, Instituto de Investigaciones Económicas y Consejo Latinoamericano de Ciencias Sociales*, México D.F.
- Levy O., N. (2001) “Cambios institucionales del sector financiero y su efecto sobre el fondeo de la inversión. México 1960-1994”, *Ed. Universidad Nacional Autónoma de México, Facultad de Economía*, México, D.F.
- López G., J, Moreno-Brid, J.C. and Puchet A., M., (2006), “Financial fragility and financial crisis in Mexico”, *Metroeconomica*, **57**:3, 365–388.
- Manrique C., Irma, Coord. (2000) “Arquitectura de la crisis financiera”, *Ed. Universidad Nacional Autónoma de México, Instituto de Investigaciones Económicas y Escuela Nacional de Estudios Profesionales Aragón*, México, D.F.
- Mántey de Anguiano, G. (2000) “Hyman P. Minsky en el pensamiento económico del Siglo XX” *Revista Comercio Exterior*, **50**, 12, México, D.F.
- Martin-del-Brio, B. and Serrano-Cinca, C. (1993), Self-organizing Neural Network for the Analysis and Representation of Data: Some Financial Cases, *Neural Computing and Applications*, **1**, 193-206.
- Mehrotra, K., Mohan, C. K. & Ranka, S. (1997) “Elements of artificial neural networks”, *A Bradford Book The MIT Press, Cambridge, New Delhi*.
- Minsky, H. P. (1982) “Can It Happen Again?” *Essays on instability and finance. Ed. M.E.Sharpe, INC, Armonk, New York*.
- Minsky, H. P. (2000) “Finance, investment and economic fluctuations. An analysis in the tradition of Hyman P. Minsky”. *Ed. Edward Elgar, Massachusetts*.

- Minsky, H. P. (1987) “Las razones de Keynes”, Trad. por Jorge Ferreiro, *Ed. Fondo de Cultura Económica*, México, D.F.
- Moncada, J. F., y Di Coztanzo, M. (2005) “El Saqueo a los mexicanos”, *Ed. Grijalbo. Actualidad*, México, D.F.
- Morón P., E. (2003) “Sistema de alerta temprana de fragilidad financiera”, *Ed. Departamento de Economía, Universidad del Pacífico*, 1-61, Lima.
- Muller, G.H., Steyn-Bruwer, B.W., Hamman, W.D. (2009) “Predicting financial distress of companies listed on the JSE – A comparison of techniques”, *S. Afr. J. Bus. Manage*, **40**, 1, 21.
- Nag, A. K. & Mitra A. (1999) “Neural networks and early warning indicators of currency crisis”, *Reserve Bank of India Occasional Papers*, **20**, 2, 1-36.
- Núñez E., R. (2005) “Reforma y crisis del sistema bancario 1990-2000”, *Ed. Plaza y Valdés, S.A. de C.V.*, México, D.F.
- Ozkan-Gunay, E. N. & Ozkan, M. (2004) “Prediction of bank failures in emerging financial markets: an ANN approach”, *79th Annual Conference of Western Economic Association International in Vancouver*, Vancouver.
- Peña, D. (2002), “Análisis de datos multivariantes”, *Ed. McGraw-Hill/Interamericana de España, S.A.U.*, 120-132, Madrid.
- Perrotini H. I., Angeles C., G.; and Ríos B. H. (2011) “Markets liberalism, development in Latin America”, *Ed. by Angeles C., Gerardo; Perrotini H. and Ríos B, Routledge in Development Economics*, 233-249.
- Pina Martínez, V. (1989) “La información contable en la predicción de la crisis bancaria de 1977-1985”, *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, **XIX**, 58, 309-338.
- Rivera, A., Toledo, A. (1998) coordinadores, “La economía mexicana después de la crisis del peso”, *Ed. Universidad Autónoma Metropolitana Unidad Iztapalapa, Universidad Nacional Autónoma de México, Facultad de Economía, Dirección General de Asuntos del Personal Académico*, 83-103, 135-142, México, D.F.
- Roger, R. (2001) “Comentarios de Martín Lutero” Tomo VI, *Ed. Clie*, Barcelona.
- Rojas-Suárez, L. Ed. (1998) “Cómo lograr sistemas financieros sólidos y seguros en América Latina”, *Ed. Banco Interamericano de Desarrollo*, Washington D.C.
- Wang, Xi-P. & Huang, Y. (2008) “Predicting risks of capital flow using artificial neural network and Levengerg Marquardt algorithm”, *Proceedings of the Seventh International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, Kunming, **12**, 15, 1353-1357.

- Yoon Kim, T., Hwang, C. & Lee, J. (2004) “Korean economic condition indicator using a neural network trained on the 1997 crisis”, *Journal of Data Science* **2**, 371-381.
- Yu, L., Keung Kin L. & Wang S.Y. (2006) “Currency crisis forecasting with general regression neural networks”, *International Journal of Information Technology & Decision Making*, *Scientific Publishing Company*, **5**, 3, 37-454.