

*Dolores Gómez Domínguez**
*y María José Vázquez Cueto***

Utilidad de la metodología de los conjuntos imprecisos (rough sets) en la elaboración de señales de alerta temprana de crisis financieras

Usefulness of the methodology of rough sets in developing early warning signals for financial crises

RESUMEN

La metodología de los conjuntos imprecisos (Rough Sets) viene utilizándose con relativo éxito para analizar quiebras empresariales, clasificando las empresas en función de reglas, elaboradas con ratios considerados como predictores, con alto porcentaje de aciertos. Sin embargo ha sido poco aplicada al análisis de crisis financieras. Este trabajo trata de cubrir esta parcela aplicando la metodología con un doble objetivo: extraer reglas que puedan clasificar bien a los países con sistemas financieros en crisis, utilizando ratios bancarios y variables macroeconómicas, y, apoyándonos en las variables que conforman las reglas, identificar “señales de alerta” que anticipen el fracaso.

Palabras claves: Crisis bancaria, Sector financiero, Ratios financieros, Rough Set, Señales de alerta.
Código JEL: C65, E37.

ABSTRACT

The methodology of Rough Sets is used with relative success to analyze corporate failures, classifying companies according to rules, prepared with ratios considered as predictors, with a high percentage of hits. However it hasn't been applied to the analysis of financial crises. This paper uses the methodology with two objectives: to extract rules that can rank well to countries with financial systems in crisis, using bank ratios and macroeconomic variables, and, relying on the variables that make the rules, to identify early warning that anticipate failure.

Keywords: Banking crises, financial sector, financial ratios, Rough sets, warning signals.
JEL classification: C65, E37.

Recibido: 29 de julio de 2013

Aceptado: 2 de noviembre de 2013

* Email: dogomez@us.es

** Email: pepi@us.es

Departamento de Economía Aplicada III. Universidad de Sevilla
Autor de contacto: María José Vázquez Cueto

Dolores Gómez Domínguez y María José Vázquez Cueto. Utilidad de la metodología de los conjuntos imprecisos (rough sets) en la elaboración de señales de alerta temprana de crisis financieras. Usefulness of the methodology of rough sets in developing early warning signals for financial crises

Análisis Financiero, n.º 123. 2013. Págs.: 76-87

1. INTRODUCTION

La predicción de fenómenos adversos con la suficiente antelación como para tomar medidas correctoras ha sido preocupación de la humanidad desde el origen de los tiempos. La experiencia del pasado es la única arma de que se dispone para anticiparse al futuro, así, y de anteriores desastres, se infieren un conjunto de circunstancias que “a posteriori” se identifican como “señales de alarmas”, que, de haber sido reconocidas como tales con anterioridad hubiesen podido corregir algunas situaciones y, si no evitar el desastre, al menos sí paliar en algún sentido sus consecuencias. Dentro de estos fenómenos adversos vamos a ocuparnos en este trabajo de las crisis financieras que afectan a los países.

Los primeros análisis sobre el tema, atribuidos a Beaver y Altman en los años 60 del pasado siglo, hacían referencia a la crisis bancaria, tratando de predecirla observando determinados ratios bancarios, que actuaban como las “señales de alerta” a las que nos referíamos anteriormente. A raíz de estos trabajos son muchos los autores que se han ocupado del tema. A la proliferación de estos trabajos ha contribuido no sólo la preocupación científica sino, y desgraciadamente, los numerosos episodios de crisis bancaria que se han venido padeciendo por los distintos países y, como consecuencia, la ingente cantidad de datos de donde poder extraer nueva información. Así el tema ha venido avanzando dentro de la Comunidad Científica y se ha ido desarrollando en todos sus aspectos.

Del concepto de crisis bancaria, definido como la intervención por parte del Banco Central de un determinado banco, se ha evolucionado hacia el concepto más amplio de crisis financiera, o crisis del sistema financiero.

Además de la paulatina inclusión de otros ratios bancarios que se han mostrado significativos en anteriores crisis y, como consecuencia de este cambio de conceptualización de crisis bancaria a crisis financiera, se han ido tomando en consideración lo que podríamos definir como “condiciones de entorno” y que no son más que reflejo de la situación en que los bancos desarrollan su actividad. Así, han ido apareciendo modelos en los que figuraban variables que no se pueden considerar como estrictamente bancarias sino más bien de naturaleza macroeconómica.

Otro cambio importante ha venido de la mano de la metodología utilizada. Así, y tal como avanzaban los modelos estadísticos teóricos, iban avanzando sus aplicaciones a la predicción de la crisis. De los primeros modelos en que sólo se utilizaban análisis univariantes, se pasó a la consideración de los modelos multivariantes. De entre todos ellos el análisis discriminante se mostró como la herramienta más eficaz para, posteriormente, ceder parte de su protagonismo a los análisis de variables cualitativas: análisis logit, probit,...que se engloban bajo la terminología de “análisis de regresión logística”. Estos modelos, si bien no llegaban a predecir el comportamiento futuro, sí que se mostraban como potente herramientas de clasificación, “a posteriori”, entre situación de crisis y situación de no crisis.

En la última década del pasado siglo y en un intento de superar la hipótesis tan restrictivas que imponen los modelos de inferencia estadística a las variables, hipótesis que no se suelen cumplir en la realidad y que distorsionan los resultados de las técnicas, surgen con fuerza la aplicación de técnicas procedentes del campo de la Inteligencia Artificial, fundamentalmente los algoritmos genéticos y las redes neuronales. Siguiendo a De Andrés Suárez (2000), fue Bell en 1990 el primer autor que construyó una red perceptron multicapa para predecir la insolvencia de bancos comerciales. Los algoritmos de inducción de reglas de clasificación son el otro gran bloque de técnicas dentro de la Inteligencia Artificial, y a ellos nos vamos a referir en este trabajo. Así, la siguiente sección la dedicaremos a las ideas básicas que inspiran la aplicación de las técnicas de Inteligencia Artificial a los problemas de clasificación y predicción, deteniéndonos en la metodología rough set. En la tercera sección revisaremos la literatura en busca de aplicaciones empíricas de esta técnica, en la cuarta desarrollaremos nuestra aplicación, de la que expondremos sus resultados en la quinta sección. En la sexta y última exponemos las conclusiones.

2. TÉCNICAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL. METODOLOGÍA ROUGH SET

La Inteligencia Artificial es un campo que se dedica a la construcción de programas informáticos capaces de rea-

lizar trabajos inteligentes. Sus objetivos básicos son dos: Estudiar el comportamiento inteligente de las personas humanas y hacer programas de ordenador inteligentes capaces de imitar el comportamiento humano. (Duda y Shortliffe, 1983). Se apoya en conceptos y técnicas de otras disciplinas tales como la informática, la ingeniería, la sociología, la ciencia del comportamiento, la investigación operativa, la economía, la teoría general de sistemas, etc (Sánchez Tomas, 1993). Según O'Leary (1995), los sistemas inteligentes pueden construirse a través de dos enfoques: 1) Introduciendo en el ordenador el conocimiento que los expertos humanos han ido acumulando a lo largo de su vida, obteniéndose lo que se conoce como sistema experto, ó 2) elaborando programas capaces de generar conocimiento a través de datos empíricos y, posteriormente, usar ese conocimiento para realizar inferencias sobre nuevos datos. Este segundo enfoque transformará una base de datos en una base de conocimiento. Dentro de este segundo enfoque podemos distinguir entre las técnicas que buscan el conocimiento a través de anticipar patrones en los datos, entre ellas las diversas redes neuronales, y las consistentes en inferir reglas de decisión a partir de los datos de la base. Entre ellas encuadramos a la teoría Rough Set.

La teoría Rough Set, introducida por Z. Pawlak en 1982, es una herramienta matemática diseñada para tratar con la ambigüedad y la incertidumbre de la información y es efectiva para el análisis de los sistemas de información financiera de una colección de objetos descritos por un conjunto de ratios financieros y variables cualitativas (Pawlak, Grzymala-Busse, Slowinski and Ziarko, 1995). Mosqueda (2010), distingue tres categorías generales de imprecisión en el análisis científico. La primera ocurre cuando un acontecimiento es aleatorio por naturaleza, en tal caso puede describirse por la teoría estadística de la probabilidad. La segunda surge del hecho de que los objetos pueden no pertenecer exclusivamente a una única categoría, sino a varias categorías aunque con diferentes grados; en este caso la imprecisión toma forma de pertenencia difusa a un conjunto y es el objeto de la lógica difusa. La tercera categoría es la teoría Rough Set que es útil cuando las clases en las que han de catalogarse los objetos son imprecisas, pero, sin embargo, pueden aproximarse mediante conjuntos precisos. Estas diferencias muestran una de las principales ventajas de la teoría

Rough Set: no se necesita ninguna información adicional acerca de los datos, tales como una distribución de probabilidad en estadística, o el grado o probabilidad de pertenencia en la teoría de lógica difusa. Así este autor ubica al modelo Rough Set como un método perteneciente a los Sistemas de Inducción de Reglas y Árboles de Decisión (o métodos de criterio múltiple), cuyo enfoque, a su vez, se encuadra dentro de las aplicaciones de la Inteligencia Artificial.

La idea básica de la metodología descansa en la relación de equivalencia que describe elementos indistinguibles. Su objetivo básico es encontrar reglas de decisión que permitan adquirir nuevo conocimiento. Sus conceptos básicos son pues 1) la discernibilidad, 2) la aproximación, 3) los reductos y 4) las reglas de decisión. El punto de partida del método es la existencia de una tabla de información/decisión, donde cada objeto o elemento viene caracterizado por un conjunto de variables y una variable de decisión, que lo clasifica en una de dos ó más categorías. La indiscernibilidad se produce cuando dos elementos vienen caracterizados por los mismos valores de las variables y, sin embargo, no coinciden las categorías en las que se clasifican. Esta es la base de los conjuntos rough set. En tal caso, y para cada clase de decisión o categoría, y cada subconjunto B de variables, se construyen dos conjuntos, denominados respectivamente aproximaciones por debajo y aproximaciones por encima de la clase de decisión. El conjunto aproximación por debajo de la clase de decisión X respecto a las variables B, $\underline{B}X$ viene dado por el conjunto de todos los elementos que, caracterizados por B, con toda seguridad pertenecen a X. El conjunto aproximación por encima de la clase X, $\overline{B}X$, viene dado por el conjunto de elementos que, en base a la información B que poseemos, no podemos asegurar que estén en X. La diferencia entre los dos conjuntos la forman los elementos "dudosos", es decir, aquellos que no sabemos con toda certeza, usando sólo la información contenida en B, si pertenecen o no a X. Cuando esta diferencia es no vacía se dice que X es un rough set respecto a B. Este conjunto puede ser caracterizado numéricamente por el cociente entre el cardinal del conjunto aproximación por debajo y el cardinal del conjunto aproximación por encima. A este cociente se le denomina precisión. Si existen varias clases de decisión, a la suma de los cardinales de todas las aproximaciones por debajo

dividida por el total de elementos se denomina calidad de la clasificación por medio del conjunto B. Es el porcentaje de elementos correctamente clasificados.

La etapa final del análisis es la creación de reglas de decisión, es decir, reglas que nos permitan decir si un elemento dado pertenece a determinada clase de decisión. Estas reglas representan el conocimiento y se expresan mediante una sentencia lógica del tipo SI (se cumplen determinadas condiciones) ENTONCES (el elemento pertenece a una determinada clase de decisión), permitiendo, de manera fácil, clasificar a los elementos.

3. APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA ROUGH SET A LA CRISIS FINANCIERA: ANTECEDENTES

Las primeras y más prolíferas aplicaciones de la metodología expuesta la encontramos en los ensayos clínicos (Tsumoto, 1998) en las que incluso se compara con otras técnicas (Gorzalczany y Piasta, 1999) y no es hasta 1999 cuando encontramos la primera aplicación a la quiebra empresarial (Dimitras, Slowinski, Susmaga y Zopounidis), en concreto a empresas griegas durante los años 1986 a 1990, a las que se clasificó en situación de quiebra o no utilizando 26 ratios financieros. Trabajo que fue precedido por las aproximaciones de Slowinski y Zopounidis en 1995 y la generalización de Greco, Matarazzo y Slowinski, en 1998. Es de destacar también el trabajo de McKee (2000), por ser la primera aplicación a la quiebra de empresas públicas y ofrecer una panorámica general de las ventajas de la metodología frente a otras. En el 2002, Tay y Shen dividen la aplicación del modelo en la economía en tres áreas principales: predicción de crisis empresarial, utilización de grandes bases de datos en marketing e inversiones financieras, de hecho empiezan a aparecer trabajos dedicados a las quiebras de empresas. En la exhaustiva revisión de la literatura que realizan en 2007 Ravir Kumar y Ravi, sobre los trabajos realizados desde 1965 hasta 2005, en la aplicación de técnicas estadísticas y de inteligencia artificial para tratar problemas de predicción de quiebra en bancos y empresas¹ sólo encuentra seis artículos donde se utiliza la metodología de los rough sets. La primera apli-

cación que encontramos a las quiebras bancarias es en the American Conference on Applied Mathematics de Ruzgar et al (2008), donde se utiliza la metodología para investigar las razones de las quiebras bancarias de Turquía en el periodo 1995-2007. Y combinándolo con otras metodologías en Fengy Kong-lin de 2008 y Gutiérrez, Segovia-Vargas, Salcedo-Sanz, Hervás-Martínez, Sanchis, Portilla-Figueras y Fernández-Navarro en 2010 que, usando siempre los mismos datos, correspondientes a 79 países en el periodo comprendido de 1981 a 1999, comparan la metodología que nos ocupa con otros métodos en base a varios indicadores.

En 2010 Yuliya Demyanyk e Iftekhar Hasan publican un resumen de los resultados empíricos obtenidos en varios trabajos que intentan explicar, predecir o sugerir remedios para las crisis financieras o quiebras bancarias. Este resumen nos permite de nuevo observar la escasa aplicación de la metodología que nos ocupa, destacando los autores, como metodologías más utilizadas y de mejores resultados, al análisis discriminante, dentro de la estadística clásica, y, de entre las técnicas de inteligencia artificial, a las redes neuronales. Junto a ellas analizan los resultados obtenidos por modelos híbridos que combinan varias metodologías, concluyendo que "...la mayoría de los bancos centrales han empleado varios sistemas de alerta temprana (EWS) para controlar el riesgo de los bancos durante años. Sin embargo, la aparición repetida de las crisis bancarias durante las últimas dos décadas como la crisis asiática, la crisis rusa banco, y el banco brasileño crisis-indica que salvaguardar el sistema bancario no es tarea fácil".

Más recientemente, en 2011, Díaz-Martínez, Sánchez-Arellano y Segovia-Vargas intentan profundizar en los factores que influyen en la aparición de crisis financieras. Utilizando la misma muestra y aplicando dos metodologías del campo de la Inteligencia Artificial (la teoría Rough Set y el algoritmo C4.5) para analizar el papel de un conjunto de variables macroeconómicas y financieras (tanto de tipo cualitativo como de tipo cuantitativo) en la explicación de las crisis bancarias.

Aun en el 2013, Olson, Dursun y Meng, en su revisión sobre los métodos de minería de datos para la

Dolores Gómez Domínguez y María José Vázquez Cueto. Utilidad de la metodología de los conjuntos imprecisos (rough sets) en la elaboración de señales de alerta temprana de crisis financieras. Usefulness of the methodology of rough sets in developing early warning signals for financial crises

Análisis Financiero, n.º 123. 2013. Págs.: 76-87

predicción de quiebra se decantan por los árboles. Y Serrano-Cinca y Gutiérrez-Nieto introducen la aplicación de los mínimos cuadrados parciales y lo compara con otros métodos entre los que no están los rough sets.

En definitiva, la metodología como tal ha sido escasamente aplicada a los problemas de clasificación de países con sistema financiero en crisis, según el nuevo concepto de crisis financiera, y con la consideración de otros ratios además de los bancarios. En este sentido el trabajo es una nueva aportación, además de que trata de dar un paso más y aprovechar

la técnica para tratar de establecer señales de alerta temprana.

4. APLICACIÓN EMPÍRICA: DATOS Y VARIABLES

Hemos aplicado la técnica de los rough sets a un conjunto de 40 objetos (países) a los que hemos calculado diez variables y clasificados según estuvieran en crisis o no. Con los países en filas y los valores de las diez variables en columnas conformamos la tabla de información.

La definición de la diez variables consideradas aparece en la tabla 1.

Variables consideradas	
VARIABLE	DEFINICIÓN
PIB	Tasa de crecimiento relativo del PIB real
INFLACIÓN	Tasa de crecimiento relativo del deflactor del PIB
SALDOPRES	Déficit o superávit presupuestario sobre el PIB
IREAL	Tasa de interés de los depósitos menos inflación
IPRES/IDEPOSIT	Tasa de los préstamos sobre tasa de los depósitos
M2/RESERVAS	Ratio de M2 sobre reservas exteriores
TASACRED	Tasa de crecimiento relativo al crédito real
CRED/PIB	Crédito sobre el PIB
CRECDEPOSIT	Tasa de crecimiento relativo de los depósitos reales
LIQBANK	Ratio de liquidez bancaria (reservas sobre activos)

Tabla 1

Fuente: Elaboración propia.

Puede observarse se han incluido variables propias del sector bancario (IPRES/IDEPOSIT, CRECDEPOSIT, LIQBANK), variables macroeconómicas (PIB, INFLACIÓN, SALDOPRES, IREAL, M2/RESERVAS) y variables que conjugan los dos aspectos y que pueden considerarse como variables del entorno donde el sector bancario desarrolla su actividad (TASACRED y CRED/PIB), ya que tal como ponen de manifiesto numerosos estudios, el poder clasificatorio y predictivo

de los modelos mejora cuando se introducen estos tres tipos de variables².

Por otra parte la elección de estas y no de otras se basa en que se han mostrado significativas en estudios anteriores³ y en el propio criterio de los autores.

La variable de decisión, crisis financiera, denominada DEC, toma los valores 0 si el país considerado está en crisis, y 1 si no lo está.

Dolores Gómez Domínguez y María José Vázquez Cueto. Utilidad de la metodología de los conjuntos imprecisos (rough sets) en la elaboración de señales de alerta temprana de crisis financieras. Usefulness of the methodology of rough sets in developing early warning signals for financial crises

Análisis Financiero, n.º 123. 2013. Págs.: 76-87

Tomamos como referencia para el cálculo de las variables el año 19954, en el que un país se ha clasificado en situación de crisis o no utilizando los trabajos de Caprio y Klingebiel del 2003, además, en caso de duda, se han tenido en cuenta las muestras de Demirgüç-Kunt y Detragiache (1997) y Glick y Hutchison (2000). Con la introducción de esta nueva columna obtenemos la tabla de información/decisión (40x11) de la que parte la técnica.

Resultados de la clasificación

Para aplicar la metodología de rough set a la clasificación de países en crisis financiera, y dada la naturaleza de las variables consideradas, hemos procedido a la

discretización de los mismos. Esto no es requisito imprescindible pero nos ha parecido, al igual que a otros autores⁵, que facilitaba la interpretación de los resultados y que parecía más coherente identificar los episodios de crisis, no cuando coincidieran exactamente los valores de las variables, sino cuando éstos se encontraran dentro de un determinado rango. La codificación de las variables se muestra en la tabla 2⁶

El siguiente paso fue determinar la precisión de las variables explicativas, utilizando el software ROSE. La calidad de la aproximación es 1.⁷

Con estas diez variables se elaboran las reglas de decisión, utilizando el procedimiento Lem⁸, que se muestran en la tabla 3

Variables codificadas				
Variables	Valor codificado			
	0	1	2	3
PIB	(-inf, -3.5081)	(-3.5081, 3.8567)	(3.8567, 8.49745)	(8.49745, +inf)
INFLACION	(-inf, 1.3691)	(1.3691, 1.6777)	(1.6777, 8.1113)	(8.1113, +inf)
SALDOPRES	(-inf, -10.717)	(-10.717, -7.9)	(-7.9, -5.8919)	(-5.8919, +inf)
IREAL	(-inf, 1.975)	(1.975, 6.315)	(6.315, 9.985)	(9.985, +inf)
IPRES/IDEPOSIT	(-inf, 0.6579)	(0.6579, 1.07505)	(1.07505,1.1358)	(1.1358, +inf)
M2/RESERVAS	(-inf, 2.97015)	(2.97015, 4.04125)	(4.04125,202.975)	(202.975, +inf)
TASACRED	(-inf, -8.1849)	(-8.1849, 2.8023)	(2.8023, 8.9611)	(8.9611, +inf)
CRED/PIB	(-inf, 13.8399)	(13.8399, 21.6482)	(21.6482, 58.2438)	(58.2438, +inf)
CRECDEPOSIT	(-inf, -0.4062)	(-0.4062, 2.76915)	(2.76915,3.46415)	(3.46415, +inf)
LIQBANK	(-inf, 15.7152)	(15.7152, 27.3592)	(27.3592,55.4169)	(55.4169, +inf)

Tabla 2

Fuente: Elaboración propia.

Dolores Gómez Domínguez y María José Vázquez Cueto. Utilidad de la metodología de los conjuntos imprecisos (rough sets) en la elaboración de señales de alerta temprana de crisis financieras. Usefulness of the methodology of rough sets in developing early warning signals for financial crises

Análisis Financiero, n.º 123. 2013. Págs.: 76-87

Reglas de decisión		
Decisión	Reglas de decisión	% Clasif. Correcta
Crisis	1. (pib = 2) e (inflación = 3) y (cred/pib in {2, 0})	53,85%
	2. (saldopres in {2, 0})	30,77%
	3. (tasacred = 0)	30,77%
No Crisis	4. (inflación = 2) y (saldopres in {3, 1})	74,07%
	5. (cred/pib = 1)	7,41%
	6. (ipres/ideposit = 3) y (tasacred in {3, 2}) y (liqbank = 0)	66,67%
	7. (saldopres = 3) y (ipres/ideposit = 3) y (crecdeposit = 3)	37,04%

Tabla 3

Fuente: Elaboración propia.

En la última columna de la derecha hemos incluido el strength de la regla, es decir, el porcentaje de elementos de la clase de decisión correspondiente correctamente clasificados solo con esta regla.

Observamos que en la tres primeras, que son las que clasifican a las observaciones en crisis, no interviene ninguna de las variables típicas del sector bancario, y son las variables macroeconómicas y las de entorno las que tipifican la situación, así, la regla 1 que llega a clasificar al 53,85% de las observaciones en crisis, utiliza dos variables macroeconómicas, PIB e INFLACIÓN, y una variable de entorno, CRED/PIB, resultando que SI PIB es alto, entre los valores (3.8567, 8.49745), la INFLACIÓN es muy alta, mayor que 8.1113, y el CRED/PIB bajo, menor que 21.6482 ENTONCES el objeto será clasificado en crisis.

De entre las cuatro últimas, la regla 4 llega a clasificar al 74,07% de las observaciones en no crisis, utilizando dos variable macroeconómicas. SI la INFLACIÓN es alta, entre 1.6777 y 8.1113, y el SALDO PRESU-PUESTARIO es mayor a -10.7175, ENTONCES el objeto es clasificado como de no crisis.

Es solo en las dos últimas reglas donde intervienen las variables bancarias. En ambas la relación entre IPRES/IDEPOSIT juega idéntico papel, exigiéndole un valor muy alto, superior a 1.1358, para no ser susceptible de caer en crisis.

Estas siete reglas se **han validado** para tres muestras mediante el procedimiento “dejar uno fuera”: En primer lugar para la muestra original de donde se extrajeron las reglas, a continuación para los datos correspondientes al año 1994 y por último para los correspondientes a 1993, los resultados se muestran en la tabla 4⁹

Que podemos considerar buenos resultados al menos en lo referente a la clasificación de países en situación de no crisis.

Esta metodología, pues, se muestra muy hábil en su poder de clasificación entre países en crisis o no y con reglas fácilmente entendibles para no expertos en el tema en cuestión.

Con estos buenos resultados tratamos de ver el poder predictivo de las reglas obtenidas. Es decir, ¿podríamos anticiparnos a la situación de crisis futura y tratar así de corregirla actuando sobre las variables predictoras?

Resultados de la predicción

Para tratar de dar respuesta a esta cuestión hemos utilizado los datos correspondientes a los años anteriores, 1994 y 1993, para las mismas variables, que se han codificado según la tabla 2, manteniendo los valores de la variable de decisión del año 1995, con ello los resultados, respecto a la clasificación obtenida, nos permi-

tirán deducir el poder predictivo de las reglas uno y dos años antes respectivamente de la ocurrencia o no del suceso. Estos se muestran en la tabla 5

Para uno y dos años antes de la crisis, las siete reglas consideradas proporcionan respectivamente unos porcentajes de clasificación correcta del 58,97% y 61,54%, lo que resulta claramente insuficiente. Y aunque la clasificación

para países en no crisis es buena (74,01%), como nuestro propósito inicial era tratar de inferir señales de alerta para las situaciones de crisis, y para ellos estos porcentajes bajan hasta el 25% y 33,33% deducimos que no es la técnica de los rough sets una buena metodología de anticipación de acontecimientos negativos. Resulta, incluso, paradójico, que cuanto más nos alejemos del tiempo mejor es el pronóstico.

Validación de reglas				
Muestra de validación	% de clasificación	Correcto	Incorrecto	Sin clasificar
Muestra original	Total	100.00	0.00	0.00
	Crisis	100.00	0.00	0.00
	No crisis	100.00	0.00	0.00
Muestra correspondiente a datos de 1994	Total	76.92	15.38	7.69
	Crisis	60.00	40.00	0.00
	No crisis	82.76	6.90	10.34
Muestra correspondiente a datos de 1993	Total	69.23	25.64	5.13
	Crisis	50.00	50.00	0.00
	No crisis	74.19	19.35	6.45

Tabla 4

Fuente: Elaboración propia.

Validación de reglas				
RESULTADOS DE LA CLASIFICACIÓN	% de clasificación	Correcto	Incorrecto	Sin clasificar
Para 1994.	Total	58.97	33.33	7.69
	Crisis	25.00	66.67	8.33
	No crisis	74.07	18.52	7.41
Para 1993.	Total	61.54	33.33	5.13
	Crisis	33.33	58.33	8.33
	No crisis	74.07	22.22	3.70

Tabla 5

Fuente: Elaboración propia.

5. CONCLUSIONES

Los recientes episodios de sistemas financieros en crisis han propiciado un resurgir del tema de la predicción de las mismas con la suficiente antelación como para poder tomar las medidas correctoras necesarias. De las crisis anteriores, fundamentalmente las centradas en la década de los noventa del siglo pasado, se posee una gran cantidad de información de la que deben extraerse las necesarias medidas cautelares para evitar la repetición de las mismas, o al menos paliar sus efectos adversos. Esto exige de la identificación de las variables que actúan como señales de alerta así como la construcción de modelos que las relacione significativamente con la crisis.

Las técnicas de Inteligencia Artificial vienen a paliar el problema de las hipótesis tan restrictivas de la mayoría de las técnicas de la estadística clásica. Utilizando como base el conocimiento humano, intentan detectar patrones de comportamiento. Entre todas ellas hemos seleccionado en este trabajo la metodología Rough Set, profusa-

mente aplicada a problemas de clasificación de empresas quebradas y sin embargo, poco utilizada en la clasificación de países con sistemas financieros en crisis.

Tras la selección de diez ratios, bancarios y macroeconómicos, hemos aplicado la técnica, para intentar extraer reglas de comportamiento de las crisis, a 40 países, a los que hemos calculado los valores de los ratios para un año determinado en el que conocemos la variable decisión: estar o no en situación de crisis. Se han extraído siete sencillas reglas que clasifican con un 100% de aciertos a la muestra considerada. Estas se han validado en otras dos muestras obteniendo buenos resultados. Así hemos encontrado que la metodología Rough Set se muestra útil como una herramienta de clasificación, ofreciendo la ventaja de no exigir ningún comportamiento a priori de las variables explicativas. A diferencia, además, de otras técnicas que proporciona la inteligencia artificial, como las redes neuronales, ésta ofrece información acerca de la importancia que juega cada variable explicativa en la decisión final. Así la

Dolores Gómez Domínguez y María José Vázquez Cueto. Utilidad de la metodología de los conjuntos imprecisos (rough sets) en la elaboración de señales de alerta temprana de crisis financieras. Usefulness of the methodology of rough sets in developing early warning signals for financial crises

Análisis Financiero, n.º 123. 2013. Págs.: 76-87

regla 1 que llega a clasificar al 53,85% de las observaciones en crisis, utiliza solo dos variables macroeconómicas, PIB e INFLACIÓN, y una variable de entorno, CRED/PIB, y la regla 4, que llega a clasificar al 74,07% de las observaciones en no crisis, utiliza solo dos variables macroeconómicas INFLACIÓN Y SALDO PRE-SUPUESTARIO.

Sin embargo la metodología presenta deficiencias cuando trata de predecir o anticiparse a la situación de crisis o no. Utilizando los valores de las variables uno y dos años antes y manteniendo los valores de la variable de decisión, las reglas solo han logrado unos porcentaje del 25% y 33,33% de clasificación correcta para países en crisis, no pudiendo clasificar a un 7,69% y 5,13%, uno y dos años antes respectivamente, de los elementos.

Es así una metodología que clasifica muy bien ex-post pero que no es capaz de proporcionarnos las tan necesarias señales de alerta preventivas.

6. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abidi, S.; Hoe, K.; Goh, A.: "Analyzing Data Clusters: A Rough Set Approach to extract cluster-defining symbolic Rules" in Lectures Notes in Computer Science 2189, 2001.
- Ahna, B.S.; Chob, S.S.; Kim, C.Y.: "The integrated methodology of rough set theory and artificial neural network for business failure prediction" Expert Systems with Applications 18, 65–74, 2000.
- Altman, E.: "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy", The Journal of Finance, XIII, 4, 659-609, 1968.
- Atrellano, A.: "Using Rough Set to predict insolvency of Spanish non-life insurance company", Working Paper, Universidad Complutense de Madrid, 2003.
- Beaver, W.: "Financial ratios as predictors of failure", Empirical Research in Accounting: Selected Studies, 5, 71-111, 1966.
- Bell, T.B.; Ribar, G.S.; Verchio, J.R.: "Neural Sets versus logistic regression: A comparison of each model's ability to predict commercial bank failures" University of Kansas Symposium of Auditing Problems, 1990.
- Caprio, G.; Klingebiel, D.: "Episodes Of Systemic And Borderline Financial Crises" Worldbank, 2003.
- Chan, C.C.: "Learning rules from very large databases using rough multisets", Transactions on Rough Sets 1 LNCS 3100, 55–77, 2004.
- Chen, D.; Tsang, E.C.C.; Yeung, D.S.; Wang, X.: "The parameterization reduction of soft sets and its applications", International Journal on Computers and Mathematics 49, 757–763, 2005.
- De Andrés Suarez, J.: "Técnicas de Inteligencia Artificial aplicadas al análisis de la solvencia empresarial" Documento de Trabajo núm. 206, Universidad de Oviedo, Facultad de Ciencias Económicas. 2000.
- Demirgüç-Kunt, A.; Detragiache, E.: (1998), 'The determinants of banking crises: evidence from developing and developed countries', IMF Staff Papers, 45, 81–109, 1998.
- Demirgüç-Kunt, A.; Detragiache, E.: "Cross-Country Empirical Studies of Systemic Bank Distress: A Survey" Working paper IFM, 2005.
- Demyanyk, Y.; Iftekhhar H.: "Financial crises and bank failures: A review of prediction methods" Omega 38, 315–324, 2010.
- Díaz-Martínez, Z.; Sánchez-Arellano, A.; Segovia-Vargas, M.J.: "Prediction of financial crises by means of rough sets and decision trees" Innovar 21 (39), 83-100, 2011.
- Dimitras, A.I.; Slowinski, R.; Susmaga, R.; Zopounidis, C.: "Business failure prediction using rough sets" European Journal of Operational Research 114, 263-280, 1999.
- Duda, R.O.; Shortliffe, E.H.: "Expert systems Research" Science 220, 1983.
- Feng, X.; Kong-lin, K.E.: "Five-Category Evaluation of Commercial Bank's Loan by the Integration of Rough Sets and Neural Network" Systems Engineering — Theory & Practice Volume 28, Issue 1, January 2008.
- Hutchison, M.; Glick, R.: "Banking and Currency Crises: How Common are Twins?" UCSC Dept. of Economics Working Paper 488, 2000.
- Gorzalczany M.B; Piasta, Z.: "Neuro-fuzzy approach versus rough-set inspired methodology for intelligent decision support" Information Sciences 120(4), 45-68, 1999.
- Greco, S.; Matarazzo, B.; Slowinski, R.: "A New Rough Set Approach to Evaluation of Bankruptcy Risk", 121-136, 1998.

Dolores Gómez Domínguez y María José Vázquez Cueto. Utilidad de la metodología de los conjuntos imprecisos (rough sets) en la elaboración de señales de alerta temprana de crisis financieras. Usefulness of the methodology of rough sets in developing early warning signals for financial crises

Análisis Financiero, n.º 123. 2013. Págs.: 76-87

- Greco, S.; Matarazzo, B.; Slowinski, R.: "Rough approximation of a preference relation by dominance relations" *European Journal of Operational Research* 117, 63-83, 1999.
- Gutiérrez, P.A.; Segovia-Vargas, M.J.; Salcedo-Sanz, S.; Hervás-Martínez, C.; Sanchis, A.; Portilla-Figueras, J.A.; Fernández-Navarro, F.: "Hybridizing logistic regression with product unit and RBF networks for accurate detection and prediction of banking crises" *Omega* 38, 333-344, 2010.
- Hutchison, M.; McDill, K.: "Are All Banking Crises Alike? The Japanese Experience in International Comparison", *Journal of the Japanese and International Economies*, Elsevier, 13(3), 155-180, 1999.
- Kaminsky, G.: "Currency and banking crises: the early warnings of distress", IMF working paper, No. 99/178, 1999.
- Ioannidis, C.; Pasiouras, F.; Zopounidis, C.: "Assessing bank soundness with classification techniques" *Omega* 38, 345-357, 2010
- Mckee, T.: "Developing a bankruptcy prediction model via rough sets theory" *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, (9), 159-178, 2000.
- Molina, F.: "Integración de reglas de asociación y de clasificación" *Reporte Técnico*. Universidad Politécnica de Cataluña. 1999.
- Mosqueda, R.: "Faliabilidad del método *rough set* en la conformación de modelos índice de riesgo dinámico en la predicción del fracaso empresarial" *Journal of Economics, Finance and Administrative Science* 66, June 2010.
- Nguyen, S.H.; Skowron, A.; Synak, P.; Wróblewski, J.: "Proc. of The Seventh International Fuzzy Systems Association World Congress, 2, 204-209, 1997.
- O'Leary, D.E.: «Artificial intelligence in business», AI/ES Section of the American Accounting Association, 1995.
- Olson, D.L.; Dursun, D.; Meng, Y.: "A Comparative analysis of data mining methods for bankruptcy prediction" *Decision Support Systems* 52, 464-473, 2012.
- Pawlak, Z.: "Rough Sets" *International Journal of Information and Computer Sciences*, 11, 1982.
- Pawlak, Z.: "Rough Sets: Theoretical aspects of Reasoning About Data" Kluwer Academic Publishers, 1991.
- Pawlak, Z.; Grzymala-Busse, J.; Slowinski, R.; Ziarko, W.: *Rough sets*. *Communications of ACM*, 38, 11, 89-95, 1995.
- Philip Davis, E.; Karim, D.: "Comparing early warning systems for banking crises" *Journal of Financial Stability* 4 89-120, 2008.
- Predki, B.; Slowinski, R.; Stefanowski, J.; Susmaga, R. y Wilk, S.: ROSE – Software Implementation of the Rough Set Theory, in L. Polkowski, A. Skowron, eds. *Rough Sets and Current Trends in Computing*, Lecture Notes in Artificial Intelligence, vol. 1424. Springer-Verlag, Berlin, 1998.
- Ravi Kumar, P.; Ravi, V.: "Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques – A review" *European Journal of Operational Research* 180, 1-28, 2007.
- Rodríguez, M.; Díaz, F.: "La Teoría de los rough sets y la predicción del fracaso empresarial. Diseño de un modelo para las pymes", XIII Congreso AECA, Armonización y gobierno de la diversidad, 22 a 24 de septiembre, Oviedo (recurso electrónico). 2005.
- Ruzgar, N.S.; Unsal, F.; Ruzgar, B.: "Predicting bankruptcies using rough set approach: the case of Turkish banks" *MATH'08 Proceedings of the American Conference on Applied Mathematics*, 367-372, 2008.
- Sánchez Tomás, A.: «Sistemas expertos en análisis de estados financieros, y en planificación financiera». *Actas del III Congreso Internacional de Costos y I Congreso Nacional de la Asociación Española de Contabilidad Directiva (ACODI)*. Madrid, 1993.
- Segovia Vargas, M.J.; Gil-Fana, J.A.; Heras-Martínez, A.; Vilar-Zanon, J.L.; Sanchiz: "La Metodología Rough Set Frente Al Análisis Discriminante En La Predicción De Insolvencias En Empresas Aseguradoras" *Anales del Instituto de Actuarios Españoles*, 9, 153-180. 2003
- Serrano-Cinca, C.; Gutiérrez-Nieto, B.: "Partial Least Square Discriminant Analysis for bankruptcy prediction" *Decision Support Systems* 54, 1245-1255, 2013.
- Slowinski, R.; Zopounidis, C.: "Application of the rough set approach to evaluation of bankruptcy risk" *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 4, 27-41, 1995.
- Sosa Sierra, M.C.: "Inteligencia artificial en la gestión financiera empresarial" *pensamiento y gestión*, N° 23, 2007.
- Swiniarski, R.W.: "Rough Sets Methods in feature reduction and classification" *International Journal on Applied Mathematics and Computer Science*, 11 (3) 2001.
- Tascón Fernández, M.T.; Castaño Gutiérrez, F.J.: "Predicción Del Fracaso Empresarial: Una Revisión" *XV Congreso AECA*. 2009.

Dolores Gómez Domínguez y María José Vázquez Cueto. Utilidad de la metodología de los conjuntos imprecisos (rough sets) en la elaboración de señales de alerta temprana de crisis financieras. Usefulness of the methodology of rough sets in developing early warning signals for financial crises

Análisis Financiero, n.º 123. 2013. Págs.: 76-87

Tay, F.; Shen, L.: "Economic and financial prediction using rough sets model" *European Journal of Operational Research* 141, 641–659, 2002.

Thangavel, K.; A. Pethalakshmi, A.: "Dimensionality reduction based on rough set theory: A review" *Applied Soft Computing* 9, 2009.

Tsumoto, S.: "Extraction of experts' decision rules from clinical databases using rough set model". *Intelligent Data Analysis*, 2(3), 1998.

Notas

1.- La revisión se concentra en trabajos publicados en las áreas de contabilidad, finanzas, empresas, investigación operativa, sistemas expertos y sistemas de decisión. No incluye tesis ni documentos de trabajo.

2. Loannidis, Pasiouras y Zopounides, 2010.
- 3.- Kaminsky (1999), Hutchison y Mc Dill (1999), Fontenla (2003) y Demirgüç-Kunt y Detragiache (1998)
- 4.- El año de referencia no afecta al objetivo del trabajo que trata de la aplicación de la técnica
- 5.- Nguyen, Skowron, Synak, y Wróblewski, 1997
- 6.- Se han codificado las variables agrupándolas en cuatro intervalos basados en el número de valores que pertenecen a cada uno. Para ello se ha utilizado el software ROSE proporcionado por el Institute of Computing Science of Poznan University of Technology, al que agradecemos su disponibilidad.
- 7.- La calidad de la aproximación se expresa como el cociente entre el número de objetos correctamente clasificados y el número total de objetos que componen la muestra.
- 8.- Chan, 2004.
- 9.- Aceptando una coincidencia con una regla de al menos un 60%.