



**Belén Gill de Albornoz**  
Universitat Jaume I & IVE  
✉  
noguer@cofin.uji.es

# Predicción del fracaso empresarial en los sectores de construcción e inmobiliario: Modelos generales versus específicos\*

Corporate failure prediction in the construction and real estate industries: General versus industry-focused models

118



**Begoña Giner<sup>1</sup>**  
Universitat de València  
✉  
begona.giner@uv.es

## I. INTRODUCCIÓN

Las entidades financieras son las más interesadas en desarrollar modelos de predicción de quiebra, ya que son necesarios para evaluar y gestionar el riesgo de crédito (Morningstar, 2012). Basar decisiones de crédito en modelos de predicción de insolvencia poco precisos genera dos tipos de error: (1) conceder crédito a empresas que resulten insolventes; y (2) no financiar empresas solventes. Ambos errores generan una asignación ineficiente de los recursos. NO obstante, predecir la insolvencia empresarial es de interés para todos los agentes económicos: accionistas, empleados, clientes, proveedores, auditores, acreedores o directivos, cuya riqueza y bienestar depende de la capacidad de las empresas para sobrevivir. A estos últimos, los modelos de predicción de la insolvencia pueden proporcionarles señales sobre la existencia de problemas, permitiéndoles introducir medidas correctoras que eviten el fracaso. La magnitud de la crisis económica que sufre este país y el protagonismo



### RESUMEN DEL ARTÍCULO

Este trabajo investiga si la estimación de modelos específicos sectoriales permite predecir mejor el fracaso que la estimación de un modelo general. Los resultados confirman que la rentabilidad, la rotación de las existencias, el endeudamiento, la liquidez, el crecimiento, la edad y las condiciones económicas generales afectan a la probabilidad de insolvencia, pero hay diferencias sectoriales. Por otro lado, aunque para las empresas constructoras tiene similar capacidad predictiva un modelo específico sectorial que un modelo general, no sucede lo mismo en el sector inmobiliario.

### EXECUTIVE SUMMARY

This paper looks at the advantages of industry-focused versus general models to better predict corporate failure. The results confirm that profitability, stock turnover, leverage, liquidity, size, business growth, age, and general economic conditions are determinants of the failure, but there are differences between industries. In addition, it is found that a specific model estimation has similar predictive power than a general one in the construction industry, while that is not the case in the real estate industry.

de los sectores de construcción e inmobiliario en la misma justifican el desarrollo de trabajos encaminados a mejorar los modelos de predicción de quiebra en estos sectores.

La literatura en finanzas y contabilidad se ha ocupado profusamente de la predicción del fracaso empresarial a partir de ratios contables. Bellovary et al. (2007) identifican hasta 165 trabajos tras el trabajo seminal de Altman (1968). Una preocupación constante es si es adecuado aplicar a cualquier tipo de empresa modelos estimados en muestras de empresas con características distintas. En este sentido, Altman (2002) indica que realizar ajustes *ad hoc* a su modelo *Z-score* para aplicarlo a empresas no cotizadas no es correcto, y Lizarraga (1998) concluye que para empre-

sas españolas funciona mejor si se estima con menos variables, profundizando en el endeudamiento y la carga financiera. Por otra parte, ya que los ratios financieros difieren entre sectores (Standard and Poor's, 1982), algunos autores destacan la necesidad de controlar el efecto sectorial al realizar la estimación (Platt y Platt, 1991). En efecto, diversos trabajos han puesto de relieve que dadas las diferencias sectoriales en cuanto a nivel de competencia, concentración, etc., incluso presentando estados financieros idénticos, la probabilidad de quiebra puede diferir entre empresas de distintos sectores (Chava y Jarrow, 2004). Estos argumentos subyacen a las propuestas de plantear modelos específicos sectoriales. En la literatura encontramos modelos de predicción de quiebra para hospitales, casinos, aerolíneas, empresas de servicios de internet, hoteles, empresas constructoras, de la industria textil o entidades financieras.

En principio, cuanto más difiera un sector respecto a otros, mayor debería ser la ventaja de estimar un modelo sectorial, compensando la desventaja que genera disponer de una muestra menor para la estimación. Sin embargo, esta cuestión está pendiente de explorar. En este trabajo nos planteamos contrastar si la estimación de un modelo específico sectorial produce mejores resultados que la estimación de un modelo general. En particular, nos centramos en los sectores de construcción e inmobiliario, que tradicionalmente han tenido un peso relativo importante en la economía española, y a los que la literatura ha prestado escasa atención. Durante el periodo 1995-2007 se produjo en España un crecimiento sin precedentes de la actividad inmobiliaria, provocando el sobredimensionamiento de los sectores relacionados, que están sufriendo con rigor los efectos de la crisis. Por otra parte, hay evidencia de que la estructura económico-financiera de estos sectores difiere entre sí, y también de

***En principio, cuanto más difiera un sector respecto a otros, mayor debería ser la ventaja de estimar un modelo sectorial, compensando la desventaja que genera disponer de una muestra menor para la estimación***

la de las empresas industriales (Fernández de Guevara et al., 2010), lo que podría justificar la estimación de modelos de predicción de quiebra específicos. Además de proporcionar evidencia sobre los factores explicativos del fracaso en estos sectores, en este trabajo se estudia si las características propias de los sectores de construcción e inmobiliario requieren estimar modelos específicos o si sería adecuado evaluar la probabilidad de insolvencia en los mismos a partir de modelos generales, estimados en muestras de empresas de sectores heterogéneos. Disponemos de más de 4.600 empresas españolas que presentaron concurso de acreedores durante el periodo 2005-2010, de las que aproximadamente la mitad corresponden a los sectores objeto de estudio, y el resto son empresas industriales. El modelo de predicción de quiebra seleccionado se estima con las observaciones del periodo 2005-2009 en muestras de los tres sectores: construcción, inmobiliaria e industrial, así como en una muestra general que agrega todas las empresas. Las observaciones del año 2010 constituyen las muestras de validación, para las que calculamos la proporción de errores tipo I y tipo II cometidos al considerar cada estimación. Los resultados indican que los errores cometidos en la muestra de validación de empresas constructoras por el modelo de predicción de quiebra estimado únicamente con empresas de dicho sector son similares a los cometidos por el mismo modelo estimado con todas las empresas. En cambio, en el sector inmobiliario la estimación específica sectorial tiene mayor capacidad predictiva que la estimación general.

#### PALABRAS CLAVE

Fracaso empresarial, Modelos de predicción de quiebra, Ratios, Sector construcción, Sector inmobiliario

#### KEY WORDS

Corporate failure, Bankruptcy prediction models, Ratios, Construction industry, Real estate industry

## 2. UN ESTUDIO DEL FRACASO EN LAS EMPRESAS NO COTIZADAS ESPAÑOLAS

Dada la falta de unanimidad sobre la definición de fracaso empresarial, en este trabajo adoptamos la definición jurídica: una empresa se considera fracasada cuando presenta concurso de acreedores<sup>2</sup>. La principal ventaja de esta aproximación es la objetividad con la que se identifican el fracaso y el momento en que se produce.

En la **Tabla 1-Panel A** se muestra la distribución de las 4.642 empresas no cotizadas de los sectores analizados que la base de datos SABI (Sistema de Análisis de Balances Ibéricos) identifica en situación de concurso entre enero-2005 y diciembre-2010, con información disponible para llevar a cabo el análisis. El 82% se concentra en el periodo de crisis (2008-2010) y el 52% pertenece a los sectores de interés, de forma que las muestras empleadas son considerablemente mayores que en trabajos previos: 1.817 constructoras y 592 inmobiliarias.

La muestra de empresas sanas se compone inicialmente de todas las compañías no cotizadas activas en 2011, siempre que no sean menores que la más pequeña fracasada de su sector (según cifra de negocios y activo total). De este modo, se pretende evitar que la muestra de empresas sanas incluya algunas que no lo son, ya que los costes fijos asociados al procedimiento concursal son elevados, y las empresas pequeñas suelen elegir caminos alternativos para afrontar los problemas financieros (Salas, 2007). Así, la muestra de empresas no fracasadas se compone de 364.005 observaciones (ver **Tabla 1-Panel B**).

Tabla 1. Distribución de la muestra

PANEL A EMPRESAS FRACASADAS							
SECTOR	2005	2006	2007	2008	2009	2010	TOTAL
<b>Construcción</b>	63	58	95	439	447	715	<b>1.817</b>
<b>Inmobiliarias</b>	16	11	12	157	145	251	<b>592</b>
<b>Industria</b>	257	168	176	448	491	693	<b>2.233</b>
<b>TOTAL</b>	<b>336</b>	<b>237</b>	<b>283</b>	<b>1.044</b>	<b>1.083</b>	<b>1.659</b>	<b>4.642</b>

PANEL B EMPRESAS NO FRACASADAS							
SECTOR	2005	2006	2007	2008	2009	2010	TOTAL
<b>Construcción</b>	19.489	20.268	25.595	43.150	47.061	50.778	<b>206.341</b>
<b>Inmobiliarias</b>	3.239	2.836	3.669	17.060	20.221	21.128	<b>68.153</b>
<b>Industria</b>	9.891	8.200	9.313	18.376	19.676	24.055	<b>89.511</b>
<b>TOTAL</b>	<b>32.619</b>	<b>31.304</b>	<b>38.577</b>	<b>78.586</b>	<b>86.958</b>	<b>95.961</b>	<b>364.005</b>

### 3. LA PREDICCIÓN DEL FRACASO

#### 3.1. Modelos de predicción de quiebra

Aunque en los primeros estudios sobre predicción de quiebra se utilizaba el análisis discriminante popularizado por Altman (1968), en la literatura reciente dominan los modelos logit. En este trabajo empleamos esta técnica de estimación, de forma que la probabilidad de fracaso de una empresa se expresa en función de: una serie de ratios, su tamaño, su crecimiento previo, una variable representativa de su antigüedad; y una variable que controla por el momento del ciclo económico.

Para seleccionar los ratios a incluir en el modelo seguimos un procedimiento en dos etapas (ver **tabla 2**), similar al de trabajos previos (Altman y Sabato, 2007; Blanco et al., 2012):

1. Partimos de un conjunto de 15 ratios, de entre los 42 utilizados en al menos cinco de los trabajos identificados por Bellovary et al. (2007), y que hemos podido calcular con los datos disponibles. Entre estos indicadores se incluye al menos uno de cada una de las cinco categorías que según la literatura son útiles para predecir el fracaso: rentabilidad, actividad, endeudamiento, cobertura y liquidez.
2. Reducimos el número de ratios a uno por categoría para evitar los problemas que conlleva la incorporación en el modelo de un elevado número de ratios<sup>3</sup>. Exigimos que la correlación máxima sea menor al 40% y, si aún queda más de uno por categoría, seleccionamos el de mayor *accuracy ratio*, que es un indicador de su capacidad para predecir el fracaso (Engelman et al., 2003).

Tabla 2. Selección de ratios

RATIO-DEFINICIÓN	CATEGORÍA	PASO 1	AR	PASO 2
<i>Mg_Expl</i> : Resultado explotación sobre cifra de negocios	Rentabilidad	x	0,2018	
<i>Roat1</i> : Resultado explotación sobre activo total	Rentabilidad	x	0,2414	x
<i>Roe</i> : Beneficio neto sobre fondos propios	Rentabilidad	x	0,1292	
<i>Roat2</i> : Beneficio neto sobre activo total	Rentabilidad			
<i>Rot</i> : Cifra de negocio sobre activo total	Actividad	x	0,0722	
<i>Ex_Cn</i> : Existencias sobre cifra de negocios	Actividad	x	0,1510	x
<i>Cc_Cn</i> : Capital circulante sobre cifra de negocios	Actividad			
<i>End</i> : Deuda total sobre activo total	Endeudamiento	x	0,2446	x
<i>Cob</i> : Cobertura de intereses: Resultado neto sobre gastos financieros	Cobertura	x	0,3468	x
<i>Cfo_Deud</i> : Cash flow operativo sobre deuda total	Cobertura			
<i>Acliq_ta</i> : Activo corriente menos existencias sobre activo total	Liquidez	x	0,0426	
<i>Ac_Pc</i> : Activo corriente sobre pasivo corriente	Liquidez	x	0,1764	x
<i>Cfo_Cn</i> : Cash flow operativo sobre cifra de negocios	Liquidez			
<i>Acliq_pc</i> : Activo corriente menos existencias sobre pasivo corriente	Liquidez			
<i>Cc_ta</i> : Capital circulante sobre activo total	Liquidez			

Los 15 ratios de partida se reducen a 5 (uno por categoría) mediante el procedimiento siguiente: Paso 1, la correlación pareada entre indicadores no puede ser superior al 40%; Paso 2, cuando hay más de un ratio por categoría se elige el de mayor *accuracy ratio* (AR) (véase Engelman et al., 2003).

Los ratios seleccionados son:

- rentabilidad económica (*Roat1*), calculada como resultado de explotación sobre activo total. La rentabilidad resulta fundamental para garantizar la subsistencia de la empresa a largo plazo.



- Se espera un efecto negativo en la probabilidad de quiebra;
- endeudamiento (*End*), calculado como deuda total sobre activo total. Hay evidencia de que las empresas más endeudadas son más propensas a tener dificultades financieras;
  - cobertura de intereses (*Cob*), calculada como resultado neto sobre gastos financieros. Capta la capacidad para hacer frente a los costes financieros con los beneficios generados, por lo que debería afectar negativamente a la probabilidad de fracaso;
  - existencias sobre cifra de negocios (*Ex\_cn*), mide la capacidad de la empresa para convertir su *stock* en ingresos. La relación esperada con la probabilidad de fracaso es positiva; y
  - liquidez (*Ac\_pc*), calculada como activo circulante sobre el pasivo circulante. Capta la capacidad para hacer frente a los compromisos financieros a corto plazo, y se espera que su relación con la probabilidad de fracaso sea negativa.

El modelo incorpora cuatro variables adicionales:

- tamaño (*Tam*), medido a través del logaritmo del activo total. Si bien hay evidencia de una relación entre tamaño y fracaso, el signo de la misma no es claro *a priori* (Assadian y Ford, 1997);
- la variación porcentual del activo total en los dos años previos (*Crmto*), dado que el exceso de crecimiento es uno de los factores que más afecta a la salud financiera de la empresa (Chen y Wong, 2004);
- *dummy* con valor 1 para las empresas con una edad inferior a 6 años y 0 en otro caso (*Joven*) (Benito et al., 2004)<sup>4</sup>, cuya relación esperada con la probabilidad de fracaso tampoco está clara (Henderson, 1999); y
- *dummy* con valor 1 para los años posteriores a 2007 y 0 en otro caso (*Crisis*), para controlar por las distintas fases del ciclo económico incluidas en el periodo analizado.

En los modelos de predicción de quiebra los ratios contables suelen medirse entre uno y tres años antes del fracaso (Lizarraga, 1998). Si bien es cierto que cuanto más antiguos los datos, más error puede haber al predecir, también es cierto que el modelo es más útil cuanto antes permita detectar los problemas. Además, como señala Ohlson (1980), es necesario asegurar que los datos utilizados para la predicción sean públicos con anterioridad al fracaso, por lo que es arriesgado usar los datos del año anterior al fracaso. Por estos motivos medimos las variables calculadas con información contable con tres retardos. Además, dado que muchas empresas dejan de presentar información en los años previos a la declaración de concurso, se consigue una muestra de fracaso mayor, y

se evita incluir datos contables elaborados según distintas normas (a partir de 2008 se usa un nuevo Plan General de Contabilidad, lo que puede afectar a la comparabilidad de los datos, como señalan Fito et al., 2010)<sup>5</sup>. La **Tabla 3** muestra los estadísticos descriptivos de las variables. En media, las compañías fracasadas son más grandes, menos rentables, están más endeudadas, presentan menor cobertura de gastos financieros, y tienen mayor ratio existencias sobre ventas.

Tabla 3. **Descriptivos de las variables del modelo para empresas sanas y fracasadas**

VARIABLE	FRACASADAS (FRACASO=1)				SANAS (FRACASO=0)			
	MEDIA	DESV.TÍP.	MIN	MAX	MEDIA	DESV.TÍP.	MIN	MAX
<i>Roal</i>	0,02	0,14	-1,92	0,81	0,06	0,14	-1,94	0,91
<i>End</i>	0,83	0,24	0,00	3,86	0,72	0,30	0,00	3,96
<i>Cob</i>	0,01	0,97	-6,00	64,00	0,04	0,87	-146,50	209,22
<i>Ex_Cn</i>	2,67	24,25	0,00	516,60	1,12	11,43	0,00	516,60
<i>Ac_Pc</i>	1,47	1,14	1,32	7,11	1,88	1,60	0,07	7,11
<i>Tam</i>	7,69	1,45	2,71	11,47	6,87	1,38	2,71	11,48
<i>Crmt</i>	0,07	0,15	-0,39	2,77	0,07	0,15	-0,58	3,62
<i>Joven</i>	0,18	0,39	0,00	1,00	0,15	0,35	0,00	1,00
<i>Crisis</i>	0,82	0,38	0,00	1,00	0,72	0,45	0,00	1,00

### 3.2. Validación de los modelos

Utilizamos muestras de empresas externas del ejercicio 2010 para validar los modelos estimados (Jones, 1987), y calculamos los errores Tipo I y Tipo II que comete cada uno de los modelos. Hay error Tipo I cuando el modelo predice fracaso para una observación en la que no hay fracaso, mientras que un error Tipo II se produce cuando el modelo clasifica una observación no fracasada como fracasada. Lógicamente, el objetivo de todo modelo es minimizar ambos tipos de error.

## 4. RESULTADOS DEL ESTUDIO REALIZADO

### 4.1. Estimación de los modelos

La **Tabla 4** presenta los resultados de la estimación para cada muestra. Además de los coeficientes estimados, que en una regresión logística no tienen una interpretación directa, para cada variable reportamos el *odds ratio* que indica la variación que se produce en la probabilidad de fracaso al pasar del valor que toma dicha variable en el percentil 25 al que toma en el 75. En otras palabras, los *odds*



reportados indican el cambio en la probabilidad de fracaso cuando pasamos de valores bajos a valores altos de esa variable. Si el *odds* ratio es mayor (menor) que 1 la probabilidad de fracaso aumenta (disminuye) al incrementar la variable correspondiente.

Tabla 4. Resultados de las estimaciones

VARIABLE		CONSTRUCCIÓN	INMOBILIARIAS	INDUSTRIA	GENERAL
<b>Constante</b>		-11,0731***	-10,0544***	-7,4920***	-8,4163***
<i>Roal</i>	Coef Odds (Q1-Q3)	0,0013 (1,011)	-0,0024 (0,978)	-0,0224*** (0,855)	-0,0110*** (0,914)
<i>End</i>	Coef Odds (Q1-Q3)	0,0123*** (1,471)	0,0143*** (1,975)	0,0073*** (1,291)	0,0068*** (1,271)
<i>Cob</i>	Coef Odds (Q1-Q3)	-0,1949*** (1,000)	-0,0244*** (1,000)	-0,6708*** (1,000)	-0,0288*** (1,000)
<i>Ex_Cn</i>	Coef Odds (Q1-Q3)	-0,0004 (0,991)	0,0001*** (1,012)	0,0122*** (1,235)	0,00003** (1,001)
<i>Ac_Pc</i>	Coef Odds (Q1-Q3)	-0,0023*** (0,837)	-0,00027 (0,943)	-0,0038*** (0,732)	-0,0029*** (0,749)
<i>Tam</i>	Coef Odds (Q1-Q3)	0,6574*** (2,901)	0,4111*** (2,090)	0,4847*** (2,141)	0,4939*** (2,439)
<i>Crmt</i>	Coef Odds (Q1-Q3)	0,4362*** (1,048)	0,4592** (1,109)	-0,5876 (0,971)	-0,3731** (0,966)
<i>Joven</i>	Coef Odds (Q1-Q3)	0,3902*** (1,477)	0,6797*** (1,973)	0,0670 (1,069)	0,5337*** (1,705)
<i>Crisis</i>	Coef Odds (Q1-Q3)	1,0610*** (2,889)	0,6814*** (1,977)	0,0635 (1,066)	0,3733*** (1,453)
<b>Observaciones</b>		156.665	47.366	66.996	271.027
<b>Fracaso = 1</b>		1.102	341	1.540	2.983
<b>Wald Chi<sup>2</sup></b>		1.332,52***	350,92***	1.227,26***	2.594,43***
<b>Pseudo R<sup>2</sup></b>		9,80%	6,55%	8,54%	6,69%

Se presentan los coeficientes de la estimación del modelo en cada muestra junto con los ratios *odds* que indican la variación que experimenta la probabilidad de fracaso cuando la variable correspondiente pasa del percentil 25 (Q1) al percentil 75 (Q3), manteniendo el resto de variables del modelo constantes; excepto para las variables *Joven* y *Crisis* donde los *odds* indican la variación de la probabilidad de fracaso al pasar de 0 a 1. La significatividad estadística viene indicada por \*\*\*, \*\* y \* para  $p < 0.01$ ,  $p < 0.05$  y  $p < 0.1$  respectivamente.

Los resultados confirman la capacidad de los ratios contables para predecir el fracaso empresarial, aunque dicha capacidad es limitada a juzgar por los reducidos pseudo-R<sup>2</sup>. Sin embargo, se observa que la importancia de los factores considerados para predecir el fracaso difiere entre los tres sectores:

- La rentabilidad (*Roal*) solo está significativamente asociada a la probabilidad de fracaso (con el signo negativo esperado) en la industria. Pasar del grupo con menor a mayor rentabilidad

reduce la probabilidad de fracaso en un 15%.

- El efecto del endeudamiento (*End*) es siempre positivo. Pasar del percentil 25 al 75 incrementa la probabilidad de fracaso un 47% en las empresas constructoras, un 97% en las inmobiliarias y un 29% en las industriales. De forma consistente, el ratio de cobertura de intereses (*Cob*) tiene siempre el signo negativo esperado si bien su efecto marginal es casi nulo.
- El ratio de actividad (*Ex\_cn*) no afecta a la probabilidad de fracaso en el sector construcción mientras que es positivo y significativo, según lo esperado, para las empresas industriales e inmobiliarias. Este resultado no es extraño, dado que el volumen de existencias en estos dos sectores es mucho mayor que en las constructoras.
- Se confirma que la mayor liquidez reduce significativamente la probabilidad de fracaso en el sector de la construcción y en la industria, pero no en el inmobiliario, donde el coeficiente de la variable *Ac\_pc* no es significativo.
- En cuanto al tamaño, la asociación es positiva y muy significativa en los tres sectores. Aunque se han eliminado de la muestra de empresas sanas las más pequeñas, la muestra de fracaso puede estar sesgada hacia las de mayor tamaño y ello podría parcialmente explicar este resultado. Alternativamente, la evidencia presentada es compatible con las teorías que predicen una relación positiva entre tamaño y probabilidad de fracaso, debido a los aspectos negativos asociados a la separación propiedad-control (Assadian y Ford, 1997).
- Finalmente, tanto el crecimiento del activo en los años previos al fracaso (*Crmt0*) como las variables *Joven* y *Crisis* tienen efecto positivo sobre la probabilidad de fracaso en los sectores de construcción e inmobiliario, apuntando en la dirección del sobredimensionamiento de estos sectores en los años de la burbuja inmobiliaria y el pinchazo posterior. Ninguno de estos factores afecta a la probabilidad de fracaso en la industria.

Al incorporar en la estimación los tres sectores de actividad (última columna de la Tabla 4), todos los indicadores tienen el signo esperado y son significativos, excepto el crecimiento del activo. Esta variable, a pesar de no ser significativa en la estimación aislada para la industria, es negativa y significativa en la general, seguramente debido al mayor peso relativo de la muestra de empresas industriales en la muestra total.



#### 4.2. Validación de los modelos

Los resultados expuestos en la **Tabla 5-Panel A** indican que en el sector de construcción la estimación sectorial permite clasificar mejor las empresas fracasadas que la estimación general (menor error tipo I, 22% versus 32%), pero clasifica peor las no fracasadas (mayor error tipo II, 45% versus 33%). Los errores medios cometidos por la estimación sectorial y la estimación general en este sector son prácticamente iguales (33%). Sin embargo, el error total de clasificación es mayor en la estimación específica (45%) que en la general (33%)<sup>7</sup>. No parece por tanto que una estimación específica para el sector de la construcción supere la capacidad de predicción de la quiebra de una estimación general.

Tabla 5. Resultados validación

PANEL A: MUESTRA VALIDACIÓN CONSTRUCCIÓN						
ESTIMACIÓN	FRACASO=1		FRACASO=0		ERROR	
	PREDICE 1 <sup>(1)</sup>	PREDICE 0 <sup>(2)</sup>	PREDICE 1 <sup>(3)</sup>	PREDICE 0 <sup>(4)</sup>	TIPO I	TIPO II
<b>Construcción</b>	560	155	22.822	27.956	22%	45%
<b>General</b>	483	232	16.719	34.059	32%	33%

  

PANEL B: MUESTRA VALIDACIÓN INMOBILIARIO						
ESTIMACIÓN	FRACASO=1		FRACASO=0		ERROR	
	PREDICE 1 <sup>(1)</sup>	PREDICE 0 <sup>(2)</sup>	PREDICE 1 <sup>(3)</sup>	PREDICE 0 <sup>(4)</sup>	TIPO I	TIPO II
<b>Inmobiliario</b>	202	49	8.583	12.545	20%	41%
<b>General</b>	196	55	11.117	10.011	22%	53%

  

PANEL C: MUESTRA VALIDACIÓN INDUSTRIA						
ESTIMACIÓN	FRACASO=1		FRACASO=0		ERROR	
	PREDICE 1 <sup>(1)</sup>	PREDICE 0 <sup>(2)</sup>	PREDICE 1 <sup>(3)</sup>	PREDICE 0 <sup>(4)</sup>	TIPO I	TIPO II
<b>Industria</b>	451	242	7.586	16.469	35%	32%
<b>General</b>	479	214	10.601	13.454	31%	44%

Para la muestra de validación de cada sector se comparan los errores cometidos en la clasificación del modelo estimado en la muestra sectorial correspondiente y en la muestra total. (1) número de observaciones de la muestra de validación en las que se observa fracaso (fracaso=1) que habrían sido clasificadas como fracasadas según cada estimación; (2) número de observaciones de la muestra de validación en las que se observa fracaso (fracaso=1) que habrían sido clasificadas como no fracasadas según cada estimación; (3) número de observaciones de la muestra de validación en las que no se observa fracaso (fracaso=0) que habrían sido clasificadas como fracasadas según cada estimación; y (4) observaciones de la muestra de validación en las que no se observa fracaso (fracaso=0) que habrían sido clasificadas como no fracasadas según cada estimación. El umbral de probabilidad a partir del que se considera que el modelo clasifica una empresa como fracasada es la proporción de empresas fracasadas en la muestra de estimación (0,70%, 2,29% y 0,71% en construcción, industria e inmobiliarias respectivamente, y 1,10% en la general). Además, se presenta la proporción de errores Tipo I (caso 2) y II (caso 3) de cada modelo en la muestra de validación correspondiente.

Sin embargo en el sector inmobiliario la estimación específica sectorial parece más adecuada (**Tabla 5-Panel B**). El error cometido en la clasificación de las empresas fracasadas es similar utilizando cualquiera de las dos estimaciones, pero al utilizar la específica se comete un error tipo II 12 puntos porcentuales inferior al obtenido con la estimación general (41% versus 53%), siendo tanto el error medio como el error total inferior en la estimación específica.

Finalmente, en la muestra de validación de empresas industriales (**Tabla 5-Panel C**), la estimación general produce menores errores tipo I que la específica (31% frente a un 35%), pero más errores tipo II (44% frente a 32%). Así, incorporar empresas constructoras e inmobiliarias en la estimación del modelo parece también ir en detrimento de su capacidad para predecir el fracaso de empresas industriales, y tanto el error medio como el error total son superiores utilizando la estimación general que la específica.

## 5. CONCLUSIONES

Los resultados de este estudio confirman el papel de los indicadores representativos de la situación económico-financiera, así como el tamaño, el crecimiento y la edad de la empresa, en la predicción del fracaso de las empresas españolas constructoras, inmobiliarias e industriales. Si bien la información que facilitan los modelos de predicción del fracaso no debe ser la única herramienta de evaluación del riesgo, los factores identificados pueden constituir una llamada de atención para controlar los riesgos empresariales.

El análisis realizado también sugiere que un modelo de predicción de quiebra no es necesariamente adecuado para todo tipo de empresas, por lo que es importante la selección del modelo apropiado a cada caso. Muchos de los modelos de predicción que se usan de forma generalizada, como el conocido *Z-score* de Altman, se plantearon inicialmente para muestras de empresas de sectores industriales. Los resultados presentados revelan que, utilizar un modelo estimado inicialmente para sectores industriales podría ser adecuado para empresas constructoras, pero no para empresas inmobiliarias. Estos resultados son especialmente relevantes para las entidades financieras, ya que utilizan modelos de predicción de quiebra basados en indicadores económico-financieros como instrumento para la toma de decisiones crediticias. La evidencia presentada también es de interés para otros agentes económicos, y en particular para los directivos de las empresas. En efecto, los modelos de predicción del

fracaso ofrecen señales que posibilitan introducir medidas correctoras para evitar el propio fracaso. Asimismo, al prestar atención a las señales que ofrecen estos modelos se pueden evitar las consecuencias negativas que traería para la empresa el fracaso de otra con la que se mantienen relaciones comerciales y/o financieras.

Concluimos este trabajo con un comentario sobre la escasez de modelos de predicción de quiebra específicos para estos sectores, lo que contrasta con la atención que se ha prestado a otros sectores relacionados. Así en el *Global Industry Classification Standard* (GICS) las empresas inmobiliarias se agrupan con las financieras y de seguros. Sin embargo, los modelos de predicción de quiebra se han centrado en entidades bancarias y no en el sector inmobiliario. Siendo este uno de los sectores de actividad más importantes de la economía española, es interesante avanzar en el desarrollo de modelos de predicción de quiebra específicos para estos sectores.

---

## BIBLIOGRAFÍA

- Altman, E. I. (1968): "Financial ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy", *The Journal of Finance*, Vol. 23, núm. 4, p. 568-609.
- Altman, E.I. (2002): "Corporate Distress Prediction Models in a Turbulent Economic and Basel II Environment", *NYU Working Paper* No. S-CDM-02-11.
- Altman, E. I.; Sabato, G. (2007): "Modelling Credit Risk for SMSs: Evidence from the US Market", *Abacus*, Vol. 43, núm. 3, p. 332-357.
- Assadian, A.; Ford, J.M. (1997): "Determinants of Business Failure: The Role of Firm Size", *Journal of Economics and Finance*, Vol. 22, núm.1, p. 15-23.
- Bellovary J.; Giacomino, D.; Akers, M. (2007): "A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to present", *Journal of Financial Education*, Vol. 33, p. 1-42.
- Benito, A.; Delgado, F.J.; Martínez Pages, J. (2004): "A Synthetic Indicator of Financial Pressure for Spanish Firms", Banco de España, Documentos de Trabajo nº 0411.
- Blanco, A.; Irimia, A.; Oliver, M.D. (2012): "The Prediction of Bankruptcy of Small Firms in the UK using Logistic Regression", *Análisis Financiero*, Vol. 118, p. 32-40.
- Chava, S.; Jarrow, R.A. (2004): "Bankruptcy Prediction with Industry effects", *Review of Finance*, Vol. 8, p. 537-569.
- Chen, R.; Wong, K. (2004): "The Determinants of Financial Health of Asian Insurance Companies", *Journal of Risk and Insurance*, Vol. 71(3), p. 469-499.
- Engelman, B.; Hayden, E.; Tasche, D. (2003): "Measuring the Discriminative Power of Rating Systems", *Discussion Paper* 01/2003, Deutsche Bundesbank Research Center.
- Fernández, A.I. (2004): "La Reforma Concursal: ¿Un Diseño Eficiente?", *Universia Business Review*, Vol. 2, p. 94-103.

- Fernández-de-Guevara, J.; Gill-de-Albornoz, B. (coord.); Giner, B.; Martínez, L. (2010). "Las Empresas del Sector de la Construcción e Inmobiliario en España: Del Boom a la Recesión Económica", *FUNCAS Monografías*. Madrid.
- Fito, M.A.; Gómez, F.; Moyá, S. (2010): "Efectos del nuevo PGC en los estados financieros: El problema de la comparabilidad de los datos", *Universia Business Review*, Vol. 28, p. 136-149.
- Henderson, A.D. (1999): "Firm Strategy and Age Dependence: A Contingent View of the Liabilities of Newness, Adolescence, and Obsolescence", *Administrative Science Quarterly*, Vol. 44, p. 281-314.
- Jones, F. (1987): "Current Techniques in Bankruptcy Prediction", *Journal of Accounting Literature* 6, p. 131-164.
- Keasey, K.; Watson, R. (1987): "Non-financial symptoms and the prediction of small company failure: A test of Argenti's hypotheses", *Journal of Business, Finance and Accounting*, 14(3), p.335-354.
- Lizarraga, F. (1998): "Modelos de previsión del fracaso empresarial: ¿Funciona entre nuestras empresas el modelo de Altman de 1968?", *Revista de Contabilidad*, Vol.1, núm.1, p. 137-164.
- Morningstar (2012): "Corporate Credit Rating Methodology", Disponible en <http://corporate.morningstar.com/US/asp/detail.aspx?xmlfile=276.xml>.
- Ohlson, J.A. (1980): "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy", *Journal of Accounting Research* Vol. 18, núm. 1, p.109-131.
- Platt, H.D.; Platt, M.B. (1991): "A Note in the Use of Industry-Relative Ratios in Bankruptcy Prediction", *Journal of Banking and Finance*, Vol. 15, núm 6., p. 1183-1194.
- Salas, V. (2007): Prólogo "Estadística Concursal. Anuario 2007" dir. Van Hemmen. E.F. Colegio de Registradores de la Propiedad Bienes Inmuebles y Mercantiles de España.
- Standard and Poor's Corporation (1982): "Credit Overview: Corporate and International Ratings", New York.
- Zavgren, C. (1983): "The Prediction of Corporate Failure: The State of Art", *Journal of Accounting Literature*, Vol. 2, p. 1-38.

## NOTAS

\* Agradecimiento: Belén Gill de Albornoz agradece la financiación del Ministerio de Ciencia y Tecnología, proyecto ECO2010-19314.

1. Autor de contacto: Facultat d'Economia; Universitat de Valencia; Avda dels Tarongers s/n.; 46071 Valencia; España.
2. Según la Ley Concursal (22/2003), *la declaración de concurso se produce por la insolvencia del deudor, ya sea actual o inminente. Se encuentra en insolvencia el deudor que no puede cumplir regularmente sus obligaciones exigibles*. Esta ley, según Fernández (2004), es un mecanismo clave para resolver las situaciones de fracaso empresarial.
3. Según Zavgren (1983), utilizar muchos indicadores para maximizar el éxito predictivo genera modelos sobre-especificados, cuya elevada capacidad predictiva se deriva de relaciones estadísticas espurias en la muestra de estimación. Esto explica su escaso poder clasificatorio al ser aplicados en otras muestras, y que en ocasiones los coeficientes estimados de algunos ratios carezcan de interpretación económica.
4. Los resultados no son sensibles a definiciones alternativas, menor de 5 y de 7 años.
5. Los resultados son consistentes si los ratios se miden dos años antes del fracaso.
6. Las medidas del poder explicativo reportadas en otros trabajos suelen ser bajas, sugiriendo que se omiten factores relevantes que explican el fracaso. La literatura ha evidenciado que la incorporación de variables cualitativas, como las características de los directivos, mejora la capacidad explicativa (Keasey y Watson, 1987), pero la disponibilidad de este tipo de información es generalmente muy limitada.
7. El error medio de clasificación es la media aritmética de los tipo I y II, mientras que el error total se obtiene de dividir el número de empresas (fracasadas y no fracasadas) mal clasificadas por el total de empresas.

