

**SELECCIÓN AUTOMÁTICA DE RATIOS FINANCIEROS SIGNIFICATIVOS EN
MODELOS CONEXIONISTAS DE PREDICCIÓN DE LA INSOLVENCIA
EMPRESARIAL MEDIANTE ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD**

Ángel Beade¹

Manuel Rodríguez¹

¹ Departamento de Economía Financiera, Universidade da Coruña, IESIDE,
A Coruña, España

José Santos²

² Departamento de Computación, Universidade da Coruña,
A Coruña, España

Area temática: b) Valoración y finanzas

SELECCIÓN AUTOMÁTICA DE RATIOS FINANCIEROS SIGNIFICATIVOS EN MODELOS CONEXIONISTAS DE PREDICCIÓN DE LA INSOLVENCIA EMPRESARIAL MEDIANTE ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD

Resumen

Como un proceso continuista de una fase inicial en el diseño e implantación de un conjunto de modelos conexionistas para la predicción de la insolvencia de pymes gallegas, en donde las variables explicativas son ratios financieros para un horizonte temporal de cuatro años, en este trabajo se aborda el análisis de sensibilidad para detectar las variables más relevantes y con mayor poder discriminante entre empresas sanas y fracasadas, tratando con ello de superar la solución a modo de “caja negra” que caracteriza a los resultados que proporciona la técnica empleada. Este tipo de análisis permite detectar las categorías o medidas financieras con mayor capacidad de anticipación de la insolvencia

1. INTRODUCCIÓN

Este trabajo es la continuación del presentado en las VII Jornadas AECA sobre valoración, financiación y riesgos, en 2016, titulado: “Análisis temporal de predicción de la insolvencia empresarial en pymes gallegas mediante modelos conexionistas” (Beade y col., 2016). En ese trabajo se abordó el diseño e implementación de un conjunto de modelos capaces de predecir el fracaso empresarial en un horizonte de cuatro años, centrándose en las pequeñas y medianas empresas ubicadas en la Comunidad Autónoma de Galicia.

El criterio de fracaso utilizado en el trabajo fue doble. De una parte se contempló el concepto de fracaso relacionado con la declaración legal de suspensión de pagos o quiebra, que se refiere principalmente a situaciones reguladas que contemplan diferentes manifestaciones, de acuerdo a la normativa del sector y del país estudiado. Por otra parte, el concepto que se relaciona con la situación patrimonial precursora del fracaso futuro, que se refiere principalmente a situaciones que puedan incurrir en quiebra técnica y disminución de resultados.

Para la implementación de los modelos de predicción se usaron redes de neuronas artificiales (RNAs), utilizando el Perceptrón Multicapa. Para determinar las características diferenciadoras entre las empresas se utilizaron los ratios financieros como variables discriminantes de los modelos. La justificación del empleo de estas variables se centraba en el uso y la efectividad que han mostrado estos indicadores financieros en la predicción del fracaso empresarial, viniendo a confirmar la relevancia y utilidad de la información contable en este campo de especial interés. En dicho trabajo (Beade y col., 2016) se utilizaron 59 ratios financieros. El criterio de selección de los mismos fue doble: 1) popularidad en la literatura contable y financiera y 2) frecuencia y nivel de significación en aquellos estudios más relevantes sobre la predicción del fallo empresarial. Los ratios utilizados se muestran en la tabla 1.

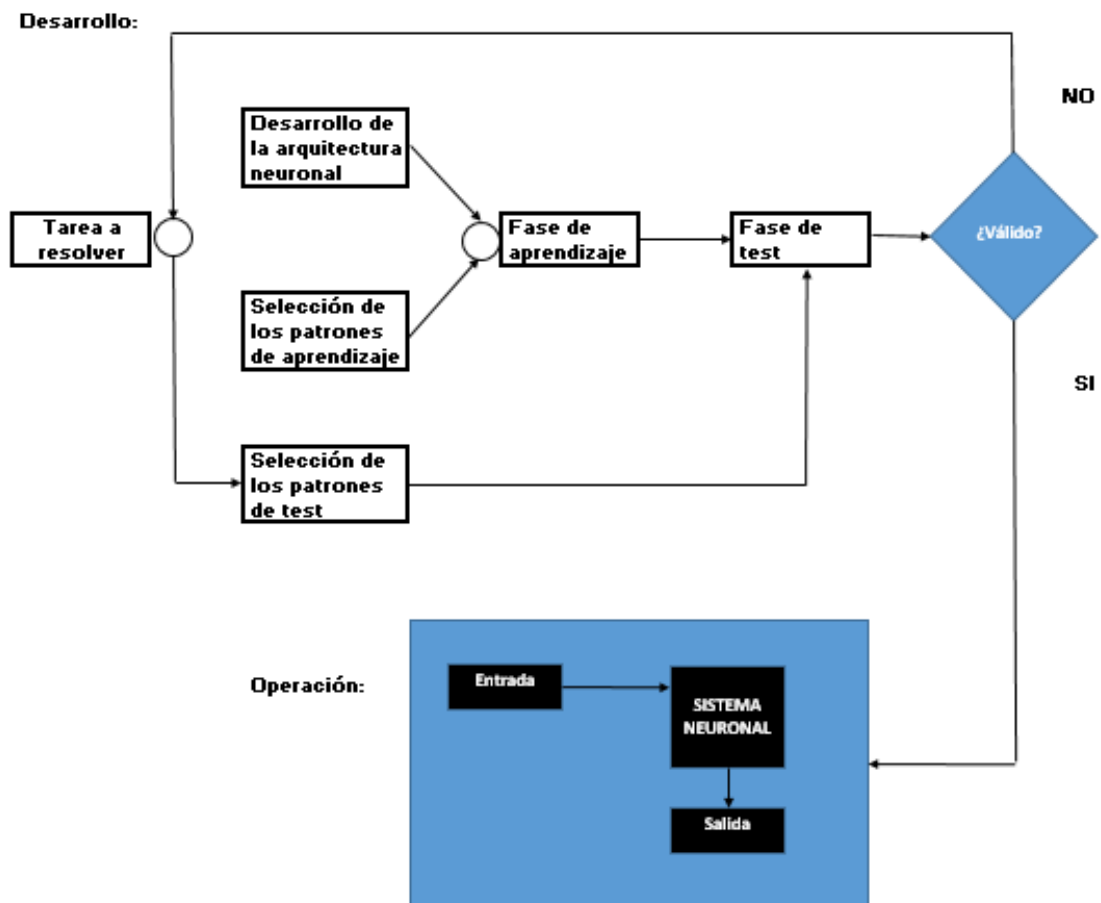
Tabla 1: Ratios financieros utilizados en el análisis

REFERENCIA	RATIO	MEDIDA FINANCIERA
ACT01	Gastos financieros / Valor agregado	ACTIVIDAD
ACT02	Gastos personal / Activo fijo	ACTIVIDAD
ACT03	Gastos personal + Dotación amortización inmovilizado / Valor agregado	ACTIVIDAD
ACT04	Ingresos explotación / Gastos explotación	ACTIVIDAD
ACT05	Valor agregado / Importe neto cifra de ventas	ACTIVIDAD
APL01	Gastos financieros / EBIT	APALANCAMIENTO
APL02	Gastos financieros / Exigible total	APALANCAMIENTO
APL03	Gastos financieros / Resultados explotación	APALANCAMIENTO
APL04	Resultado ejercicio / Exigible total	APALANCAMIENTO
END01	Exigible total / Fondos propios	ENDEUDAMIENTO
END02	Fondos propios - Resultado ejercicio / Exigible a corto	ENDEUDAMIENTO
END03	Exigible a largo / Exigible total	ENDEUDAMIENTO
EST01	Capital suscrito / Fondos propios	ESTRUCTURA
EST02	Activo circulante / Activo total	ESTRUCTURA
EST03	Dotación amortización inmovilizado / Inmovilizado	ESTRUCTURA
EST04	Capital circulante / Activo total	ESTRUCTURA
EST05	Capital circulante / Exigible total	ESTRUCTURA
EST06	Capital circulante / Importe neto cifra de ventas	ESTRUCTURA
EST07	Otros activos líquidos / Activo total	ESTRUCTURA
EST08	Resultado ejercicio / Capital circulante	ESTRUCTURA
EST09	Medida descomposición del activo	ESTRUCTURA
LIQ01	Cash flow operativo / Activo total	LIQUIDEZ
LIQ02	Cash flow operativo / Exigible total	LIQUIDEZ
LIQ03	Cash flow operativo / Exigible a corto	LIQUIDEZ
LIQ04	Cash flow operativo / Importe neto cifra de ventas	LIQUIDEZ
LIQ05	Cash flow / Activo total	LIQUIDEZ
LIQ06	Cash flow / Exigible total	LIQUIDEZ
LIQ07	Cash flow / Exigible a corto	LIQUIDEZ
LIQ08	Cash flow / Importe neto cifra de ventas	LIQUIDEZ
LIQ09	Otros activos líquidos / Exigible a corto	LIQUIDEZ
LIQ10	Existencias / Exigible a corto	LIQUIDEZ
LIQ11	Existencias + Deudores / Exigible a corto	LIQUIDEZ
LIQ12	Intervalo sin crédito	LIQUIDEZ
LIQ13	Deudores / Exigible a corto	LIQUIDEZ
REN01	EBIT / Activo total	RENTABILIDAD
REN02	EBIT / Importe neto cifra de ventas	RENTABILIDAD
REN03	Resultado ejercicio / Importe neto cifra de ventas	RENTABILIDAD
REN04	Resultado ejercicio - Deudores - Existencias / Activo total	RENTABILIDAD
REN05	Resultado ejercicio / Activo total	RENTABILIDAD
REN06	Resultado ejercicio / Fondos propios	RENTABILIDAD
ROT01	Activo circulante - Existencias / Importe neto cifra de ventas	ROTACION
ROT02	Existencias / Importe neto cifra de ventas	ROTACION
ROT03	Importe neto cifra de ventas / Ingresos de explotación	ROTACION
ROT04	Importe neto cifra de ventas / Activo circulante	ROTACION
ROT05	Importe neto cifra de ventas / Inmovilizado	ROTACION
ROT06	Importe neto cifra de ventas / Activo total	ROTACION
ROT07	Importe neto cifra de ventas / Capital circulante	ROTACION

ROT08	Otros activos líquidos / Importe neto cifra de ventas	ROTACION
SOL01	Activo circulante - Existencias / Exigible a corto	SOLVENCIA
SOL02	Activo circulante / Exigible total	SOLVENCIA
SOL03	Activo circulante / Exigible a corto	SOLVENCIA
SOL04	Inmovilizado / Fondos propios	SOLVENCIA
SOL05	Exigible total / Activo total	SOLVENCIA
SOL06	Fondos propios / Activo total	SOLVENCIA
SOL07	Fondos propios / Inmovilizado	SOLVENCIA
SOL08	Exigible a corto / Activo total	SOLVENCIA
SOL09	Resultados ordinarios antes impuestos / Exigible a corto	SOLVENCIA
TES01	Tesorería / Exigible a corto	TESORERIA
TES02	Tesorería / Importe neto cifra de ventas	TESORERIA

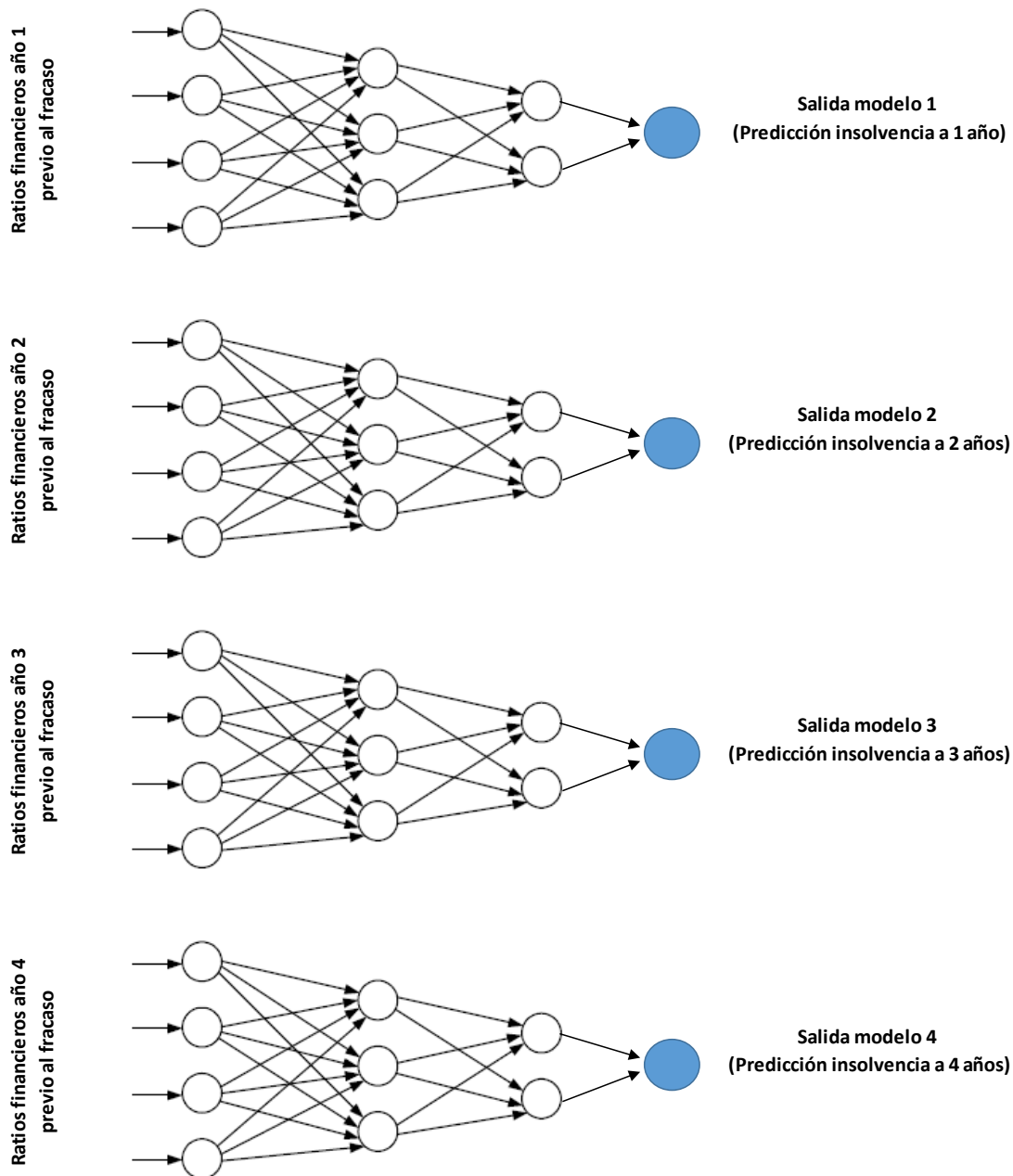
El esquema básico de trabajo con redes neuronales se muestra en la figura 1 siguiente. Básicamente habrá que proceder a desarrollar una arquitectura de la RNA y a seleccionar los patrones de aprendizaje y los patrones de test a fin de poder obtener un modelo válido.

Figura 1: Modo de trabajo con redes neuronales (elaboración Serrano y Gallizo, 1996)



En el caso del trabajo mencionado, se trataba de realizar esta tarea para cada uno de los modelos (los correspondientes a los años 1, 2, 3 y 4 previos al fracaso), tal como se indica en el esquema de la figura 2.

Figura 2: Esquema de creación de los diferentes modelos (años 1, 2, 3 y 4 previos al fracaso)



La población disponible se dividió en dos subconjuntos:

- Un primer conjunto de muestra, destinado a crear el modelo de predicción. Este subconjunto se conformó con 137 empresas fracasadas: 50% del total de empresas categorizadas como fracasadas, cuyo año 1 de fracaso (año previo al fracaso) se encontraba entre 2007 y 2012 (ambos inclusive) y a las que podían

aplicarse los modelos 1, 2, 3 y 4 objeto del trabajo; y 137 empresas no fracasadas (muestra con 50% de fracasadas y 50% de no fracasadas) elegidas entre aquéllas a las que se podían aplicar los modelos 1, 2, 3 y 4 (que son 2.298 empresas), y emparejadas con las fracasadas por: 1) ejercicio contable, 2) volumen de activo y 3) sector de actividad. Este conjunto de muestra se dividió a su vez en dos particiones (siguiendo la terminología del software empleado, Matlab, <https://es.mathworks.com>):

- Datos de entrenamiento: Son los datos empleados para el ajuste de los parámetros de la red neuronal. En el caso de este trabajo se habían fijado en el 80% del conjunto de muestra.
- Datos de validación. Se emplean después de cada iteración en el proceso de entrenamiento, para comprobar si se produce el sobreaprendizaje. Representaban el 20% del conjunto de muestra.
- Un conjunto de “test” (en terminología Matlab). Se emplea una vez finalizado el entrenamiento. Estaba formado por las 136 empresas fracasadas no incluidas en la muestra y 2.389 empresas no fracasadas no incluidas en la muestra.

Como se indicó anteriormente, para la implementación de los modelos de predicción se usaron RNAs, utilizando el Perceptrón Multicapa. Concretamente, la red de neuronas utilizada en los modelos de predicción fue una red unidireccional (*feedforward net*) con la siguiente topología:

- Elementos procesados a la entrada: 59, correspondientes con los valores de los ratios comentados previamente.
- Capas ocultas: 2.
- Elementos de procesado en las capas ocultas: Se modelaron tres configuraciones para las capas ocultas, siguiendo la regla experimental de incluir un número intermedio de nodos ocultos entre el número de elementos de entrada y de salida:
 - Configuración 1: Primera capa: 39 elementos; segunda capa: 20 elementos.

- Configuración 2: Primera capa: 30 elementos; segunda capa: 15 elementos.
- Configuración 3: Primera capa: 15 elementos; segunda capa: 4 elementos.
- Elementos de procesado en la capa de salida: 1.

Matlab dispone de versiones especializadas de redes *feedforward*. Una de ellas es la red *patternnet*, especializada en reconocimiento de patrones, que fue la utilizada en el citado trabajo. Es importante reseñar que las tareas básicas de preprocesado y postprocesado de los datos (entre ellas la normalización de los inputs) se realizan de forma automática por Matlab al crear la red de neuronas.

Algunas de las características básicas de la red *patternnet* utilizada son las siguientes:

- La división de los datos utilizados para modelizar (los subconjuntos de entrenamiento y de validación que conforman el conjunto de muestra) se realiza aleatoriamente (función *dividerand* de Matlab). En este trabajo se ha aplicado un 80% de la muestra a entrenamiento y un 20% a la validación.
- Las funciones de transferencia entre capas son de tipo sigmoide, concretamente *tansig(n)* que proporcionan valores entre [-1, 1].
- El rango de salida es [0, 1]. Posteriormente, se ajusta a las necesidades del modelo, transformándola en 0 si *salida* < 0,5 (indica no fracasada) o 1 si *salida* >= 0,5 para indicar fracasada.

La función de entrenamiento de la red es: *trainscg* (*Scaled Conjugate Gradient backpropagation*). Ello decide la forma en la que se actualizan los pesos y umbrales. *Trainscg* es un algoritmo diseñado para minimizar el coste computacional de los métodos de gradiente conjugado tradicionales de los que forma parte.

Los modelos obtenidos para los años 1, 2, 3 y 4 previos al fracaso se mostraron eficientes en los distintos contrastes a los que se sometieron, alcanzando porcentajes en línea con los obtenidos en otros estudios con la misma o diferente técnica. Los resultados obtenidos por los mismos se resumen en las tablas 2 (el porcentaje de acierto

de los modelos en el conjunto de muestra) y 3 (porcentaje de acierto de los modelos en el conjunto de test).

Estos modelos finales, cuyos datos se muestran en las tablas 2 y 3, se han escogido en función del criterio básico de su capacidad para generalizar, medida por los resultados en el conjunto de test. Es decir, se han entrenado 3.000 RNAs, con pesos aleatorios iniciales diferentes, para cada una de las configuraciones de cada modelo y se seleccionan como modelos finales aquellas RNAs entrenadas que mejor generalizan en el conjunto de test.

Tabla 2: Porcentaje acierto de los modelos en el conjunto de muestra – 59 entradas

CONJUNTO DE MUESTRA

porcentaje de aciertos	Red 59 - 39 - 20 -1			Red 59 - 30 - 15 -1			Red 59 - 15 - 4 -1		
	Fracasadas	No fracasadas	Total	Fracasadas	No fracasadas	Total	Fracasadas	No fracasadas	Total
Modelo año 1	92,7%	93,4%	93,1%	94,2%	97,8%	96,0%	92,7%	97,8%	95,3%
Modelo año 2	91,2%	88,3%	89,8%	91,2%	84,7%	88,0%	89,8%	80,3%	85,0%
Modelo año 3	89,1%	81,0%	85,0%	89,1%	74,5%	81,8%	90,5%	72,3%	81,4%
Modelo año 4	88,3%	75,9%	82,1%	87,6%	73,0%	80,3%	87,6%	73,7%	80,7%

Tabla 3: Porcentaje acierto de los modelos en el conjunto de test – 59 entradas

CONJUNTO DE TEST

porcentaje de aciertos	Red 59 - 39 - 20 -1			Red 59 - 30 - 15 -1			Red 59 - 15 - 4 -1		
	Fracasadas	No fracasadas	Total	Fracasadas	No fracasadas	Total	Fracasadas	No fracasadas	Total
Modelo año 1	92,7%	95,3%	95,3%	93,4%	94,9%	94,9%	92,7%	95,2%	95,2%
Modelo año 2	89,7%	85,7%	85,8%	89,0%	84,2%	84,3%	89,7%	83,1%	83,1%
Modelo año 3	81,6%	74,3%	74,3%	81,6%	74,3%	74,4%	81,6%	74,9%	75,0%

Modelo			67,8		71,1		69,0		
año 4	77,2%	67,7%	%	75,0%	71,1%	%	75,7%	68,9%	%

2. ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD DE LOS RATIOS FINANCIEROS

De todas las entradas introducidas en una RNA, unas serán relevantes pero otras pueden no serlo, ya que muchos de los ratios utilizados pueden contener información redundante o repetida. Se trataría de quedarse con los ratios clave, aquéllos que contienen la información necesaria y completa para realizar el proceso de clasificación. Es decir, se trata de situarse en el campo de selección automática de las características más relevantes en la clasificación. Al haber usado modelos conexionistas como clasificadores, se usará el método conocido como análisis de sensibilidad en RNAs para esa selección.

La acción de reducir el número de dimensiones (en este caso, de variables de entrada) tiene como efectos inmediatos el simplificar la arquitectura de la red y reducir el coste de recogida de los datos de entrada. Por otra parte, dicha acción no debería empeorar de forma importante la capacidad de generalización de la RNA (resultados obtenidos sobre el conjunto de test). Estos son los aspectos con los que vamos a experimentar en este trabajo.

2.1. Análisis de sensibilidad

Una RNA, por sí sola no tiene capacidad para decidir cuáles son los parámetros de entrada que tienen más influencia en los parámetros de salida. El análisis de sensibilidad es el método más popular cuando se trata de discernir sobre la relevancia de los parámetros de entrada.

El análisis de sensibilidad basado en la salida es una de las formas habituales de abordar este tema (el otro es el análisis de sensibilidad basado en el error). El análisis de sensibilidad basado en la salida consiste en estudiar el efecto que se observa directamente en una variable de salida debido al cambio que se produce en una variable de entrada. De esta forma, sobre la red entrenada se fija el valor de todas las variables de entrada a su valor medio y , a continuación, se puede optar por añadir ruido o ir variando el valor de una de las variables a lo largo de todo su rango mediante la aplicación de pequeños incrementos. Esto permite registrar los cambios producidos en la salida de la red y aplicar sobre estos cambios un índice resumen que dé cuenta de la magnitud del efecto de las variaciones producidas en la entrada x_i sobre la salida y_k .

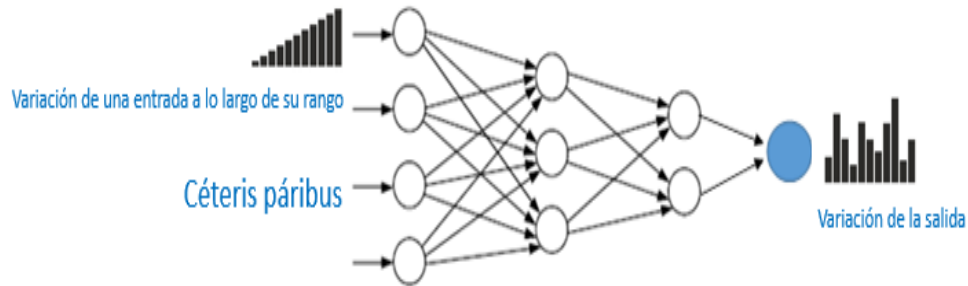
Esta forma de proceder es sencilla de aplicar. Sin embargo, desde esta aproximación se debe tomar una decisión bastante arbitraria acerca de la cantidad de ruido a añadir o de la magnitud del incremento y también del valor al que quedan fijadas las demás variables.

Como una primera aproximación se ha optado por aplicar la versión más simple del análisis de sensibilidad basado en la salida. Para ello se ha partido de las siguientes premisas:

- Mientras varía una variable x_i , el resto permanecen en su valor medio.
- La variación del valor de una variable x se produce a lo largo de todo su rango en incrementos de 1/100 de la amplitud total de dicho rango.
- El índice utilizado será el promedio de las variaciones, en valor absoluto, de la variable de salida y (variaciones con respecto a la salida cuando las variables se encuentran todas en su valor promedio).
 - Sea X el vector de las variables de entrada $X = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_m)$ y sea y la variable de salida.
 - Sea y^p la salida obtenida cuando la entrada es X^p , siendo $X^p = (x^{p_1}, x^{p_2}, \dots, x^{p_m})$, donde x^{p_i} corresponde con el valor promedio de x_i .
 - Variando x_i dentro de su rango, cada valor x_i^j (la variable x_i toma uno de los 100 valores en los que se ha dividido su rango, concretamente el valor j) conforma un vector de salida $X_i^j = (x^{p_1}, x^{p_2}, \dots, x_i^j, \dots, x^{p_m})$, al que corresponde un valor de la variable de salida y_i^j .
 - La media aritmética de las variaciones $|y_i^j - y^p|$ es el índice que se utiliza. Se obtendrá un índice para cada una de las m variables de entrada.

De forma muy esquemática puede verse el funcionamiento del análisis de sensibilidad en la figura 3.

Figura 3: Esquema Análisis de sensibilidad



A título de ejemplo (tabla 4) se muestran los índices de los ratios de entrada, según este análisis de sensibilidad, para las distintas configuraciones del modelo 1. Por razones de claridad se muestran únicamente las cifras que igualan o sobrepasan el valor 0,25.

2.2. Reducción del número de variables de entrada

En este trabajo se han realizado dos aproximaciones, basadas en el análisis de sensibilidad, para reducir el número de variables de entrada.

En la primera de las aproximaciones, se han calculado los cinco índices mayores en valor para cada una de las distintas configuraciones de cada uno de los modelos. Los ratios que se corresponden con esos índices son los que se denominarán ratios más relevantes. A continuación (tabla 5) se muestran los ratios más relevantes (indicados con *) según el análisis de sensibilidad previo, para las distintas configuraciones de cada uno de los modelos. Nótese que el escoger los cinco mayores (u otra cantidad) es totalmente arbitrario.

Tabla 4: Análisis de sensibilidad por modelo y configuración (modelo 1)

	Modelo 1		
	Red 59-39-20-1	Red 59-30-15-1	Red 59-15-4-1
Gastos financieros / Valor agregado			
Gastos personal / Activo fijo		0,61	0,67
Gastos personal + Dotación amortización inmovilizado / Valor agregado		0,34	
Ingresos explotación / Gastos explotación	0,28	0,38	0,31
Valor agregado / Importe neto cifra de ventas		0,27	0,34
Gastos financieros / EBIT			
Gastos financieros / Exigible total	0,39	0,63	0,76
Gastos financieros / Resultados explotación			
Resultado ejercicio / Exigible total	0,28	0,32	0,29
Exigible total / Fondos propios			
Fondos propios - Resultado ejercicio / Exigible a corto		0,53	
Exigible a largo / Exigible total		0,38	0,38
Capital suscrito / Fondos propios			
Activo circulante / Activo total			
Dotación amortización inmovilizado / Inmovilizado		0,61	0,69
Capital circulante / Activo total		0,57	0,50
Capital circulante / Exigible total			
Capital circulante / Importe neto cifra de ventas			
Otros activos líquidos / Activo total			
Resultado ejercicio / Capital circulante			
Medida descomposición del activo		0,51	0,32
Cash flow operativo / Activo total			
Cash flow operativo / Exigible total			
Cash flow operativo / Exigible a corto			
Cash flow operativo / Importe neto cifra de ventas			
Cash flow / Activo total		0,29	
Cash flow / Exigible total			
Cash flow / Exigible a corto		0,32	
Cash flow / Importe neto cifra de ventas			
Otros activos líquidos / Exigible a corto			
Existencias / Exigible a corto			
Existencias + Deudores / Exigible a corto			
Intervalo sin crédito			
Deudores / Exigible a corto			
EBIT / Activo total	0,26	0,40	0,35
EBIT / Importe neto cifra de ventas	0,38		
Resultado ejercicio / Importe neto cifra de ventas			0,34
Resultado ejercicio - Deudores - Existencias / Activo total	0,28	0,54	0,50
Resultado ejercicio / Activo total		0,41	0,56
Resultado ejercicio / Fondos propios			
Activo circulante - Existencias / Importe neto cifra de ventas			

Capital circulante / Importe neto cifra de ventas				
Otros activos líquidos / Activo total				
Resultado ejercicio / Capital circulante			*	
Medida descomposición del activo	*		*	
Cash flow operativo / Activo total				
Cash flow operativo / Exigible total				
Cash flow operativo / Exigible a corto				
Cash flow operativo / Importe neto cifra de ventas				
Cash flow / Activo total				
Cash flow / Exigible total				
Cash flow / Exigible a corto				
Cash flow / Importe neto cifra de ventas				
Otros activos líquidos / Exigible a corto			*	
Existencias / Exigible a corto				
Existencias + Deudores / Exigible a corto	*			
Intervalo sin crédito				
Deudores / Exigible a corto		*		
EBIT / Activo total	*		*	*
EBIT / Importe neto cifra de ventas	*			
Resultado ejercicio / Importe neto cifra de ventas				*
Resultado ejercicio - Deudores - Existencias / Activo total	*			
Resultado ejercicio / Activo total				
Resultado ejercicio / Fondos propios				
Activo circulante - Existencias / Importe neto cifra de ventas		*	*	*
Existencias / Importe neto cifra de ventas				*
Importe neto cifra de ventas / Ingresos de explotación				
Importe neto cifra de ventas / Activo circulante				
Importe neto cifra de ventas / Inmovilizado	*			
Importe neto cifra de ventas / Activo total				*
Importe neto cifra de ventas / Capital circulante				*
Otros activos líquidos / Importe neto cifra de ventas			*	
Activo circulante - Existencias / Exigible a corto				*
Activo circulante / Exigible total				
Activo circulante / Exigible a corto	*			
	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4

	Red 59- Red 59- Red 59-	Red 59- Red 59- Red 59-	Red 59- Red 59- Red 59-	Red 59- Red 59- Red 59-	Red 59- Red 59- Red 59-	Red 59- Red 59- Red 59-
Inmovilizado / Fondos propios				*		
Exigible total / Activo total	*	*	*			
Fondos propios / Activo total	*	*	*			
Fondos propios / Inmovilizado			*		*	
Exigible a corto / Activo total						
Resultados ordinarios antes impuestos / Exigible a corto					*	*
Tesorería / Exigible a corto					*	*
Tesorería / Importe neto cifra de ventas					*	*

A la vista de los resultados obtenidos, cabe hacer una serie de consideraciones.

- La primera observación gira en torno a que existen 30 (sobre 59) ratios que no se encuentran entre los denominados más relevantes de cualquier configuración de cualquiera de los modelos. Este hecho puede ser una buena base para reducirla dimensionalidad del espacio de entrada (ratios), seleccionando únicamente aquellos 29 ratios que han sido más relevantes en alguna de las configuraciones de alguno de los modelos.
- No existe coincidencia en los ratios más relevantes de las distintas configuraciones de un mismo modelo, salvo el caso del modelo 1 y en mucha menor medida en los modelos 3 y 4. En el modelo 1 sí existe cierta coincidencia entre las distintas configuraciones:
 - *Gastos de personal / Activo fijo* es relevante en 2 de 3 configuraciones
 - *Gastos financieros / Exigible total* es relevante en 3 de 3 configuraciones
 - *Dotación amortización inmovilizado / Inmovilizado* es relevante en 2 de 3 configuraciones
 - *Exigible total / Activo total* es relevante en 3 de 3 configuraciones
 - *Fondos propios / Activo total* es relevante en 3 de 3 configuraciones
- No existe coincidencia en los ratios más relevantes de una misma configuración a lo largo de los modelos de los distintos años. Ello podría parecer lógico por

cuanto los estados financieros de una empresa varían a lo largo del tiempo y lo que resulta representativo a 1 año antes del fracaso, no lo es a 2 años, etc.

- Si se suma la variación de la variable de salida de los ratios más relevantes, se puede tener una idea aproximada del efecto que pueden tener unas pocas variaciones en pocos ratios sobre la salida final. En el modelo 1, las variaciones en los cinco ratios más relevantes generan grandes variaciones en la variable de salida (al menos en 2 de las 3 configuraciones). En el modelo 2 este hecho se presenta con menor magnitud (también en 2 de las 3 configuraciones). Por el contrario, en los modelos 3 y 4, la incidencia de los ratios más relevantes es similar entre ellos y significativamente menor a la correspondiente a los modelos 1 o 2.

Dado que existen 4 modelos (modelos 1, 2, 3 y 4) y que para cada uno de ellos se han realizado 3 configuraciones (redes), cada uno de los 59 ratios tiene 12 índices que indican la relevancia de cada uno de ellos en el par modelo - red. En una segunda aproximación, se han sumado los doce índices correspondientes a cada ratio y se han escogido los diez ratios que presentan los valores más elevados para esta suma. Las cifras de dicha suma correspondiente a cada ratio se muestran en la tabla 6.

Los ratios con mayor sumatorio son la base para la segunda aproximación a la reducción del número de variables de entrada. Los diez ratios con mayor sumatorio son los siguientes:

- *Gastos personal / Activo fijo*
- *Valor agregado / Importe neto cifra de ventas*
- *Gastos financieros / Exigible total*
- *Exigible total / Fondos propios*
- *Fondos propios - Resultado ejercicio / Exigible a corto*
- *Medida de descomposición del activo*
- *EBIT / Activo total*
- *Resultado ejercicio - Deudores - Existencias / Activo total*
- *Resultado ejercicio / Activo total*

- *Exigible total / Activo total*

Tabla 6: Sumatorio por ratio de los índices resumen del análisis de sensibilidad

Gastos financieros / Valor agregado	1,4838
Gastos personal / Activo fijo	3,6847
Gastos personal + Dotación amortización inmovilizado / Valor agregado	1,7413
Ingresos explotación / Gastos explotación	2,5524
Valor agregado / Importe neto cifra de ventas	2,9001
Gastos financieros / EBIT	1,7400
Gastos financieros / Exigible total	3,9907
Gastos financieros / Resultados explotación	1,5659
Resultado ejercicio / Exigible total	2,6192
Exigible total / Fondos propios	3,0197
Fondos propios - Resultado ejercicio / Exigible a corto	2,9193
Exigible a largo / Exigible total	2,8320
Capital suscrito / Fondos propios	1,8372
Activo circulante / Activo total	1,6635
Dotación amortización inmovilizado / Inmovilizado	2,3509
Capital circulante / Activo total	2,4278
Capital circulante / Exigible total	1,7867
Capital circulante / Importe neto cifra de ventas	1,6164
Otros activos líquidos / Activo total	1,6408
Resultado ejercicio / Capital circulante	1,4687
Medida descomposición del activo	3,2822
Cash flow operativo / Activo total	0,8111
Cash flow operativo / Exigible total	1,3436
Cash flow operativo / Exigible a corto	1,6933
Cash flow operativo / Importe neto cifra de ventas	1,7236
Cash flow / Activo total	2,0641
Cash flow / Exigible total	1,7128
Cash flow / Exigible a corto	1,9336
Cash flow / Importe neto cifra de ventas	1,8532
Otros activos líquidos / Exigible a corto	2,0692
Existencias / Exigible a corto	0,9497
Existencias + Deudores / Exigible a corto	2,5510
Intervalo sin crédito	1,5300
Deudores / Exigible a corto	1,4185
EBIT / Activo total	3,6451
EBIT / Importe neto cifra de ventas	2,6386
Resultado ejercicio / Importe neto cifra de ventas	2,7478
Resultado ejercicio - Deudores - Existencias / Activo total	3,2494
Resultado ejercicio / Activo total	3,0140
Resultado ejercicio / Fondos propios	1,6259
Activo circulante - Existencias / Importe neto cifra de ventas	2,8833
Existencias / Importe neto cifra de ventas	2,5450
Importe neto cifra de ventas / Ingresos de explotación	1,2799
Importe neto cifra de ventas / Activo circulante	1,9065
Importe neto cifra de ventas / Inmovilizado	1,9143
Importe neto cifra de ventas / Activo total	1,9793

Importe neto cifra de ventas / Capital circulante	1,4092
Otros activos líquidos / Importe neto cifra de ventas	2,3050
Activo circulante - Existencias / Exigible a corto	2,0436
Activo circulante / Exigible total	1,5047
Activo circulante / Exigible a corto	1,9681
Inmovilizado / Fondos propios	1,6881
Exigible total / Activo total	2,9374
Fondos propios / Activo total	2,6248
Fondos propios / Inmovilizado	2,3133
Exigible a corto / Activo total	2,1731
Resultados ordinarios antes impuestos / Exigible a corto	2,8775
Tesorería / Exigible a corto	2,8578
Tesorería / Importe neto cifra de ventas	2,6232

Con base en lo antedicho se ha procedido a reducir el número de variables de entrada según dos aproximaciones:

- Aproximación 1: Se tomarán como variables de entrada los 29 ratios más relevantes, de acuerdo a la definición dada anteriormente.
- Aproximación 2: Se tomarán como variables de entrada los 10 ratios que presentan un mayor sumatorio de los doce índices del análisis de sensibilidad (por modelo y configuración).

3. PRESENTACIÓN DE RESULTADOS

3.1. Reducción dimensionalidad. Aproximación 1: Red con 29 variables de entrada

La red de neuronas utilizada, al igual que la utilizada con 59 variables de entrada, es la versión especializada, *patternnet*, de la red unidireccional (*feedforward net*) con la siguiente topología:

- Elementos procesados a la entrada: 29, correspondientes con los valores de los ratios más relevantes vistos con anterioridad (aproximación 1).
- Capas ocultas: 2.
 - Configuración 1: Primera capa oculta: 19 elementos; segunda capa: 10 elementos.
 - Configuración 2: Primera capa oculta: 15 elementos; segunda capa: 8 elementos.
 - Configuración 3: Primera capa oculta: 9 elementos; segunda capa: 3 elementos.
- Elementos de procesado en la capa de salida: 1.

Al igual que en el caso de 59 variables de entrada, los modelos se han escogido en función del criterio básico de su capacidad para generalizar (de entre 3.000 RNAs entrenadas), medida por los resultados en el conjunto de test.

La tabla 7 presenta los porcentajes de acierto de los distintos modelos en el conjunto de muestra.

Tabla 7: Porcentaje acierto de los modelos en el conjunto de muestra – 29 entradas

CONJUNTO DE MUESTRA

porcentaje de aciertos	Red 29 - 19 - 10 -1			Red 29 - 15 - 8 -1			Red 29 - 9 - 3 -1		
	Fracasadas	No fracasadas	Total	Fracasadas	No fracasadas	Total	Fracasadas	No fracasadas	Total
Modelo año 1	95,6%	94,9%	95,3%	95,6%	97,8%	96,7%	95,6%	95,6%	95,6%
Modelo año 2	89,1%	86,9%	88,0%	92,7%	92,0%	92,3%	90,5%	89,1%	89,8%
Modelo año 3	89,1%	80,3%	84,7%	85,4%	78,1%	81,8%	82,5%	78,8%	80,7%
Modelo año 4	86,9%	74,5%	80,7%	86,1%	72,3%	79,2%	86,9%	73,7%	80,3%

La tabla 8 presenta los porcentajes de acierto de los distintos modelos en el conjunto de test.

Tabla 8: Porcentaje acierto de los modelos en el conjunto de test – 29 entradas

CONJUNTO DE TEST

porcentaje de aciertos	Red 29 - 19 - 10 -1			Red 29 - 15 - 8 -1			Red 29 - 9 - 3 -1		
	Fracasadas	No fracasadas	Total	Fracasadas	No fracasadas	Total	Fracasadas	No fracasadas	Total
Modelo año 1	94,9%	94,0%	94,0%	94,9%	94,2%	94,2%	94,9%	94,1%	94,1%
Modelo año 2	86,8%	85,5%	85,5%	88,2%	84,0%	84,1%	86,8%	85,2%	85,2%
Modelo año 3	80,9%	73,1%	73,1%	78,7%	76,0%	76,1%	78,7%	77,4%	77,4%
Modelo año 4	77,2%	71,3%	71,3%	77,2%	69,9%	70,0%	75,7%	69,8%	69,9%

Al comparar los resultados de los modelos de 59 entradas (tablas 2 Y 3 en apartado 1) y los correspondientes a 29 entradas, cabe deducir los siguientes aspectos:

- Los resultados del conjunto de muestra no experimentan grandes cambios. Recuérdese que los modelos se eligen por su capacidad de generalización.

- Los resultados del conjunto de test muestran lo siguiente:
 - En términos generales, los modelos de las RNAs de 59 y 29 entradas son equiparables a nivel de precisión en el acierto de observaciones fracasadas y no fracasadas, no existiendo diferencias sustanciales.
 - Las configuraciones del modelo del año 1 de la RNA con 29 entradas son más precisas en el acierto de fracasadas, a costa de una precisión ligeramente inferior en no fracasadas.
 - En términos generales, las configuraciones de los modelos de años sucesivos de la RNA de 29 entradas mejoran la precisión de no fracasadas (con respecto a la utilización de 59 ratios de entrada), a costa de una ligera disminución (no generalizada) de la precisión en fracasadas.

3.2. Reducción dimensionalidad. Aproximación 2: Red con 10 variables de entrada

La red de neuronas utilizada con 10 variables de entrada, al igual que la utilizada con 59 variables de entrada, es de nuevo la versión especializada, *patternnet* **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**, de la red unidireccional (*feedforward net*) con la siguiente topología:

- Elementos procesados a la entrada: 10, correspondientes con los valores de los ratios vistos con anterioridad (aproximación 2).
- Capas ocultas: 2.
 - Configuración: Primera capa oculta: 7 elementos; segunda capa oculta: 3 elementos.
- Elementos de procesado en la capa de salida: 1.

Al igual que en el caso de la RNA con 59 y 29 variables de entrada, el modelo de la RNA con 10 variables de entrada se ha escogido en función del criterio básico de su capacidad para generalizar, medida por los resultados en el conjunto de test.

A continuación se presenta el porcentaje de acierto del modelo en el conjunto de muestra.

Tabla 9: Porcentaje acierto del modelo en el conjunto de muestra – 10 entradas

CONJUNTO DE MUESTRA

porcentaje de aciertos	Red 10 - 7 - 3 -1		
	Fracasadas	No fracasadas	Total
Modelo año 1	92,7%	94,9%	93,8%
Modelo año 2	88,3%	85,4%	86,9%
Modelo año 3	86,9%	78,1%	82,5%
Modelo año 4	79,6%	70,8%	75,2%

A continuación, tabla 10, se presenta el porcentaje de acierto del modelo en el conjunto de test.

Tabla 10: Porcentaje acierto del modelo en el conjunto de test – 10 entradas

CONJUNTO DE TEST

porcentaje de aciertos	Red 10 - 7 - 3 -1		
	Fracasadas	No fracasadas	Total
Modelo año 1	92,7%	95,4%	95,4%
Modelo año 2	88,2%	84,6%	84,7%
Modelo año 3	83,1%	73,2%	73,3%
Modelo año 4	77,2%	70,5%	70,6%

Al igual que ocurría con los modelos de la RNA con 29 entradas, los resultados del conjunto de test son equiparables a los de los modelos de la RNA con 59 entradas, alternando mejoras y deterioros poco relevantes en los porcentajes de acierto de observaciones fracasadas y no fracasadas.

4. CONCLUSIONES

La elaboración de modelos de predicción del fracaso empresarial utilizando como herramienta de diseño las RNAs, del tipo Perceptron, sobre una muestra de pymes

gallegas, alcanzan en las fases de entrenamiento y contraste niveles altos de clasificación.

El análisis de sensibilidad de las variables de entrada – ratios financieros – permite seleccionar aquellos ratios que aportan mayor información o capacidad predictiva al modelo, permitiendo mitigar la sensación de “caja negra” que caracteriza a los modelos RNA.

Lo anterior permite detectar las categorías o medidas financieras con mayor capacidad de anticipación de la insolvencia para cada uno de los modelos (horizontes temporales). Esta información podría complementar a la obtenida con análisis de tipo estadístico (p.ej. análisis univariante).

Es necesario recordar que las RNAs presentan ciertas ventajas respecto a los modelos estadísticos, entre las que cabe destacar que no es necesario asumir ninguna hipótesis sobre la naturaleza de las variables que intervienen en el modelo. En contraposición, aunque la solución a modo de “caja negra” de los modelos RNA se encuentra en proceso de superación con el desarrollo de métricas que permiten el análisis de sensibilidad de las variables, para la obtención de resultados fiables se ha podido constatar en diversos trabajos que estos modelos tienen que incorporar un número mayor de variables de entrada. Sin embargo, esto no debe ser un obstáculo para que se pueda reducir la dimensionalidad preliminar de las variables, para tratar de obtener mejores resultados predictivos eliminando ruido en la fase de entrenamiento.

5. BIBLIOGRAFÍA

Altman, E. (1968). "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy". *Journal of Finance* 23(4), pp. 589-609, sep-1968.

Altman, E. (2000): "Predicting financial distress of companies: Revisiting the Z-score and Zeta Models. Recuperado de <http://pages.stern.nyu.edu/~ealtman/Zscores.pdf> .

Beade, A, Santos, J. y Rodríguez López, M. (2016), "Análisis temporal de predicción de la insolvencia empresarial en pymes gallegas mediante modelos conexionistas", VII Jornadas de AECA (Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas) sobre "Valoración, Financiación y Gestión de Riesgo". Vigo, 2016.

Beaver, W. (1966). "Financial Ratios as predictor of failure". *Journal of Accounting Research*, 4, Empirical Research in Accounting: Selected Studies, pp. 71-111. Recuperado de: <http://www.jstor.org/stable/2490171>

Manzaneque, M. (2010). "Diferentes procesos de fracaso empresarial. Un análisis dinámico a través de la aplicación de técnicas estadísticas clúster". *Revista Europea de Dirección y Económica de la Empresa*, 19(3), pp. 67-88.

Pereira J. y col. (2010). "Los Modelos de predicción del fracaso empresarial. Propuesta de un ranking". *XIV Encuentro AECA*. Coimbra – Portugal. Septiembre, 2010.

Piñeiro, C. y col. (2013). "La supervivencia empresarial ante los desequilibrios financieros. Un análisis orientado al pronóstico del fracaso". *Social Science Research Network*. Recuperado de: http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2605928.

Serrano, C. y Gallizo J.L. (1996), "Las Redes neuronales artificiales en el tratamiento de la información financiera". Recuperado de: <http://ciberconta.unizar.es/Biblioteca/0004/SerGall96.html>.