

Un análisis de los modelos contables y de mercado en la evaluación del riesgo de crédito: aplicación al mercado bursátil español¹

Reyes Samaniego Medina • Antonio Trujillo Ponce • José Luis Martín Marín
Universidad Pablo de Olavide

RECIBIDO: 16 de marzo de 2006

ACEPTADO: 16 de noviembre de 2006

Resumen: El uso de modelos de "credit scoring" ha sido ampliamente documentado por la literatura financiera. La mayoría de éstos obtienen la información de los estados financieros (balance y cuenta de pérdidas y ganancias) de la empresa, si bien cada vez es más usual la existencia de modelos que emplean datos extraídos de los mercados de capitales.

En este artículo se analizan las diferencias en la calificación crediticia derivadas del empleo de un modelo de credit scoring de carácter contable y otro de tipo estructural. La muestra utilizada incluye 105 empresas cotizadas en el Mercado Continuo español a 31 de diciembre de 2004.

Hemos observado que ambos modelos proporcionan similares resultados en la mayoría de sectores analizados. No obstante, se encuentran discrepancias particularmente relevantes en el sector tecnológico y en el sector inmobiliario.

Palabras clave: Riesgo de crédito / Análisis discriminante / Modelos estructurales / Valoración de opciones / Probabilidad de impago.

Using Market Values Versus Accounting Data in Credit Risk Models: A Comparative Analysis

Abstract: The use of credit scoring models has been fully documented in the financial literature. Most of these models incorporate information from the financial statements (balance sheet and profit and loss account) of the company, although it is increasingly common to find models that employ data extracted from the capital markets.

The aim of this paper is to analyze the differences in the credit rating derived from the employment of two types of model, a credit scoring model of accounting character and another of the structural type. The sample utilised comprises 105 companies quoted on the Spanish continuous market on 31 December 2004.

We have observed that both models provide similar results in the majority of sectors analysed. However, particularly relevant discrepancies are found in the technology and property sectors.

Key Words: Credit risk / Discriminant analysis / Structural models / Option pricing theory / Default probability.

INTRODUCCIÓN

En junio de 2004, el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, publicó el documento *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: a Revised Framework*, comúnmente denominado Acuerdo de Basilea II. La inspiración teórica de este nuevo Acuerdo de Capital, que sustituirá al actualmente en vigor, de 1988, es la búsqueda de la convergencia entre capital económico y regulatorio. En este sentido, uno de los aspectos más favorables del nuevo Acuerdo es la utilización decidida de mejores y más sofisticados sistemas de medición del riesgo de crédito, permitiendo e incentivando a las entidades financieras a desarrollar sus propios modelos y emplearlos en la determinación del capital bancario.

Sin lugar a dudas, una pieza clave en la determinación del capital económico la constituye la estimación de la probabilidad de impago, lo que ha supuesto la necesidad de buscar diferen-

tes alternativas para medir la tasa de insolvencia de un eventual prestatario.

La literatura financiera ha establecido, en principio, tres formas de determinar tal tasa de impago (Trujillo, 2002): utilizar la experiencia histórica de fallidos derivada de sistemas de *rating* internos, basados en la clientela, propia o compartida, de la entidad financiera; asociar el sistema de *rating* del banco con la probabilidad de impago derivada de la experiencia histórica de alguna de las agencias de calificación; o finalmente, emplear algún modelo estadístico o financiero para, a partir del conocimiento de una serie de datos de fácil acceso para el analista, derivar la probabilidad de impago de forma individualizada para cada activo, sin necesidad de vincularla a categorías de riesgo discretas.

El empleo de modelos de *credit scoring* ha sido ampliamente documentado por la literatura financiera desde que, en 1966, Beaver publicara su pionero trabajo "Financial ratios as Predictors of Failure", que sirvió de referencia para poste-

riores investigaciones. El principal problema del modelo desarrollado por Beaver consistía en su carácter univariante; es decir, sólo podemos clasificar las empresas “ratio a ratio”, existiendo la posibilidad de que una determinada compañía sea clasificada de forma distinta por dos ratios.

El status de una empresa es multidimensional y ningún ratio individualmente considerado es capaz de capturar esa dimensión; de ahí que sean muchos los autores que aboguen por un análisis multivariante, donde se intenta integrar todas las variables relevantes que contribuyen al éxito o fracaso de una compañía y se ofrece de forma sistemática un único diagnóstico o valoración global sobre la solvencia de la misma.

Los métodos de análisis multivariante de carácter contable construyen una función que ofrece como resultado, a partir de la ponderación de varios indicadores, principalmente una serie de ratios extraídos de los estados financieros del cliente, una puntuación o una probabilidad de fracaso de la actividad empresarial.

Desde Altman (1968), con su conocido modelo Zeta, son numerosos los investigadores que han aplicado algunas de las técnicas de carácter multivariante en un intento por determinar la probabilidad de fallido de un eventual prestatario. Los modelos más utilizados incluyen el análisis de regresión múltiple, el análisis discriminante, los modelos de regresión cualitativa (probit y logit) y los más actuales modelos de redes neuronales, entre otros.

Son varios los autores (véase, por ejemplo, Vassalou y Xing (2004)) que señalan entre los inconvenientes más importantes de este tipo de modelos “contables” que la información que toman como *input* es de carácter histórico. Por otro lado, estos no tienen en cuenta la volatilidad del activo de la empresa en su estimación del riesgo de impago, lo que implicaría que dos compañías con similares ratios financieros, pero diferentes volatilidades de sus activos, tuvieran parecidas probabilidades de impago.

Sin embargo, a pesar de los inconvenientes reseñados, tales modelos alcanzan un grado considerable de acierto en sus predicciones.

Más reciente es el empleo de datos extraídos de los mercados de capitales, donde se negocian las acciones o los bonos emitidos por las empre-

sas en cuestión, en la estimación de la probabilidad de impago de un prestatario. En teoría, al incorporar las expectativas de los inversores acerca del desarrollo a corto plazo de la empresa, les debería proporcionar una ventaja de partida respecto a los modelos de carácter contable para determinar la probabilidad de insolvencia en el futuro.

Entre los modelos que utilizan datos de mercado, debemos destacar aquellos cuya inspiración teórica la constituye el modelo de Merton (1974), según el cual el impago es una variable endógena relacionada con la estructura de capital de la compañía, produciéndose éste en el caso de que el valor de los activos de la firma se sitúe por debajo de un cierto nivel crítico, relacionado con la deuda pendiente de pago. De ahí el nombre de modelos estructurales, como se les conoce.

Merton considera que la posición de los accionistas puede asimilarse a la compra, por parte de éstos, de una opción *call* sobre los activos de la compañía cuyo precio de ejercicio, a partir del cual ejercerán su opción de compra, es igual a la deuda pendiente de pago en el horizonte temporal definido. De esta forma, fue el primero en demostrar que la opción de impago de una firma puede modelizarse de acuerdo con los supuestos de Black y Scholes (1973).

Así, si la empresa cotiza en algún mercado organizado, podemos utilizar la teoría de valoración de opciones para derivar tanto el valor de mercado como la volatilidad del activo, a partir del conocimiento del valor de las acciones que componen el capital propio de la empresa analizada y su volatilidad. Este proceso puede asimilarse al utilizado por los inversores en la determinación de la volatilidad implícita de una opción a partir de la prima.

Una vez conocido el valor de mercado de la empresa y el de la deuda pendiente de pago en un horizonte temporal definido, debería ser fácil obtener la probabilidad de que una empresa quiebre en un momento dado de tiempo.

La restricción más importante del modelo de Merton es que asume que el pasivo de una empresa está compuesto por una única emisión de bonos y que la insolvencia de la misma puede producirse sólo al vencimiento de tal obligación.

Ello impediría, en principio, determinar la probabilidad de impago para un horizonte temporal inferior al vencimiento de la deuda. Esta hipótesis se relaja en trabajos posteriores, como el de Black y Cox (1976) o el más reciente de Zhou (1997). En ambos trabajos se puede considerar el impago antes del vencimiento de la deuda, por ejemplo, en el caso de que el valor de los activos alcance un cierto límite inferior. A estos enfoques se les conoce con el nombre de modelos “de primer paso” o *first-passage models*.

Geske (1977) propone una generalización del modelo de Merton usando la idea de que si una acción es una opción sobre los activos de la empresa, entonces una opción sobre una acción es una opción sobre otra, es decir, un activo derivado compuesto. De esta forma, se pueden incluir múltiples tipos de deuda con diferentes plazos de vencimiento.

Leland (1994, 1998), Anderson *et al.* (1996) y Mella-Barral y Perraudin (1997) extienden los modelos de Merton y Geske para tener en cuenta la posibilidad de renegociar la deuda y la presencia de costes de agencia y de quiebra. En un trabajo reciente, Forte y Peña (2002) introducen el concepto de contrato de refinanciación, que permite el pago de la deuda con emisión de nuevas obligaciones.

Por último, un enfoque, más moderno, para determinar la probabilidad de fallido engloba a los denominados modelos de forma reducida. Bajo este enfoque, la probabilidad de impago se extrae de la prima de riesgo crediticio, determinada a través de los precios de mercado de los bonos negociados en los mercados financieros. Entre los estudios de este tipo cabe destacar los de Litterman e Iben (1991), Jarrow y Turnbull (1995) o Duffie y Singleton (1999), entre otros.

Este enfoque, no obstante, se encuentra con una serie de problemas. En primer lugar, es difícil separar, sin hipótesis adicionales, que parte de la prima de riesgo crediticio corresponde a la probabilidad de fallido y que parte a la tasa de recuperación. A ello habría que añadir que autores como Elton *et al.* (2001) o Delianedis y Geske (2001) han encontrado que los componentes asociados al riesgo de fallido explican una proporción muy pequeña de la prima, atribuyéndole a factores asociados a efectos fiscales y de riesgo

sistemático una parte importante de la misma. En cualquier caso, el número de empresas que negocian sus bonos en mercados organizados es sensiblemente inferior al de las empresas que cotizan sus acciones en tales mercados.

Aunque existe abundante literatura sobre la aplicación empírica de modelos de impago que utilizan ratios extraídos de estados financieros, apenas existe evidencia práctica de modelos de *credit scoring* que usen datos de mercado, en concreto, precios de acciones.

El objetivo del trabajo que presentamos consiste en analizar las diferencias en la calificación crediticia derivadas del empleo de un modelo de *credit scoring* de carácter contable y otro de tipo estructural, donde la probabilidad de impago toma como base de análisis los precios de las acciones cotizadas. La muestra empleada incluye 105 empresas cotizadas en el Mercado Continuo español a 31 de diciembre de 2004. Hemos eliminado del estudio las empresas del sector de servicios financieros debido a sus particularidades.

Así, en el apartado dos se presentan los resultados de la aplicación empírica a nuestra muestra de empresas de un modelo contable de evaluación del riesgo. En el epígrafe siguiente, se analiza el modelo de Merton (1974), fundamento teórico de los modelos estructurales. Asimismo, se recogen los resultados de su aplicación a las compañías seleccionadas. En el epígrafe cuarto, analizaremos las diferencias, por sector de actividad, de las calificaciones crediticias obtenidas mediante la aplicación de los modelos antes reseñados. En el apartado quinto establecemos una recta de regresión entre ambas variables y finalmente, en el epígrafe seis, se establecen una serie de conclusiones.

MODELOS DE EVALUACIÓN CONTABLE DEL RIESGO DE INSOLVENCIA

En los últimos años se han desarrollado gran variedad de técnicas, la mayoría de ellas de carácter estadístico, para la evaluación del riesgo de insolvencia a partir de una serie de ratios extraídos de los estados financieros de la empresa. A pesar de esta enorme variedad, es el análisis discriminante el que sigue gozando de mayor

popularidad. Éste puede ser descrito como una técnica multivariante que asigna una puntuación (*score*) a cada empresa, utilizando una combinación lineal de variables independientes.

En el caso de que se trate de discriminar entre grupos de empresas sanas y fallidas, se establece un punto de corte (*cutoff score*), de tal forma que las empresas con una puntuación por debajo de éste se espera que “fallen”, mientras que aquellas que obtengan una calificación por encima del punto de corte, se espera que resulten viables o, dicho de otra forma, hagan frente al compromiso de pago que adquirieron al concertar el crédito con la entidad financiera.

En el modelo de análisis discriminante, las ponderaciones que se asignan a las variables independientes son aquellas que hacen máxima la diferencia entre las varianzas de ambos grupos a la vez que minimizan la dispersión dentro de cada grupo. Nos interesa encontrar la función que maximice el cociente entre la variabilidad entre grupos y la variabilidad dentro de grupos. De esta manera, la función debe tener el máximo poder posible de discriminación de los grupos.

El primero en usar este tipo de técnicas aplicada a la predicción de la quiebra empresarial fue Altman (1968), con su famoso modelo Zeta, aunque dicho enfoque ha sido utilizado en gran número de disciplinas desde su primera aplicación en los años treinta.

La función Zeta inicial de Altman quedaba establecida como:

$$Z = 0,012 \cdot X_1 + 0,014 \cdot X_2 + 0,033 \cdot X_3 + 0,006 \cdot X_4 + 0,999 \cdot X_5 \quad [1]$$

donde X_1 = Capital Circulante/Activo total; X_2 = Reservas/Activo total; X_3 = BAIT/Activo total; X_4 = Valor de mercado de los capitales propios/Pasivo exigible; X_5 = Ventas/Activo total.

Las tasas de error fueron pequeñas para los dos años anteriores al “fallido” empresarial, pero bastante altas para los años tercero, cuarto y quinto anteriores al evento. Actualmente, el análisis discriminante es, con diferencia, la técnica más popular en los estudios de predicción del fracaso empresarial.

Dicho modelo inicial fue modificado en etapas posteriores con objeto de poder ser aplicado

a todo tipo de empresas, cotizasen o no en mercados organizados, así como a empresas no manufactureras. En consecuencia, se sustituyó el valor de mercado de los capitales propios por su valor contable en X_4 y se eliminó de la función el ratio Ventas/Activo total, variable más sensible al sector de actividad. Los coeficientes fueron recalculados.

La función Zeta revisada (Z'') por Altman, Hartzell y Peck (1995) tomaba la siguiente forma:

$$Z'' = 3,25 + 6,56 \cdot X_1 + 3,26 \cdot X_2 + 6,72 \cdot X_3 + 1,05 \cdot X_4 \quad [2]$$

siendo X_1 = Capital Circulante/Activo total; X_2 = Reservas/Activo total; X_3 = BAIT/Activo total; X_4 = Valor contable de los capitales propios/Pasivo exigible.

El término constante (3,25) en el modelo permite estandarizar el análisis, de manera que una calificación equivalente a quiebra (rating D) es consistente con una puntuación menor o igual que cero. Dicho modelo es el recomendado por los autores en análisis crediticios en mercados emergentes, si bien, en general, también se aconseja su uso cuando la muestra esté constituida por empresas no estadounidenses.

Precisamente fueron estas dos últimas características de la función [2] (variables extraídas únicamente de estados contables y aplicabilidad a todos los sectores), aparte de su reconocida notoriedad en la literatura de carácter financiero, las que nos hicieron optar por la misma a la hora de llevar a cabo el análisis crediticio “de carácter contable”.

El mayor porcentaje de acierto de los modelos lineales discriminantes es un fuerte argumento para su uso, a pesar de la violación de una serie de premisas estadísticas (principalmente normalidad e igualdad de las matrices de varianzas-covarianzas). De hecho, si realizar una clasificación entre varios grupos es el único objetivo de la construcción de un modelo, este argumento tiene validez. Altman y Spivack (1983) encontraron que las puntuaciones alcanzadas con el modelo discriminante proporcionaron clasificaciones muy correlacionadas con los ratings de bonos de Standard Poor's. Sin embargo, la técnica discriminante también nos proporciona la

probabilidad de quiebra de cada empresa observada, asumiendo que la puntuación obtenida se distribuye normalmente. En tal caso, son varios los autores (véase, al respecto, Press y Wilson (1978) u Ohlson (1980)) que afirman que dichas probabilidades pueden ser erróneas en el caso de que las hipótesis de normalidad y de igualdad de las matrices de varianzas-covarianzas sean infringidas.

Puesto que nuestro objetivo no es tanto obtener una medida exacta de la probabilidad de insolvencia como llevar a cabo una tarea de clasificación, cabría esperar que tales restricciones de tipo estadístico no desvirtuasen los resultados obtenidos. En cualquier caso, es de suponer que cuánto mayores sean las puntuaciones alcanzadas por las compañías de la muestra, menores serán las probabilidades, teóricas o empíricas, de impago.

Para la aplicación empírica de la función Z'' de Altman et al. hemos empleado los estados financieros auditados correspondientes al ejercicio 2004 de 105 empresas que cotizan en el Mercado Continuo español. Los resultados obtenidos se recogen como anexo 1.

La relación entre la puntuación ofrecida por el modelo y su calificación equivalente según Standard & Poor's aparece en la tabla 1. Dicha equivalencia se ha derivado de una muestra de algo más de 750 empresas estadounidenses con deuda calificada por alguna de las agencias de *rating* durante 1994.

Tabla 1.- Correspondencia entre la puntuación del modelo Z'' y el *rating* de Standard & Poor's

Z'' -puntuación	<i>Rating</i> equivalente
8,15	AAA
7,60	AA+
7,30	AA
7,00	AA-
6,85	A+
6,65	A
6,40	A-
6,25	BBB+
5,85	BBB
5,65	BBB-
5,25	BB+
4,95	BB
4,75	BB-
4,50	B+
4,15	B
3,75	B-
3,20	CCC+
2,50	CCC
1,75	CCC-
0,00	D

FUENTE: In-Depth Data Corporation (en Altman, 1996).

LOS MODELOS ESTRUCTURALES

En este apartado estimaremos las probabilidades de impago a un año vista, a 31 de diciembre de 2004, de nuestra muestra de empresas, mediante la aplicación de la teoría de opciones. A diferencia de los modelos contables, los modelos de tipo estructural utilizan el valor de mercado de los recursos propios como fuente principal del análisis. El procedimiento que seguiremos será similar al empleado por la empresa KMV, cuya base teórica la constituye el modelo de Merton (1974).

La aplicación empírica de este tipo de modelos es relativamente reciente, siendo en estos últimos años cuando están empezando a alcanzar cierta popularidad. De los modelos que actualmente se están desarrollando en esta área de análisis destaca el desarrollado por la empresa KMV Corporation, recientemente adquirida por Moody's.

Merton (1974) considera las acciones de la empresa como una opción europea de compra sobre sus activos, cuyo precio de ejercicio es el valor contable de la deuda pendiente de pago en el horizonte temporal definido.

Trataremos, a continuación, de exponer brevemente las bases del modelo. Supongamos, para ello, una empresa apalancada que ha realizado una única emisión de deuda, consistente en bonos cupón cero que vencen en T . Dicha empresa no paga dividendos. Asumimos además que los mercados son perfectos y no hay fricciones, tales como impuestos o costes de quiebra.

En este caso, el valor del capital propio (acciones), E , en el momento T del vencimiento de la deuda es:

$$E_T = \max(V_T - D, 0) \quad [3]$$

donde V_T es el valor de los activos de la empresa y D (precio de ejercicio) es el valor nominal de la deuda que vence en T . Nótese que [3] representa el pago de una opción *call* de tipo europeo cuyo subyacente es el valor de la empresa. Por tanto, podemos emplear la formulación de Black y Scholes (1973) para obtener la probabilidad de que la empresa quiebre en un momento dado de tiempo.

Si asumimos las hipótesis habituales del modelo Black-Scholes-Merton (lognormalidad del subyacente, volatilidad y tipos de interés constantes, contratación continua y mercados perfectos) podemos relacionar el valor de las acciones hoy, E_0 , con el valor de sus activos, V_0 , y la volatilidad de la rentabilidad de los mismos, σ_V , usando las conocidas expresiones del modelo:

$$E_0 = V_0 N(d_1) - D e^{-rT} N(d_2)$$

$$d_1 = \frac{\ln(V_0 / D) + (r + \sigma_V^2 / 2)T}{\sigma_V \sqrt{T}} \quad [4]$$

$$d_2 = \frac{\ln(V_0 / D) + (r - \sigma_V^2 / 2)T}{\sigma_V \sqrt{T}} = d_1 - \sigma_V \sqrt{T}$$

donde N es la función de distribución de una Normal estándar, r el tipo de interés libre de riesgo en términos continuos y las demás variables ya han sido definidas.

Obsérvese que el modelo tiene dos incógnitas, V_0 y σ_V . Para estimar estos parámetros, necesitamos una ecuación adicional que relacione la volatilidad de la opción con la del subyacente:

$$\sigma_E = \frac{V_0}{E_0} \frac{\partial E}{\partial V} \sigma_V \quad [5]$$

Esta última derivada parcial, $\partial E / \partial V$ es, simplemente, la delta de una opción *call*, $\Delta = N(d_1)$, que tiene como subyacente los activos de la empresa.

Esta ecuación, conjuntamente con las anteriores, recogidas en [4], permite determinar V_0 y σ_V mediante un algoritmo numérico usando los valores de E_0 y σ_E , variables de fácil cuantificación en empresas cotizadas.

En este modelo, la probabilidad riesgo neutral de que el valor de la empresa sea superior al valor de la deuda en la fecha T , es decir $V_T \geq D$, es $N(d_2)$. Por tanto, la probabilidad riesgo neutral de que la deuda resulte impagada en T determinada en cualquier momento t es:

$$q_i(T) = 1 - N(d_2) = N(-d_2) \quad [6]$$

Esta probabilidad de fallido neutral al riesgo, es la “prevista” por el mercado y puede considerarse como la frecuencia esperada de fallido condicional al valor actual de la empresa, a su apalancamiento, volatilidad, estructura de deuda y tipo libre de riesgo.

También puede calcularse la probabilidad “natural” de fallido, pero para ello hace falta disponer de la tasa esperada de crecimiento de la empresa, μ . En este caso, la probabilidad que buscamos es:

$$p_i(T) = N \left[- \frac{\ln(V_t / D) + \left(\mu - \frac{\sigma_V^2}{2} \right) (T - t)}{\sigma_V \sqrt{T - t}} \right] \quad [7]$$

resultado de sustituir el tipo libre de riesgo por la tasa esperada de crecimiento del activo en la ecuación [6].

En nuestro caso $t = 0 = 31/12/04$ y $T = 1 = 31/12/05$. Aunque el modelo de Merton asume que la insolvencia únicamente puede producirse al vencimiento de la deuda, en la práctica esta limitación suele superarse suponiendo que el pasivo puede resultar fallido al final de cualquier horizonte temporal dado. En este caso, a un año vista.

Obsérvese como la ecuación que utilizaremos incorpora la tasa de crecimiento de la empresa, μ , en lugar del tipo libre de riesgo, r . Con ello, obtenemos una probabilidad “natural” de fallido, diferente de la probabilidad riesgo neutral recogida en [6].

La determinación de la tasa de crecimiento del activo no es una tarea sencilla. Du y Suo (2003) utilizan la variación media de los valores del activo durante los doce meses anteriores al momento de la estimación de la probabilidad de impago. En nuestro caso, hemos optado por emplear como *proxy* la tasa de crecimiento del PIB español que, para 2005, se estimaba en torno al 3%. En cualquier caso, dicha variable parece tener escaso poder discriminante en el impago de una firma (Crosbie y Bohn, 2003).

Puesto que queremos determinar la probabilidad de insolvencia a un año vista, asumiremos

que la deuda resulta exigible dentro de un año por una cuantía igual al pasivo circulante más la mitad de la deuda a largo plazo. Si bien estamos determinando la probabilidad de impago a un año vista, la inclusión de parte de la deuda a largo es habitual en los estudios sobre el tema. KMV argumenta que se observa empíricamente que la insolvencia suele producirse antes de que el valor de la empresa descienda por debajo del pasivo circulante. En el mismo sentido se pronuncian Du y Sou (2003) y Vassalou y Xing (2004). Todos ellos añaden a la deuda a corto el 50% de la deuda a largo plazo. De nuevo, tales datos han sido extraídos de los estados financieros que periódicamente han de suministrar las diferentes compañías cotizadas en el mercado continuo español.

Finalmente, respecto al cálculo de los valores del activo, V_0 , y sus volatilidades, σ_V , estos han sido estimados a través de las expresiones [4] y [5] mediante un algoritmo numérico, usando el valor de las acciones, E_0 , durante el mes de diciembre de 2004 y sus volatilidades diarias anualizadas durante dicho año, σ_E . Aunque queremos determinar la probabilidad de impago de la compañía a 31/12/2004, nos pareció más adecuado emplear el valor medio de sus acciones durante el mes de diciembre, en lugar de referirlo al último día de negociación, tratando de evitar con ello posibles anomalías de mercado.

Una vez estimada la probabilidad de impago de la firma mediante la ecuación [7], es fácil cuantificar la distancia a la insolvencia (DD) de la misma a través de la expresión (Vassalou y Xing, 2004):

$$DD_t = \frac{\ln(V_t / D) + \left(\mu - \frac{\sigma_V^2}{2} \right) (T - t)}{\sigma_V \sqrt{T - t}} \quad [8]$$

La insolvencia se producirá cuando el ratio valor de los activos/deuda sea inferior a la unidad o, lo que es lo mismo, su logaritmo sea negativo. La ecuación anterior nos indica cuántas desviaciones típicas es necesario que disminuya el logaritmo del ratio valor del activo/deuda respecto a su media para que se produzca una situación de impago. Cuánto mayor sea la distancia a

la insolvencia de una empresa menor será su probabilidad de impago, y viceversa, relacionándose ambas a través de la ecuación [9]:

$$p_t(T) = N(-DD) = N \left[- \frac{\ln(V_t / D) + \left(\mu - \frac{\sigma_V^2}{2} \right) (T - t)}{\sigma_V \sqrt{T - t}} \right] \quad [9]$$

Hemos asumido que los valores futuros del activo siguen una función de distribución de tipo Normal. No obstante, en la práctica, dicha función de probabilidad es difícil de contrastar. Una posible solución consistiría en analizar la relación entre la distancia a la insolvencia y la probabilidad de impago sobre una serie histórica de fallidos, generando una tabla de frecuencias para relacionar ambas variables, tal como hace KMV. Se conseguiría así una probabilidad “empírica” cuya cuantía puede diferir significativamente de la teórica anteriormente referida, si bien cabría esperar que ambas estuviesen fuertemente correlacionadas.

En el anexo 2 aparecen recogidos los resultados del cálculo de la distancia a la insolvencia de las 105 empresas seleccionadas.

ANÁLISIS COMPARATIVO

En este apartado analizaremos la diferente ordenación, según puntuación crediticia, que proporcionan la función Z' y el modelo de Merton para nuestra muestra de empresas. Con este objetivo, hemos procedido a agrupar las mismas mediante la clasificación sectorial empleada por Bolsa de Madrid.

Conviene advertir que los resultados numéricos proporcionados por ambas funciones no son comparables si bien, en ambos casos, cabe esperar que cuánto mayor sea la puntuación obtenida (Z' - *Score* o *Distance to Default*) mejor sea la calidad crediticia o solvencia de la compañía y viceversa. Ello nos permitirá extraer las pertinentes conclusiones.

A) SECTOR PETRÓLEO Y ENERGÍA

Tabla 2.- Comparación entre puntuaciones crediticias para el sector petróleo y energía

	Z''-puntuación (Altman <i>et al.</i>)		Distancia a la Insolvencia (Merton)
Repsol YPF	7,37	Gas Natural	17,02
Cepsa	7,20	Iberdrola	15,22
Gas Natural	7,18	Repsol YPF	14,16
Ag. Barna	6,58	Cepsa	11,97
Iberdrola	5,67	Ag. Barna	11,68
Unión Fenosa	5,08	R.E.E.	11,68
Endesa	4,60	Endesa	10,20
Enagas	4,49	Enagas	9,48
R.E.E.	4,14	Unión Fenosa	8,41

De la observación de la tabla anterior se deduce que la ordenación proporcionada por ambos modelos es, en términos generales, bastante similar. Endesa, Enagas, Red Eléctrica Española y Unión Fenosa obtienen los peores resultados. Según la correspondencia entre puntuaciones y *rating* de bonos, establecida por Altman en la tabla 1, todas las emisiones de deuda de dichas compañías pertenecerían al grado especulativo. En el otro extremo, Repsol YPF y Gas Natural se sitúan entre las mejor puntuadas, ambas pertenecientes al grado de inversión.

Las mayores diferencias se encuentran en Iberdrola y Cepsa.

B) SECTOR MATERIALES BÁSICOS, INDUSTRIA Y CONSTRUCCIÓN

Tabla 3.- Comparación entre puntuaciones crediticias para el subsector minerales, metales y transformación

	Z''-puntuación (Altman <i>et al.</i>)		Distancia a la Insolvencia (Merton)
Acerinox	9,47	Tubacex	12,03
Arcelor	9,20	Acerinox	11,72
Tubacex	8,75	Hullas Coto	9,61
Hullas Coto	7,81	Arcelor	8,64
Lingotes Esp.	5,80	Cie Automot.	8,40
Cie Automot.	5,12	Lingotes Esp.	6,23
Tubos Reuni.	5,10	Tubos Reuni.	5,91
Esp. del Zinc	- 4,34	Esp. del Zinc	4,64

De nuevo, existen grandes similitudes en las clasificaciones obtenidas. Tanto la función Z'' de Altman *et al.* como el modelo de Merton sitúan a Acerinox, Arcelor, Hullas Coto y Tubacex entre las mejores del sector, ambas dentro del grado de inversión (véase tabla 1). Española del Zinc obtiene una puntuación Z'' negativa, lo que la situaría en situación de impago. También alcanza la peor distancia a la insolvencia según el

modelo estructural, 4,64 veces su desviación típica.

Tabla 4.- Comparación entre puntuaciones crediticias para el subsector bienes de equipo

	Z''-puntuación (Altman <i>et al.</i>)		Distancia a la Insolvencia (Merton)
Gamesa	12,59	Zardoya Otis	15,89
Nico. Correa	7,87	Gamesa	14,57
Zardoya Otis	7,32	Azkoyen	9,17
Mecalux	6,41	Aux. Ferrocarr.	7,16
Aux. Ferrocarr.	5,72	Elecnor	6,71
Elecnor	5,08	D. Felguera	6,50
D. Felguera	4,35	Nico. Correa	6,15
Azkoyen	3,36	Mecalux	5,25

Gamesa y Zardoya Otis consiguen buenos resultados en ambas funciones. No obstante, existen diferencias en la clasificación obtenida por Mecalux, Nico. Correa y Azkoyen.

Tabla 5.- Comparación entre puntuaciones crediticias para el subsector construcción

	Z''-puntuación (Altman <i>et al.</i>)		Distancia a la Insolvencia (Merton)
Acciona	7,29	Sacyr Valle.	12,39
Ferrovial	4,63	FCC	12,27
Sacyr Valle.	4,57	ACS	11,88
OHL	4,05	Acciona	10,32
FCC	4,37	Ferrovial	9,67
ACS	3,49	OHL	6,18

En el sector de la construcción, a diferencia de los anteriores, la clasificación dada por los modelos difiere significativamente. Además, si exceptuamos Acciona, las puntuaciones obtenidas por la función Z'' lo sitúan entre los peores sectores a nivel de solvencia. No ocurre así con el modelo de Merton.

Tabla 6.- Comparación entre puntuaciones crediticias para el subsector materiales de construcción

	Z''-puntuación (Altman <i>et al.</i>)		Distancia a la Insolvencia (Merton)
Cem. Port. Val.	18,70	Cem. Port. Val.	16,67
Uralita	6,50	Uralita	4,28
Ta. Fibras	4,59	Ta. Fibras	4,20

Tabla 7.- Comparación entre puntuaciones crediticias para el subsector industria química

	Z''-puntuación (Altman <i>et al.</i>)		Distancia a la Insolvencia (Merton)
Ercros	28,79	Ercros	8,09
La Seda Bar.	2,48	La Seda Bar.	5,03

Tabla 8.- Comparación entre puntuaciones crediticias para el subsector ingeniería y otros

	Z''-puntuación (Altman <i>et al.</i>)		Distancia a la Insolvencia (Merton)
Abengoa	7,37	Befesa	7,57
Befesa	4,66	Abengoa	6,81

Tabla 9.- Comparación entre puntuaciones crediticias para el subsector aeroespacial

	Z''-puntuación (Altman <i>et al.</i>)		Distancia a la Insolvencia (Merton)
EADS	7,63	EADS	5,51

Las ordenaciones de los subsectores materiales de construcción e industria química son idénticas. Cabe señalar que Tableros de Fibras estaría encuadrada dentro de una *rating* CCC según la equivalencia proporcionada por Altman; todo lo contrario que Ercros, cuya puntuación Z'' la sitúa entre las mejores del mercado continuo, en lo que a solvencia se refiere.

C) SECTOR BIENES DE CONSUMO

Tabla 10.- Comparación entre puntuaciones crediticias para el subsector alimentación y bebidas

	Z''-puntuación (Altman <i>et al.</i>)		Distancia a la Insolvencia (Merton)
Barón de Ley	11,65	Barón de Ley	21,08
C.V.N.E.	10,03	Viscofan	15,62
Viscofan	10,03	Ebro Puleva	13,79
Aldeasa	9,23	Sos Cuetara	13,56
Natra	8,06	Campofrío	11,00
Bo. Riojanas	7,21	Natra	10,54
Ebro Puleva	7,04	Pescanova	9,09
Campofrío	6,89	Aldeasa	8,66
Paternina	6,38	C.V.N.E.	7,47
Pescanova	5,64	Bo. Riojanas	7,18
Sos Cuetara	4,86	Paternina	4,31

Salvo Barón de Ley, que obtiene los mejores resultados, es difícil encontrar similitudes para el resto de empresas.

Tabla 11.- Comparación entre puntuaciones crediticias para el subsector textil, vestido y calzado

	Z''-puntuación (Altman <i>et al.</i>)		Distancia a la Insolvencia (Merton)
Adolfo Dguez.	14,03	Inditex	14,78
Inditex	8,33	Adolfo Dguez.	11,33
Cortefiel	7,41	Tavex Algod.	8,82
Dogi	6,29	Cortefiel	8,20
Tavex Algod.	5,40	Dogi	4,68
Sniace	2,35	Sniace	3,54

Tanto Inditex como Adolfo Domínguez consiguen posicionarse entre las dos mejores del sector. Sniace es la peor clasificada, con un grado equivalente de CCC. A excepción de Tavex Algodonera, ambas clasificaciones son análogas.

Tabla 12.- Comparación entre puntuaciones crediticias para el subsector papel y artes gráficas

	Z''-puntuación (Altman <i>et al.</i>)		Distancia a la Insolvencia (Merton)
Iberpapel	246,68	Iberpapel	46,46
Unipapel	13,02	Unipapel	19,31
Miquel Cost.	8,63	Gr. Emp. Ence	11,25
Gr. Emp. Ence	5,91	Europa & C	8,15
Europa & C	4,80	Miquel Cost.	5,46
Reno M.	4,40	Reno M.	3,72

Nuevamente los modelos coinciden en señalar a Iberpapel y Unipapel como las mejores empresas del sector (con un *rating* equivalente de AAA) y a Reno de Medici como la peor catalogada. Igualmente, las ordenaciones son similares salvo Miquel y Costas, cuya calificación difiere de forma significativa.

Tabla 13.- Comparación entre puntuaciones crediticias para el subsector productos farmacéuticos

	Z''-puntuación (Altman <i>et al.</i>)		Distancia a la Insolvencia (Merton)
Zeltia	19,18	Puleva Bio.	23,50
Puleva Bio.	18,54	Zeltia	17,49
Natraceutical	9,05	Faes Farma	15,61
Prim	8,70	Natraceutical	10,66
Faes Farma	7,69	Prim	6,46

Zeltia y Puleva Biotech alcanzan resultados bastante elevados en ambas funciones, con el máximo *rating* según la equivalencia antes referida.

Tabla 14.- Comparación entre puntuaciones crediticias para el subsector otros bienes de consumo

	Z''-puntuación (Altman <i>et al.</i>)		Distancia a la Insolvencia (Merton)
Tudor	10,44	Vidrala	13,89
Vidrala	9,22	Altadis	10,59
Indo Interna	5,89	Indo Interna	5,68
Altadis	4,44	Tudor	5,16

Este sector presenta fuertes divergencias en cuanto a la ordenación proporcionada por ambas funciones. Si bien Tudor es la que mejor puntuación Z'' alcanza, el modelo de Merton la sitúa a sólo 5,16 veces su desviación típica de la insolvencia.

D) SECTOR SERVICIOS DE CONSUMO

Tabla 15.- Comparación entre puntuaciones crediticias para el subsector ocio, turismo y hostelería

	Z''-puntuación (Altman <i>et al.</i>)		Distancia a la Insolvencia (Merton)
NH Hoteles	5,34	NH Hoteles	8,89
Sol Meliá	4,94	Sol Meliá	8,01
Tele Pizza	3,65	Tele Pizza	6,28

Tabla 16.- Comparación entre puntuaciones crediticias para el subsector comercio minorista

	Z''-puntuación (Altman <i>et al.</i>)		Distancia a la Insolvencia (Merton)
Service P.S.	7,19	Service P.S.	9,25

Tabla 17.- Comparación entre puntuaciones crediticias para el subsector medios de comunicación y publicidad

	Z''-puntuación (Altman <i>et al.</i>)		Distancia a la Insolvencia (Merton)
Telecinco	8,81	Telecinco	15,66
TPI	7,95	TPI	8,78
Antena 3 TV.	7,48	Prisa	8,27
Prisa	5,73	Sogecable	6,48
Sogecable	3,75	Antena 3 TV.	5,50

Tabla 18.- Comparación entre puntuaciones crediticias para el subsector transporte y distribución

	Z''-puntuación (Altman <i>et al.</i>)		Distancia a la Insolvencia (Merton)
Iberia	5,98	Iberia	5,12
Logista	2,66	Logista	5,00

Tabla 19.- Comparación entre puntuaciones crediticias para el subsector autopistas y aparcamientos

	Z''-puntuación (Altman <i>et al.</i>)		Distancia a la Insolvencia (Merton)
Cintra	11,54	Cintra	31,03
Abertis	5,42	Abertis	15,69
Europistas	4,92	Europistas	14,76

Tabla 20.- Comparación entre puntuaciones crediticias para el subsector otros servicios

	Z''-puntuación (Altman <i>et al.</i>)		Distancia a la Insolvencia (Merton)
Funespaña	14,40	Funespaña	13,17
Prosegur	3,94	Prosegur	10,21

En el sector servicios de consumo (tablas 15 a 20) las clasificaciones suministradas por ambos modelos son muy similares. No obstante, conviene señalar que esto se ve favorecido por el escaso número de empresas que componen cada subsector.

E) SECTOR INMOBILIARIO

Tabla 21.- Comparación entre puntuaciones crediticias para el sector inmobiliario

	Z''-puntuación (Altman <i>et al.</i>)		Distancia a la Insolvencia (Merton)
Urban. y Tran.	11,95	Metrovacesa	9,59
Sotogrande	10,36	Fadesa	8,81
Gr. Inmocaral	8,97	Sotogrande	8,67
Inm. Urbis	7,25	Testa Inm.	8,55
Fadesa	6,30	Inm. Urbis	7,59
Metrovacesa	6,12	Inm. Colonial	6,84
Inbesos	5,57	Gr. Inmocaral	6,33
Testa Inm.	4,77	Inbesos	3,88
Inm. Colonial	2,94	Urban. y Tran.	3,85

En el sector inmobiliario, las ordenaciones suministradas resultan bastante heterogéneas. Mientras la función Z'' de Altman *et al.* señala a Urbanizaciones y Transportes como la mejor posicionada, el modelo de Merton la sitúa como la de peor solvencia.

F) SECTOR TELECOMUNICACIONES

Tabla 22.- Comparación entre puntuaciones crediticias para el sector telecomunicaciones

	Z''-puntuación (Altman <i>et al.</i>)		Distancia a la Insolvencia (Merton)
Jazztel	22,01	Telf. Móviles	11,47
Avanzit	11,52	Telefónica	9,75
Tecnocom	10,76	Amadeus	8,98
Amadeus	7,54	Indra	8,80
Indra	6,47	Tecnocom	6,27
Telf. Móviles	3,96	Amper	5,94
Telefónica	3,47	Jazztel	4,86
Amper	3,40	Avanzit	3,28

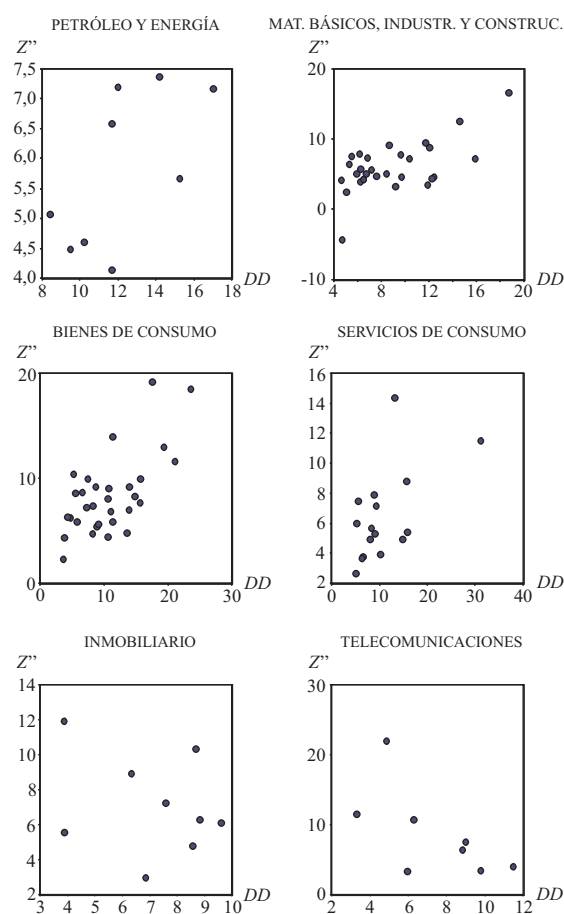
Quizás sea el sector de las telecomunicaciones donde las diferencias entre ambas funciones se hacen más patentes. A pesar de que tanto Jazztel como Avanzit presentan unas puntuaciones Z'' equivalentes a ratings AAA, sus distancias a la insolvencia son de solo 4,86 y 3,28, respectivamente. Todo lo contrario ocurre con Telefónica y su filial Telefónica Móviles, situadas entre las mejores del sector por el modelo de Merton y con calificaciones crediticias cercanas a CCC según la equivalencia señalada en la tabla 1.

Una vez examinadas de manera visual las diferentes ordenaciones proporcionadas por ambos modelos, completaremos el análisis con un estudio de la correlación existente entre la puntuación Z'' del modelo de Altman y la distancia a la insolvencia proporcionada por el modelo de Merton. En principio, cabe esperar que dicha co-

relación sea mayor que cero (lo que implicaría que ambas variables están relacionadas) y positiva (a mayor Z'' mayor distancia a la insolvencia, y viceversa).

En la figura 1 se recogen los diagramas de dispersión a nivel de sector de actividad^{2,3}. La observación de los mismos hace presuponer una relación de tipo lineal en la mayoría de los casos, lo que nos lleva a desestimar otra clase de funciones (exponencial, cuadrática, etc.).

Figura 1.- Diagramas de dispersión para Z'' y distancia a la insolvencia (DD)



A excepción de los sectores inmobiliario y tecnológico, todas las correlaciones son positivas y con valores en torno al 60-70% (véase tabla 23), lo que pone de manifiesto cierto grado de asociación lineal positiva entre ambas variables, algo que ya advertimos al observar los diagramas de dispersión sectoriales. Por otro lado, todos ellos son significativamente estadísticos (distintos de cero) al nivel alfa 0,10.

Tabla 23.- Coeficientes de correlación lineal

PETRÓLEO Y ENERGÍA			
		Z''	DD
Z''	Correlación de Pearson	1	,628
	Sig. (bilateral)	,	,070
	N	9	9
DD''	Correlación de Pearson	,628	1
	Sig. (bilateral)	,070	,
	N	9	9

MAT. BÁSICOS, INDUSTRIA Y CONSTRUCCIÓN			
		Z''	DD
Z''	Correlación de Pearson	1	,621**
	Sig. (bilateral)	,	,000
	N	29	29
DD''	Correlación de Pearson	,621**	1
	Sig. (bilateral)	,000	,
	N	29	29

** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral)

BIENES DE CONSUMO			
		Z''	DD
Z''	Correlación de Pearson	1	,652**
	Sig. (bilateral)	,	,000
	N	31	31
DD''	Correlación de Pearson	,652**	1
	Sig. (bilateral)	,000	,
	N	31	2931

** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral)

SERVICIOS DE CONSUMO			
		Z''	DD
Z''	Correlación de Pearson	1	,570*
	Sig. (bilateral)	,	,021
	N	16	16
DD''	Correlación de Pearson	,570*	1
	Sig. (bilateral)	,021	,
	N	16	16

* La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral)

INMOBILIARIO			
		Z''	DD
Z''	Correlación de Pearson	1	-,276
	Sig. (bilateral)	,	,472
	N	9	9
DD''	Correlación de Pearson	-,276	1
	Sig. (bilateral)	,472	,
	N	9	9

TELECOMUNICACIONES			
		Z''	DD
Z''	Correlación de Pearson	1	-,633
	Sig. (bilateral)	,	,092
	N	8	8
DD''	Correlación de Pearson	-,633	1
	Sig. (bilateral)	,092	,
	N	8	8

El coeficiente de correlación obtenido en el sector de telecomunicaciones (-0,633) muestra la disparidad en la ordenación proporcionada por la puntuación Z'' del modelo de Altman y la distancia a la insolvencia. En este caso, cuánto mayor es una variable, menor es la otra, y viceversa. Por otro lado, el bajo valor del coeficiente de

correlación en el sector inmobiliario (-0,276)⁴ parece señalar ausencia de relación entre ambas variables.

El análisis de correlación corrobora lo expuesto anteriormente. Esto es, a excepción de los sectores inmobiliario y tecnológico, podemos constatar un cierto grado de relación positiva entre las calificaciones crediticias proporcionadas por el modelo contable y el basado en datos de mercado.

ESTIMACIÓN DE UNA RECTA DE REGRESIÓN

Finalmente, una vez constatada la existencia de cierta dependencia lineal entre ambos enfoques de medición del riesgo, la ecuación [10] (véase tabla 24) recoge la función de regresión lineal entre las variables estudiadas en base a 85 empresas del Mercado Continuo español. Hemos eliminado del análisis las empresas del sector inmobiliario y tecnológico, así como los valores extremos antes referidos (Iberpapel y Ercros)⁵.

$$Z'' = 2,661 + 0,421 DD \quad [10]$$

Siendo, como sabemos, Z'' la puntuación ofrecida por la función de Altman *et al.* y DD la distancia a la insolvencia, obtenida por la aplicación del modelo de Merton. Igualmente podríamos haber estimado la recta de regresión empleando la distancia a la insolvencia como variable dependiente. Esto es,

$$DD = 4,708 + 0,791 Z'' \quad [11]$$

En cualquier caso, el coeficiente de correlación alcanza el 0,577, mientras que el de determinación (R^2) nos dice que la variable independiente explica el 33,32% de las variaciones de la variable dependiente.

Tabla 24.- Funciones de regresión lineal

Variable depend.: Z''	Coef. no estand.	Error típ.	Coef. estand.	t	Sig.
	B		Beta		
(Constante)	2,661	0,739		3,602	0,001
DD	0,421	0,065	0,577	6,440	0,000
Variable depend.: DD	Coef. no estand.	Error típ.	Coef. estand.	t	Sig.
	B		Beta		
(Constante)	4,708	0,958		4,913	0,000
Z''	0,791	0,123	0,577	6,440	0,000

ANOVA					
Medidas de bondad del ajuste					
Coef. correlación	Coef. determinación (R^2)	R^2 corregida		Error típ. de la estimación	
0,577	0,333	0,325		2,90605	
Variable depend.: Z''	Suma de cuadrados	gl	Media cuadrát.	F	Sig.
Regresión	350,254	1	350,254	41,474	0,000
Residual	700,947	83	8,445		
Total	1051,201	84			
Variable depend.: DD	Suma de cuadrados	gl	Media cuadrát.	F	Sig.
Regresión	657,714	1	657,714	41,474	0,000
Residual	1316,252	83	15,858		
Total	1973,966	84			

Diagnósticos de colinealidad					
Variable depend.: Z''	Dimensión	Autovvalor	Índ. de condic.	Proporc. de la varianza (Constante)	DD
	1	1,904	1,000	0,05	0,05
	2	9,555E-02	4,465	0,95	0,95
Variable depend.: DD	Dimensión	Autovvalor	Índ. de condic.	Proporc. de la varianza (Constante)	Z''
	1	1,893	1,000	0,05	0,05
	2	0,107	4,199	0,95	0,95

El coeficiente de correlación de Pearson indica un grado de asociación positiva moderado entre las variables. Obsérvese como éste es algo inferior a los coeficientes obtenidos a nivel sectorial, lo que confirmaría la tesis de una relación lineal diferenciada por sectores.

El análisis de la varianza (ANOVA) confirma la significatividad de la relación estadística entre las variables a un nivel de confianza del 99%.

CONCLUSIONES

A la vista de los datos anteriores, se concluye que existe cierto grado de asociación lineal positiva entre las calificaciones crediticias proporcionadas por el modelo contable y el basado en datos de mercado, lo que hace que tales modelos proporcionen similares resultados en la mayoría de sectores analizados. No obstante, se encuentran discrepancias particularmente relevantes en el sector tecnológico, quizás debido a que en éste se hace especialmente patente la diferencia entre los valores contables y de mercado de las compañías, más influidos por expectativas de crecimiento futuras que por resultados históricos.

De igual forma, también son importantes las diferencias en los resultados obtenidos por ambas funciones en el sector inmobiliario. En este caso, posiblemente influidas por el hecho de que en la evaluación de la solvencia de una sociedad de promoción inmobiliaria el factor decisivo es

la viabilidad del proyecto en cuestión, que no suele aparecer reflejado en los estados contables de las empresas.

En el resto de sectores, salvo algunas excepciones, las clasificaciones proporcionadas por ambos modelos suelen coincidir.

La valía de los modelos de *credit scoring* que utilizan ratios contables en la evaluación del riesgo de crédito en empresas está ampliamente documentada. No obstante, la teoría de opciones nos proporciona un marco alternativo muy interesante para estimar el riesgo de impago de una firma. Dicha estimación es una valoración objetiva, basada en datos de mercado, lo que permite además su actualización de forma frecuente.

Sin embargo, pese a su robustez teórica evidente, el enfoque de mercado se encuentra con un fuerte obstáculo en países como España, donde el número de empresas que tienen admitidas sus acciones a cotización, principal *input* del modelo, sigue siendo aún muy reducido.

Los modelos analizados se vienen barajando por las entidades financieras para el establecimiento de sistemas de *rating* interno, que les permitirían, en última instancia, adoptar un enfoque de riesgos avanzado, de acuerdo con el nuevo Acuerdo de Capital. Tal como está configurado dicho Acuerdo, ello supondría una mejora sustancial en las cifras de requerimientos de capital y, por ende, en la rentabilidad obtenida, frente a sistemas basados en *ratings* otorgados por agencias de calificación.

ANEXO 1

Z''-PUNTUACIÓN DE LAS EMPRESAS DEL MERCADO CONTINUO ESPAÑOL A 31/12/04

	X ₁ = CC/AT	X ₂ = R/AT	X ₃ = BAIT/AT	X ₄ = CP/PE	Z''- Puntuación
Abengoa	0,4201	0,2256	0,0379	0,3554	7,37
Abertis	-0,0341	0,2160	0,0721	1,1473	5,42
Acciona	0,1346	0,4839	0,0434	1,2248	7,29
Acerinox	0,1464	0,6249	0,0957	2,4612	9,47
ACS	-0,2700	0,2744	0,0699	0,6125	3,49
Adolfo Dguez.	0,4331	0,6099	0,2135	4,2986	14,03
Ag. Barna.	-0,0700	0,4035	0,1164	1,6137	6,58
Aldeasa	0,2457	0,4580	0,1417	1,8355	9,23
Altadis	-0,0896	0,0260	0,1984	0,3451	4,44
Amadeus	-0,0487	0,4783	0,1522	1,9278	7,54
Amper	-0,4102	0,5869	-0,0496	1,2046	3,40
Antena 3 TV.	0,2391	0,2687	0,1466	0,7577	7,48
Arcelor	-0,0350	0,0033	0,0682	5,4423	9,20
Aux. Ferrocarril	0,1854	0,2059	0,0331	0,3445	5,72
Avanzit	0,1091	1,1337	0,4223	0,9752	11,52
Azkoyen	-0,1859	0,2011	-0,0616	1,0398	3,36
Barón de Ley	0,3906	0,6205	0,0503	3,3073	11,65
Befesa	-0,0726	0,1157	0,0460	1,1436	4,66
Bo. Riojanas	0,2642	0,3276	0,0506	0,7784	7,21
C.V.N.E.	0,3874	0,5350	0,0742	1,8973	10,03
Campofrío	0,2489	0,2795	0,0660	0,6195	6,89
Cem. Port. Val	0,0556	0,7735	0,1553	9,0391	16,67

Cepsa	0,0891	0,3416	0,1730	1,0365	7,20
Cie. Automot.	0,0351	0,2228	0,0662	0,4466	5,12
Cintra	-0,0906	0,6212	0,1396	4,5070	11,54
Cortefiel	0,3092	0,3022	0,0662	0,6704	7,41
D. Felguera	0,0276	0,0455	0,0451	0,4431	4,35
Dogi	0,2154	0,3470	0,0134	0,3891	6,29
EADS	-0,0473	0,6021	0,0192	1,8829	7,63
Ebro Puleva	-0,0252	0,4804	0,0824	1,7489	7,04
Elecnor	0,0791	0,1796	0,0601	0,3037	5,08
Enagas	-0,0468	0,1489	0,0788	0,5089	4,49
Endesa	-0,0908	0,2799	0,0608	0,5951	4,60
Ercros	0,0818	0,3334	0,2644	21,0850	28,79
Esp. del Zinc	-0,6686	0,2743	-0,5655	-0,2806	-4,34
Europa & C	0,0423	0,0942	0,0280	0,7411	4,80
Europistas	-0,0334	0,0935	0,1532	0,5306	4,92
Fadesa	0,3079	0,0916	0,0823	0,1698	6,30
Faes Farma	-0,0348	0,4538	0,1775	1,9049	7,69
FCC	-0,2417	0,3157	0,1121	0,8775	4,37
Ferrovial	-0,0904	0,2648	0,0778	0,5615	4,63
Funespaña	0,0295	0,6722	0,0702	7,8959	14,40
Gamesa	0,1598	0,5048	0,2986	4,4165	12,59
Gas Natural	-0,0293	0,4477	0,1288	1,7137	7,18
Gr. Emp. Ence	-0,0610	0,2968	0,0846	1,4544	5,91
Gr. Inmocaral	0,4942	0,3981	0,0354	0,8998	8,97
Hullas Coto	0,0433	0,4724	0,0796	2,0983	7,81
Iberdrola	0,0806	0,2366	0,0560	0,7107	5,67
Iberia	0,1615	0,1087	0,0796	0,7423	5,98
Iberpapel	0,2554	0,7803	0,0975	227,1993	246,68
Inbesos	-0,0631	0,3850	0,0236	1,2591	5,57
Inditex	0,1452	0,4004	0,1733	1,5742	8,33
Indo Interna	-0,0401	0,3605	0,0493	1,3351	5,89
Indra	0,2127	0,2155	0,0948	0,4661	6,47
Inm. Colonial	-0,2527	0,1692	0,0665	0,3364	2,94
Inm. Urbis	0,3566	0,1929	0,0836	0,4456	7,25
Jazztel	0,2285	3,5341	-0,3072	7,4346	22,01
La Seda B.	-0,2390	0,0478	0,0203	0,4802	2,48
Lingotes Esp.	0,0763	0,2559	0,0393	0,9035	5,80
Logista	-0,2444	0,1321	0,0549	0,2071	2,66
Mecalux	0,1313	0,3687	0,0247	0,8872	6,41
Metrovacesa	0,2363	0,1094	0,1040	0,2472	6,12
Miquel Cost.	0,1174	0,3852	0,1792	2,0506	8,63
Natra	-0,0440	0,2877	0,0091	3,9031	8,06
Natraceutical	0,2120	0,3680	0,0513	2,7297	9,05
NH Hoteles	0,0824	0,2168	0,0137	0,7152	5,34
Nico Correa	0,3146	0,4629	-0,0907	1,5741	7,87
OHL	-0,0374	0,1625	0,0380	0,2458	4,05
Paternina	0,4817	0,0000	-0,0767	0,4599	6,38
Pescanova	0,0825	0,0851	0,0972	0,8740	5,64
Prim	0,3525	0,3720	0,1293	1,0047	8,70
Prisa	0,0534	0,3595	0,0303	0,7158	5,73
Prosegur	-0,0525	0,1713	0,0085	0,3947	3,94
Puleva Bio.	0,4832	0,4911	0,0406	9,7613	18,54
R.E.E.	-0,0933	0,1562	0,0835	0,4079	4,14
Reno M.	0,0629	0,0778	-0,0063	0,5045	4,40
Repsol YPF	0,0457	0,4971	0,0517	1,7667	7,37
Sacyr Val.	-0,1380	0,2550	0,0775	0,8342	4,57
Service P.S.	-0,0703	1,1529	-0,0428	0,8900	7,19
Sniace	-0,1772	0,0000	0,0606	-0,1358	2,35
Sogecable	-0,0365	0,2471	-0,0299	0,1303	3,75
Sol Meliá	-0,0700	0,4908	0,0093	0,4591	4,94
Sos Cuetara	-0,0167	0,1907	0,0423	0,7779	4,86
Sotogrande	0,1074	0,4226	0,3139	2,7838	10,36
Ta. Fibras	-0,0654	0,0140	0,0223	1,1316	4,20
Tavex Algod.	0,0045	0,2191	0,0526	1,0013	5,40
Tecnocom	0,1621	0,9743	0,0205	2,9835	10,76
Tele Pizza	-0,1910	0,1615	0,1137	0,3460	3,65
Telecinco	0,1913	0,1647	0,3215	1,5308	8,81
Telefónica	-0,1684	0,1581	0,0596	0,3896	3,47
Telf. Móviles	-0,0638	0,0666	0,0764	0,3753	3,96
Testa Inm.	-0,0147	0,0829	0,0944	0,6759	4,77
TPI	0,2211	0,1442	0,3100	0,6607	7,95
Transp. Azkar	-0,0245	0,0661	0,0408	1,1337	4,77
Tubacex	-0,0387	0,3149	0,0912	3,9159	8,75
Tubos Reuni.	0,0639	0,1886	0,0494	0,4654	5,10
Tudor	0,2794	0,4343	0,0284	3,5720	10,44
Unión Fenosa	0,0717	0,1650	0,0598	0,4020	5,08
Unipapel	-0,0308	0,6628	0,0579	7,0713	13,02
Uralita	-0,0386	0,0917	0,0755	0,4581	4,28
Urban.y Tran.	0,7598	0,0096	0,3465	1,2893	11,95
Vidrala	-0,0031	0,4779	0,1584	3,2062	9,22
Viscofan	0,0531	0,7038	0,0219	3,7994	10,03
Zardoya Otis	0,1177	0,0827	0,4094	0,2660	7,32
Zeltia	0,6533	0,8592	0,0086	8,3659	19,18

ANEXO 2

DISTANCIA A LA INSOLVENCIA DE LAS EMPRESAS DEL MERCADO CONTINUO ESPAÑOL MEDIANTE LA APLICACIÓN DE UN MODELO ESTRUCTURAL (A 31/12/04)

	Valor de las acciones (E_0)*	Volatilidad de las acciones (σ_E)	Deuda C/P + ½ Deuda L/P (D)*	Valor del activo (V_0)*	Volatilidad del activo (σ_V)	Probabilidad de impago a 1 año (p_i)	Distancia a la insolvencia (DD)
Abengoa	667.335,29	22,04%	486.777,00	1.143.853,29	12,86%	4,7675E-12	6,81
Abertis	8.134.962,59	13,63%	1.698.586,50	9.797.087,22	11,32%	8,6669E-56	15,69
Acciona	3.960.670,13	16,30%	1.891.998,00	5.812.053,90	11,11%	2,9673E-25	10,32
Acerinox	2.946.731,79	18,92%	538.277,50	3.473.454,70	16,05%	4,8588E-32	11,72
ACS	5.831.504,91	15,99%	1.812.602,00	7.605.197,23	12,26%	7,5406E-33	11,88
Adolfo Dguez	147.610,19	21,91%	18.265,50	165.483,41	19,54%	4,5337E-30	11,33
Ag. Barna.	2.118.932,40	17,87%	476.622,00	2.585.322,71	14,65%	8,4138E-32	11,68
Aldeasa	609.751,58	28,01%	80.059,00	688.092,43	24,82%	2,2885E-18	8,66
Altadis	9.107.194,85	20,20%	1.870.453,00	10.937.496,39	16,82%	1,5893E-26	10,59
Amadeus	4.151.736,84	27,58%	508.370,00	4.649.194,20	24,63%	1,2938E-19	8,98
Amper	115.220,10	30,62%	39.645,00	154.013,67	22,91%	1,4196E-09	5,94
Antena 3 TV.	732.871,36	28,68%	428.966,50	1.152.629,20	18,23%	1,9425E-08	5,50
Arcelor	10.714.867,61	28,11%	1.399.840,00	12.084.658,69	24,92%	2,7034E-18	8,64
Aux. Ferrocarril	209.694,37	17,50%	387.194,00	588.576,40	6,24%	4,1524E-13	7,16
Avanzit	50.314,90	42,28%	46.769,00	96.080,05	22,14%	0,00052553	3,28
Azkoven	138.874,82	26,37%	18.582,50	157.058,60	23,32%	2,4562E-20	9,17
Barón de Ley	270.810,38	16,25%	10.565,00	281.148,21	15,65%	6,457E-99	21,08
Befesa	418.325,05	29,36%	73.433,00	490.181,67	25,06%	1,8508E-14	7,57
Bo. Riojanas	51.992,08	23,17%	25.292,00	76.741,08	15,70%	3,3997E-13	7,18
C.V.N.E.	149.122,06	27,43%	34.597,50	182.976,82	22,35%	3,9175E-14	7,47
Campofrío	615.574,60	14,11%	400.808,50	1.007.779,38	8,62%	1,8502E-28	11,00
Cem. Port. Val	1.249.559,91	15,79%	85.317,00	1.333.045,56	14,80%	2,4481E-78	18,70
Cepsa	8.036.967,20	16,52%	2.176.152,00	10.166.405,18	13,06%	2,6108E-33	11,97
Cie. Automot.	260.376,00	18,91%	153.005,00	410.096,53	12,01%	2,2022E-17	8,40
Cintra	3.883.176,67	8,78%	357.132,00	4.232.642,72	8,06%	1,174E-211	31,03
Cortefiel	869.695,20	25,64%	186.557,00	1.052.247,32	21,19%	1,213E-16	8,20
D. Felguera	108.406,35	21,03%	121.406,50	227.189,81	10,03%	4,062E-11	6,50
Dogi	97.100,85	30,64%	82.815,00	178.137,16	16,70%	1,4153E-06	4,68
EADS	17.989.627,07	30,06%	8.665.500,00	26.469.111,15	20,43%	1,7913E-08	5,51
Ebro Puleva	1.580.031,59	16,40%	271.909,00	1.846.104,13	14,04%	1,4776E-43	13,79
Elecnor	374.294,12	20,35%	422.347,50	787.514,46	9,66%	9,7692E-12	6,71
Enagas	2.680.354,57	17,59%	1.318.288,00	3.970.344,30	11,87%	1,2996E-21	9,48
Endesa	17.768.087,51	16,51%	8.458.598,50	26.045.112,12	11,26%	1,0417E-24	10,20
Ercros	117.199,22	43,33%	3.817,00	120.934,06	41,99%	2,9556E-16	8,09
Esp. del Zinc	20.622,79	27,56%	32.076,00	52.010,45	10,93%	1,7182E-06	4,64
Europa & C	135.711,70	18,75%	92.877,00	226.595,17	11,23%	1,7714E-16	8,15
Europistas	602.357,44	14,27%	132.242,00	731.760,26	11,75%	1,3043E-49	14,76
Fadesa	1.514.577,60	15,41%	1.806.730,50	3.282.524,77	7,09%	6,4089E-19	8,81
Faes Farma	667.764,97	18,73%	47.033,50	713.788,87	17,52%	3,3603E-55	15,61
FCC	4.334.961,84	16,92%	1.034.796,50	5.347.545,30	13,72%	6,528E-35	12,27
Ferrovial	5.044.667,64	19,42%	1.699.901,50	6.708.078,99	14,60%	2,044E-22	9,67
Funespaña	86.901,32	25,75%	3.443,00	90.270,09	24,79%	6,1829E-40	13,17
Gamesa	2.410.974,95	27,45%	47.635,50	2.457.587,94	27,01%	2,0596E-48	14,57
Gas Natural	9.979.513,01	13,21%	1.826.887,50	11.767.184,08	11,20%	3,0777E-65	17,02
Gr. Emp. Ence	576.493,34	16,90%	187.094,00	759.570,79	12,83%	1,1662E-29	11,25
Gr. Inmocaral	301.681,09	31,35%	80.465,50	380.419,21	24,86%	1,264E-10	6,33
Hullas Coto	35.435,78	18,84%	13.640,50	48.783,69	13,69%	3,6663E-22	9,61
Iberdrola	16.471.774,73	11,52%	7.254.961,50	23.570.999,69	8,05%	1,346E-52	15,22
Iberia	2.380.672,78	29,85%	1.707.448,00	4.051.467,28	17,54%	1,4981E-07	5,12
Iberpapel	183.739,98	14,14%	271,00	184.005,18	14,12%	0	46,46
Inbesos	26.713,79	38,38%	20.662,50	46.932,95	21,85%	5,3288E-05	3,88
Inditex	13.566.613,42	21,74%	685.852,00	14.237.742,33	20,72%	9,9849E-50	14,78
Indo Interna	66.353,35	35,14%	17.040,50	83.027,70	28,08%	6,8704E-09	5,68
Indra	1.840.744,71	20,21%	753.130,00	2.577.708,12	14,43%	6,8454E-19	8,80
Inm. Colonial	1.618.921,94	20,57%	1.823.574,00	3.403.350,71	9,78%	3,8495E-12	6,84
Inm. Urbis	1.354.638,18	18,92%	1.375.506,50	2.700.617,54	9,49%	1,5915E-14	7,59
Jazztel	700.527,96	70,61%	20.853,50	720.933,85	68,61%	5,7353E-07	4,86
La Seda B.	88.465,70	23,54%	255.123,50	338.112,66	6,16%	2,4644E-07	5,03
Lingotes Esp.	46.681,60	25,26%	27.929,00	74.011,47	15,93%	2,4007E-10	6,23
Logista	1.722.096,26	27,39%	1.853.270,50	3.535.582,52	13,34%	2,8688E-07	5,00
Mecalux	165.211,55	29,85%	98.106,50	261.212,52	18,88%	7,543E-08	5,25
Metrovacesa	2.488.909,62	16,28%	1.577.395,00	4.032.444,23	10,05%	4,4419E-22	9,59
Miquel Cost.	246.122,57	42,04%	36.542,00	281.880,58	36,71%	2,3283E-08	5,46
Natra	94.370,40	25,66%	8.593,00	102.778,54	23,56%	2,7538E-26	10,54
Natraceutical	139.455,03	25,89%	11.842,50	151.043,29	23,90%	8,1278E-27	10,66
NH Hoteles	1.149.844,55	19,21%	516.587,00	1.655.342,80	13,34%	3,1911E-19	8,89
Nico. Correa	31.528,42	26,58%	16.226,00	47.405,69	17,68%	3,9691E-10	6,15
OHL	569.452,71	19,20%	1.508.721,50	2.041.782,57	5,36%	3,1618E-10	6,18
Paternina	37.675,99	31,23%	43.089,50	79.840,53	14,74%	7,9839E-06	4,31

	Valor de las acciones (E_0)*	Volatilidad de las acciones (σ_E)	Deuda C/P + ½ Deuda L/P (D)*	Valor del activo (V_0)*	Volatilidad del activo (σ_V)	Probabilidad de impago a 1 año (p_i)	Distancia a la insolvencia (DD)
Pescanova	205.543,68	19,44%	81.589,00	285.381,59	14,00%	5,0856E-20	9,09
Prim	78.728,70	29,78%	22.395,50	100.643,75	23,30%	5,1311E-11	6,46
Prisa	3.391.831,83	25,69%	701.357,00	4.078.133,50	21,37%	6,5609E-17	8,27
Prosegur	857.407,04	19,45%	227.384,00	1.079.909,92	15,44%	9,3183E-25	10,21
Puleva Bio.	152.581,27	17,63%	2.683,00	155.206,41	17,33%	2,088E-122	23,50
R.E.E.	2.133.777,46	13,31%	1.383.953,00	3.487.911,04	8,14%	8,0749E-32	11,68
Reno M.	184.849,13	34,69%	252.163,00	430.525,40	14,90%	0,00010049	3,72
Repsol YPF	22.797.367,57	14,85%	5.031.301,00	27.720.665,84	12,21%	8,3482E-46	14,16
Sacyr Val.	3.077.429,08	16,83%	694.869,50	3.757.382,26	13,78%	1,4314E-35	12,39
Service P.S.	1.122.631,05	36,78%	42.404,00	1.164.124,75	35,47%	1,1618E-20	9,25
Sniace	30.313,24	35,14%	48.965,00	77.859,12	13,69%	0,00020136	3,54
Sogetecable	4.077.821,03	28,77%	1.301.838,00	5.351.713,34	21,92%	4,7151E-11	6,48
Sol Meliá	1.319.696,78	19,79%	780.208,50	2.083.126,95	12,54%	5,7096E-16	8,01
Sos Cuétara	234.723,45	9,67%	331.103,50	557.129,43	4,05%	3,4266E-42	13,56
Sotogrande	418.651,60	26,31%	68.028,50	485.220,18	22,70%	2,0963E-18	8,67
Ta. Fibras	659.120,31	50,43%	91.119,50	748.283,51	44,42%	2,2638E-06	4,59
Tavex Algod.	94.123,99	18,45%	50.562,50	143.601,11	12,09%	5,7643E-19	8,82
Tecnocom	86.645,48	36,34%	13.584,50	99.937,89	31,51%	1,786E-10	6,27
Tele Pizza	342.809,51	28,33%	128.973,50	469.014,92	20,71%	1,7353E-10	6,28
Telecinco	3.630.440,43	18,12%	284.531,50	3.908.863,68	16,83%	1,3518E-55	15,66
Telefónica	68.208.710,34	18,23%	26.573.294,50	94.211.575,55	13,20%	9,1688E-23	9,75
Telf. Móviles	39.665.567,92	20,11%	6.326.481,50	45.856.243,67	17,40%	9,0773E-31	11,47
Testa Inm.	1.816.591,45	19,95%	817.008,00	2.616.060,89	13,85%	6,2609E-18	8,55
TPI	2.458.058,85	29,36%	260.995,50	2.713.451,91	26,60%	7,9254E-19	8,78
Transp. Azkar	298.378,42	15,14%	116.331,00	412.211,81	10,96%	3,0338E-32	11,76
Tubacex	245.871,17	22,62%	22.125,50	267.521,55	20,79%	1,2432E-33	12,03
Tubos Reuni.	117.999,99	23,05%	133.192,50	248.385,50	10,95%	1,7079E-09	5,91
Tudor	191.490,32	37,04%	53.988,00	244.310,79	29,03%	1,2452E-07	5,16
Unión Fenosa	4.793.587,62	16,80%	4.619.094,00	9.313.514,54	8,65%	1,9828E-17	8,41
Unipapel	185.526,72	15,57%	11.862,00	197.134,37	14,65%	2,1339E-83	19,31
Uralita	709.128,95	25,68%	334.530,00	1.036.477,90	17,61%	3,8966E-11	6,50
Urban.y Tran.	10.977,50	46,69%	3.603,00	14.502,66	35,34%	5,9412E-05	3,85
Vidrala	312.423,63	18,68%	33.540,00	345.244,02	16,90%	3,8802E-44	13,89
Viscofan	358.783,03	16,00%	43.993,00	401.831,64	14,29%	2,5628E-55	15,62
Zardoya Otis	4.122.572,80	17,78%	328.599,50	4.444.247,35	16,49%	3,6544E-57	15,89
Zeltia	1.073.783,80	21,69%	27.355,00	1.100.551,79	21,16%	7,8826E-69	17,49

*Datos en miles de euros.

NOTAS

1. Este trabajo ha sido realizado parcialmente con el apoyo financiero del Ministerio de Educación y Ciencia de España (Dirección General de Proyectos de Investigación), Proyecto SEJ2004-01688ECON.
2. Si bien existen sectores donde el número de variables es reducido, las diferencias encontradas entre los mismos aconsejan mantener el análisis a nivel sectorial. Por otro lado, pensamos que reducir a nivel de subsector el estudio estadístico disminuiría en exceso el tamaño muestral.
3. Hemos excluido del estudio aquellos valores extremos que pudiesen distorsionar el análisis. En concreto, no hemos considerado los valores obtenidos por Iberpapel y Ercros.
4. El reducido número de empresas que componen la muestra hacen que el coeficiente de correlación no sea significativo para el valor obtenido en este caso.
5. La escasez de empresas que componen las diversas muestras sectoriales nos hicieron decan-

tarnos, en este caso, por estimar una recta de regresión a nivel agregado. La ausencia de relación entre las variables, en las compañías del sector inmobiliario, o el incorrecto valor de la misma, en el sector tecnológico, aconsejaron dejar fuera del análisis de regresión a tales empresas.

BIBLIOGRAFÍA

- ALTMAN, E. (1968): "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy", *The Journal of Finance*, vol. 23, pp. 589-609.
- ALTMAN, E. (1996): *Rating Migration of Corporate Bonds: Comparative Results and Investor/Lender Implications*. NY University Salomon Center.
- ALTMAN, E.; HARTZELL, J.; PECK, M. (1995): *Emerging Markets Corporate Bonds: A Scoring System*. New York: Salomon Brothers.
- ALTMAN, E.; SPIVACK, J. (1983): "Predicting Bankruptcy: The Value Line Relative Financial Strength System Versus the Zeta Bankruptcy Classification

- Approach”, *Financial Analyst Journal*, (noviembre-diciembre), pp. 60-67.
- ANDERSON, R.; SUNDERESAN, S.; TYCHON, P. (1996): “Strategic Analysis of Contingent Claims”, *European Economic Review*, 12, pp. 871-881.
- BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION (2000): *Range of Practice in Banks’ Internal Ratings Systems*, núm. 66.
- BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION (2004): *Basel II: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework*.
- BEAVER, W.H. (1966): “Financial Ratios as Predictors of Failure”, *Journal of Accounting Research*, (supl. al núm. 4), pp. 71-127.
- BOHN, J.R. (2000a): “A Survey of Contingent-Claims Approaches to Risky Debt Valuation”, *The Journal of Risk Finance*, (Spring), pp. 53-70.
- BOHN, J.R. (2000b): “An Empirical Assessment of a Simple Contingent-Claims Model for the Valuation of Risky Debt”, *The Journal of Risk Finance*, (Summer), pp. 55-77.
- BLACK, F.; COX, J.C. (1976): “Valuing Corporate Securities: Some Effects of Bond Indenture Provisions”, *Journal of Finance*, 31, pp. 351-367.
- BLACK, F.; SCHOLES, M. (1973): “The Pricing of Options and Corporate Liabilities”, *Journal of Political Economy*, 81, pp. 399-418.
- CAREY, M.; HRYCAY, M. (2001): “Parameterizing Credit Risk Models with Rating Data”, *Journal of Banking and Finance*, 25, pp. 197-270.
- CORZO, T. (1998): “Aplicación de la teoría de opciones a la evaluación del riesgo de crédito: relación entre probabilidad de impago y *rating* mediante un *probit* ordenado”, *VI Foro de Finanzas*. Úbeda (Jaén).
- CROSBIE, P.; BOHN, J.R. (2003): *Modeling Default Risk*. KMV Corporation.
- CROUHY, M.; GALAY, D.; MARK, R. (2000): “A Comparative Analysis of Current Credit Risk Models”, *Journal of Banking & Finance*, 24, pp. 59-117.
- DELIANEDIS, G.; GESKE, R. (1998): *Credit Risk and Risk Neutral Default Probabilities: Information about Rating Migrations and Defaults*. (Finance Working Paper). UCLA, Anderson School.
- DELIANEDIS, G.; GESKE, R. (2001): *The Components of Corporate Credit Spreads: Default, Recovery, Tax, Jumps, Liquidity, and Market Factors*. (Finance Working Paper). UCLA, Anderson School.
- DU, Y.; SUO, W. (2003): *Assessing Credit Quality from Equity Markets: Is Structural Approach a Better Approach?* (Disponible en www.defaultrisk.com).
- DUFFIE, D.; SINGLETON, K. J. (1999): “Modelling Term Structures of Defaultable Bonds”, *Review of Financial Studies*, 12, 687-720.
- ELTON, E.; GRUBER, M.J.; AGRAWAL, D.; MANN, C. (2001): “Explaining the Rate Spread on Corporate Bonds”, *The Journal of Finance*, vol. 56, 1, pp. 247-277.
- FONS, J. (1994): “Using Default Rates to Model the Term Structure of Credit Risk”, *Financial Analysts Journal*, (septiembre-octubre), pp. 25-32.
- FORTE, S.; PEÑA, J.I. (2002): *The Design of Refinancing Contracts*. (Mimeo). Universidad Carlos III.
- GESKE (1977): “The Valuation of Corporate Liabilities as Compound Options”, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 3, pp. 541-552.
- JARROW, R.; TURNBULL, S. (1995): “Pricing Derivatives on Financial Securities Subject to Credit Risk”, *Journal of Finance*, 50, pp. 53-85.
- KEALHOFER, S. (1995): “Managing Default Risk in Portfolios of Derivatives”, en *Derivative Credit Risk: Advances in Measurement and Management*. Risk Publications.
- KEALHOFER, S. (2000): *Comment on “A New Capital Adequacy Framework*. San Francisco: KMV Corporation.
- KEALHOFER, S. (2001): *Portfolio Management of Default Risk*. KMV Corporation, San Francisco. Mayo.
- KEALHOFER, S.; KWOK, S.; WENG, W. (1998): *Uses and Abuses of Bond Default Rates*. KMV Corporation.
- LELAND, H. (1994): “Corporate Debt Value, Bond Covenants and Optimal Capital Structure”, *Journal of Finance*, 49, pp. 1213-1252.
- LELAND, H. (1998): “Agency Costs, Risk Management and Capital Structure”, *Journal of Finance*, 52, pp. 1214-1242.
- LITTERMAN, R.; IBEN, T. (1991): “Corporate Bond Valuation and Term Structure of Credit Spreads”, *Financial Analysts Journal*, (Spring), pp. 52-64.
- LONGSTAFF, F.A.; SCHWARTZ, E.S. (1995): “A Simple Approach to Valuing Risky Fixed and Floating Rate Debt”, *Journal of Finance*, 50, pp. 789-819.
- LUCAS, D.J. (1995): “Default Correlation and Credit Analysis”, *The Journal of Fixed Income*, (marzo), pp. 76-87.
- MARTÍN, J.L.; TRUJILLO, A. [coord.] (2005): *La gestión de riesgos y la nueva regulación bancaria*. Granada: Grupo Editorial Universitario.
- MELLA-BARRAL, P.; PERRAUDIN, W. (1997): “Strategic Debt Service”, *The Journal of Finance*, 51, pp. 531-556.
- MERTON, R.C. (1973): “Theory of Rational Option Pricing”, *Bell Journal of Economics and Management Science*, 4, pp. 141-183.

- MERTON, R.C. (1974): "On the Pricing of Corporate Debt", *Journal of Finance*, pp. 449-470.
- MOODY'S INVESTORS SERVICE (2002): *RiskCalc® for Private Companies: Moody's Default Model*. Global Credit Research.
- OLHSON, J.A. (1980): "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy", *Journal of Accounting Research*, (primavera), pp. 109-131.
- PEÑA, J.I. (2002): *La gestión de riesgos financieros de mercado y de crédito*. Madrid: Prentice Hall.
- PRES, J.; WILSON, S. (1978): "Choosing between Logistic Regression and Discriminant Analysis", *Journal of the American Statistical Association*, (diciembre), pp. 699-705.
- SAUNDERS, A. (1999): *Credit Risk Measurement: New Approaches to Value at Risk and Other Paradigms*. John Wiley & Sons.
- SHIMKO, D; TEJIMA, N.; VAN DEVENTER, D. (1993): "The Pricing of Risky Debt when Interest Rates are Stochastic", *Journal of Fixed Income*, (septiembre), pp. 58-65.
- TRUJILLO, A. (2002): *Gestión del riesgo de crédito en préstamos comerciales*. Madrid: Instituto Superior de Técnicas y Prácticas Bancarias.
- VASICEK, O. (1977): "An Equilibrium Characterization of the Term Structure", *Journal of Financial Economics*, 5, pp. 177-188.
- VASICEK, O. (2001): *EDF Credit Measure and Corporate Bond Pricing*. San Francisco: KMV Corporation.
- VASSALOU, M.; XING, Y. (2004): "Default Risk in Equity Returns", *The Journal of Finance*, vol. LIX, núm. 2, (abril), pp. 831-868.
- WESTGAARD, S.; VAN DER WIJST (2001): "Default Probabilities in a Corporate Bank Portfolio: A Logistic Model Approach", *European Journal of Operational Research*, núm. 135, pp. 338-349.
- ZHOU, C. (1997): *A Jump Diffusion Approach to Modelling Credit Risk and Valuing Defaultable Securities*. Federal Reserve Board of Governors.

DIRECCIONES EN INTERNET:

- Bolsa de Madrid: www.bolsamadrid.es
Default Risk: www.defaultrisk.com
KMV Corporation: www.moodyskmv.com