

Universidad Nacional de Córdoba

Facultad de Ciencias Económicas

Escuela de Graduados



ESPECIALIZACIÓN EN CONTABILIDAD SUPERIOR Y AUDITORÍA

TRABAJO FINAL DE ESPECIALIDAD

**Riesgo Crediticio en Empresas Españolas:
Una Comparación Entre Modelos Contables y Estructurales de
*Credit Scoring***

Autor: Cr. Juan Martín Nicolás Rinaldi

Tutor: PhD Jonatan Saúl

JUNIO DE 2015



Riesgo Crediticio en Empresas Españolas: Una Comparación Entre Modelos Contables y Estructurales de Credit Scoring por Juan Martín Nicolás Rinaldi se distribuye bajo una [Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/).

AGRADECIMIENTOS

A mi familia, por apoyarme en todo.

A Eliana Werbin, por darme su invaluable e incondicional ayuda siempre sin pedir absolutamente nada a cambio.

A Jonatan Saúl, por todo lo que aprendo de él a diario.

A Juan Argüello, por ayudarme a comprender las bases y fundamentos de la investigación contable.

A Claudia, por quererme por lo que soy.

RESUMEN

El objetivo del presente trabajo es comparar la capacidad de predicción de la falencia empresarial de dos modelos de calificación crediticia: uno de tipo contable (*Z-score* revisado de Altman) y otro estructural (DRSK de la plataforma Bloomberg) en compañías españolas. Del análisis de los resultados surge que tanto el modelo contable *Z* revisado de Altman como el modelo estructural DRSK de Bloomberg poseen una considerable capacidad para predecir situaciones de *default*. Sin embargo, la evidencia sugiere que es aconsejable el uso conjunto de los modelos más que independientemente. Los errores en los que incurrió uno de ellos fueron sólidamente complementados por las virtudes del otro, presentando ambos una llamativa complementariedad.

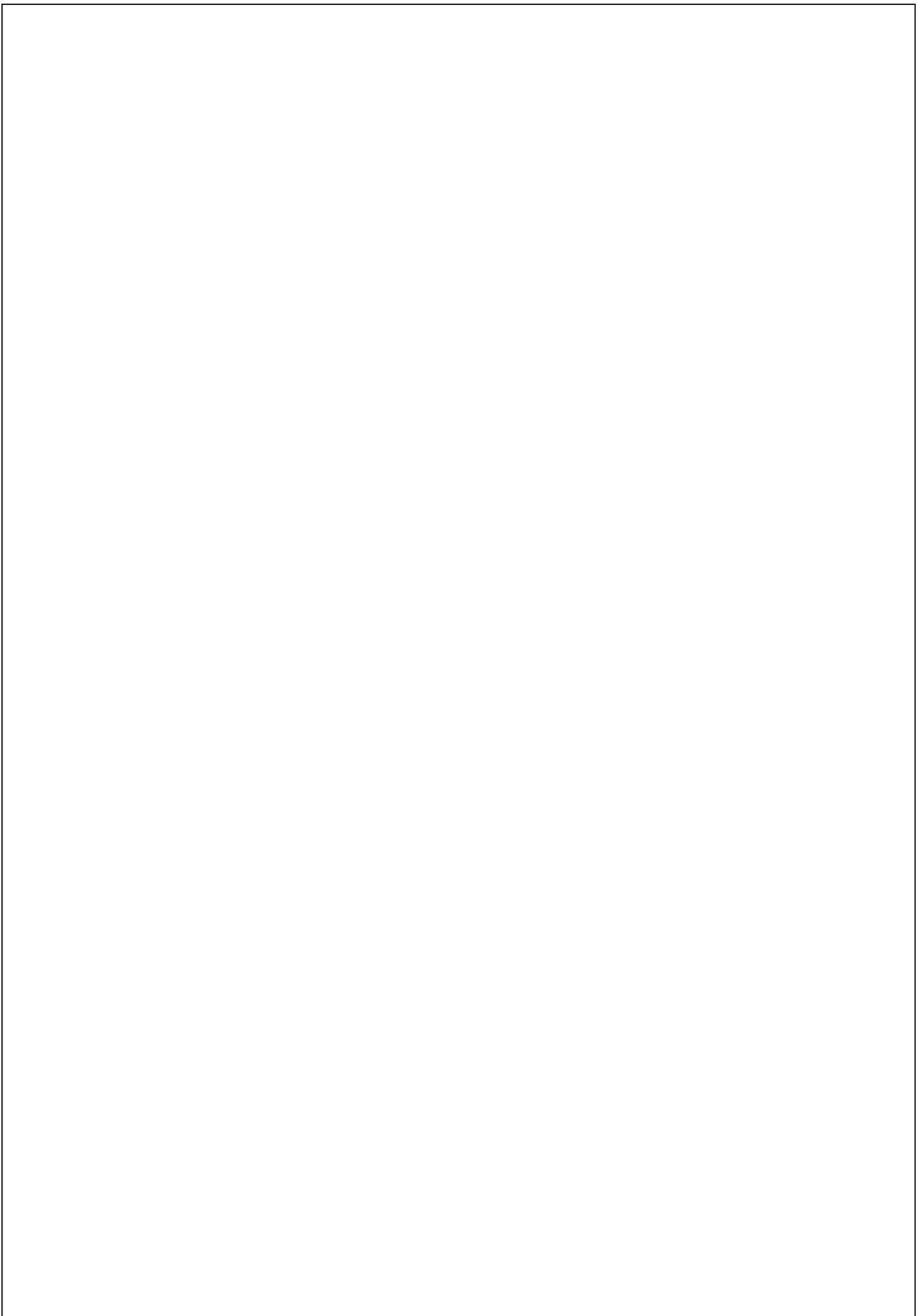
Palabras clave: solvencia, predicción, falencia, quiebra, calificación crediticia, modelo estructural.

The objective of this work is to compare the predictive capability of two credit scoring models: an accountancy data based one (revised Altman *Z-score*) and a structural type one (Bloomberg's DRSK) in Spanish firms. Results analysis shows both the Altman revised *Z-score* and Bloomberg's DRSK structural model having a considerable predictive capability of financial distress situations. Nevertheless, the joint use of both models its more recommendable than independently, evidence suggests. The observed mistakes in one of them were soundly complemented by the other's virtues, presenting both a strikingly high complementarity.

Keywords: solvency, *default*, bankruptcy prediction, structural model, *credit scoring*.

ÍNDICE

I.	INTRODUCCIÓN.....	1
II.	METODOLOGÍA.....	3
III.	RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	6
1.	ESTUDIO EXPLORATORIO BIBLIOGRÁFICO SOBRE MODELOS CONTABLES Y ESTRUCTURALES DE CREDIT SCORING.....	6
	Modelos contables.....	6
	Modelos estructurales.....	9
2.	COMPARACIÓN DEL DESEMPEÑO DEL MODELO DE ALTMAN Y DEL ESTRUCTURAL DRISK DE BLOOMBERG EN EMPRESAS ESPAÑOLAS	13
A.	UNIDADES DE ANÁLISIS... ..	13
B.	VARIABLES	15
	B1. Variables relacionadas al modelo de Z revisado de Altman	15
	B2. Variables relacionadas al modelo DRISK.....	25
C.	TÉCNICA DE RECOLECCIÓN DE DATOS.....	36
IV.	CONCLUSIONES	37
V.	BIBLIOGRAFÍA	39



I. Introducción

Los usuarios de la información financiera son múltiples y poseen incentivos heterogéneos que los motivan a precisar del acceso a la misma. Sin duda alguna, el común denominador que los une es la necesidad de valerse de ella para facilitar su proceso de toma de decisiones.

Entre los usuarios típicos de la información vertida en los estados financieros de una compañía se encuentran sus inversores y acreedores. Los primeros están especialmente interesados en conocer su potencial para generar valor, mientras que los segundos se enfocan en la capacidad que tiene la firma para cancelar sus obligaciones.

La lisa y llana observación de la información volcada en los estados financieros de una entidad puede resultar insuficiente para los fines de estos usuarios. Es por ello que existen diversos mecanismos que utilizan dicha información como materia prima para elaborar modelos cuyo *output* es de mayor utilidad para los mismos.

El uso de modelos de evaluación de riesgo crediticio o *credit scoring* ha sido ampliamente documentado por la literatura financiera. La mayoría de estos obtienen la información de los estados financieros de la empresa, si bien es cada vez más usual la existencia de modelos que emplean datos extraídos de mercados de capitales (Medina et al, 2007).

Entre los modelos que toman exclusivamente como *input* a la información contable proporcionada por las empresas se encuentra el denominado Modelo de Altman. Desarrollado en la década del '60 del siglo XX, podría describirse como una técnica multivariante que asigna una puntuación (*score*) a cada empresa empleando una combinación lineal de variables

ndependientes. Las mismas son ratios patrimoniales, económicos y financieros que resultan de información volcada en los estados financieros. Luego, se establece un punto de corte (*cutoff score*) y se clasifican las firmas en potenciales fallidas o sanas.

A diferencia de los modelos contables, los de tipo estructural utilizan el valor de mercado de los recursos propios como fuente principal de análisis. La aplicación empírica de este tipo de modelos es relativamente reciente y derivan de la formulación que hizo Robert Merton en la década del '70, que luego le valdría un premio Nobel en Economía en 1997.

En el presente trabajo, se comparó el desempeño de los modelos mencionados en cuatro compañías españolas que atravesaron procesos falenciales o vieron comprometida su capacidad para cumplir sus obligaciones financieras. Esto permitió observar la capacidad predictiva de la quiebra que posee el modelo Z revisado de Altman que sólo emplea información contable, frente al modelo estructural DRSK de Bloomberg. La importancia de esto radica en permitir que los interesados en evaluar el riesgo de falencia empresarial cuenten con evidencia de la fiabilidad de estos dos modelos, dotándolos de la capacidad de decidir entre emplear uno u otro dependiendo de su disponibilidad de información, tiempo y dinero.

El objetivo de este trabajo fue comparar la capacidad predictiva de quiebra del modelo contable Z revisado de Altman respecto al estructural DRSK de Bloomberg.

II. Metodología

1. Estudio exploratorio bibliográfico sobre modelos contables y estructurales de *credit scoring*.

Se llevó adelante en base a los siguientes autores:

- Altman (1968).
- Beaver (1966).
- La guía *Credit Risk DRSK: Framework, Methodology and Usage* elaborada por Bloomberg.
- Duan & Wang (2012).
- Medina, Ponce & Marín (2007).
- Merton (1974).
- Vassalou & Xing (2004).

2. Comparación del desempeño del Modelo de Altman y del estructural DRSK de Bloomberg en empresas españolas.

A. Unidades de análisis: empresas españolas que atravesaron procesos falenciales o vieron seriamente comprometida su capacidad para cumplir con sus obligaciones financieras, cotizantes en la Bolsa de Madrid.

B. Variables

B.1. Variables relacionadas al Modelo de Altman

- $X1 = \text{Capital Circulante/Activo Total}$
- $X2 = \text{Utilidades Retenidas/Activo Total}$
- $X3 = \text{EBIT/Activo Total}$
- $X4 = \text{Valor contable de las acciones/Pasivo Total}$

Con las anteriores, se construirá la variable final a observar: el Z-score revisado (Z'') de Altman.

B.2. Variables relacionadas al modelo DRSK

- Valor de Mercado de los Activos
- Valor Nominal de la Deuda
- Período de tiempo para el vencimiento de la deuda
- Volatilidad de la rentabilidad de los Activos, medida por su desvío estándar
- Tasa esperada de crecimiento anual de la compañía

Con las anteriores, se construirá la variable final a observar: la probabilidad de falencia del modelo DRSK.

C. Técnica de recolección de datos

La totalidad de la información con la que se trabajará será obtenida de la plataforma Bloomberg. La técnica de recolección de datos será la observación empírica de los estados financieros de las compañías analizadas y de los restantes datos para construir el *Z-score* revisado y obtener la probabilidad de falencia para cada uno de los modelos.

III. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

1. Estudio exploratorio bibliográfico sobre modelos contables y estructurales de *credit scoring*.

Modelos contables

A comienzos del siglo XX, el análisis de ratios financieros se encontraba en estado embrionario. Prácticamente el único que se consideraba era el índice de liquidez corriente a la hora de evaluar la calificación crediticia de una compañía. Más adelante, el análisis se enfocó en la utilización de un conjunto de ratios que diferentes tipos de usuarios –bancos, inversores, acreedores, entre otros- empleaban para ello. Dichos ratios financieros pueden emplearse para diversos fines, entre los que se encuentran la evaluación del riesgo crediticio (Beaver, 1966).

El empleo de modelos de *credit scoring* ha sido ampliamente documentado en la literatura financiera, desde aquél trabajo pionero de Beaver que sirvió como referencia para posteriores investigaciones. La principal debilidad del modelo que planteaba dicho autor era su carácter univariante, es decir el hecho de que clasificara a las compañías ratio a ratio siendo admisible dos diferentes clasificaciones para una misma entidad de acuerdo a la variable analizada.

La multidimensionalidad de una empresa es imposible de ser contenida en su totalidad dentro de una sola medida. Así, los métodos contables multivariantes procuran salvar este defecto de modelos univariantes como el de Beaver construyendo una función de múltiples ratios que evalúan diferentes aspectos de una compañía simultáneamente.

En años recientes, se han desarrollado una gran variedad de técnicas de carácter estadístico para la evaluación del riesgo de insolvencia a partir de ratios extraídos de los estados financieros de las empresas examinadas. Dentro de ellas, podría decirse que la del

análisis discriminante es la que ha gozado de mayor popularidad. Podría describirse como una técnica multivariante que asigna una puntuación (*score*) a cada compañía evaluada, resultante de una combinación lineal de variables independientes (ratios económicos, patrimoniales o financieros).

En la mencionada técnica, se establece un puntaje de corte (*cutoff score*) a los fines de clasificar a las empresas en sanas (puntuación por encima del *cutoff score*) y en potenciales fallidas (puntuación por debajo del *cutoff score*). Luego, las ponderaciones que asigna a cada variable independiente son aquellas que hacen máxima la diferencia entre varianzas de ambos grupos y en simultáneo minimizan la dispersión dentro de cada grupo. De esta manera, lo que la función resultante busca es maximizar el cociente entre la varianza inter-grupos y la variabilidad intra-grupos intentando lograr el máximo poder de discriminación posible entre los grupos (Medina et al., 2007).

Edward Altman fue el precursor del empleo de este tipo de técnicas a la predicción de la falencia empresarial, con el desarrollo de su modelo Zeta. Su función Zeta inicial quedó establecida de la siguiente manera:

$$Z = 0,012 * X1 + 0,014 * X2 + 0,033 * X3 + 0,006 * X4 + 0,999 * X5$$

Donde,

$X1 = \text{Capital Circulante} / \text{Activo Total}$

$X2 = \text{Utilidades Retenidas} / \text{Activo Total}$

$X3 = \text{EBIT (Beneficios Antes de Intereses e Impuestos)} / \text{Activo Total}$

$X4 = \text{Valor de mercado de las acciones} / \text{Pasivo}$

$$X5 = \text{Ventas/Activo Total}$$

Este modelo inicial ha sido adaptado de forma tal de poder ser aplicado a todo tipo de organizaciones, coticen o no en mercados organizados, sean de origen público o privado o perteneciendo a diferentes rubros y actividades. Se sustituyó así el valor de mercado del capital propio por su valor contable en X4 y se eliminó el ratio X5 (Ventas/Activo Total) debido a su elevada variabilidad en función del rubro del que se tratase. Con estos cambios, Altman, Hartzell y Peck (1995) crearon la función Zeta revisada (Z''):

$$Z'' = 3,25 + 6,56*X1 + 3,26*X2 + 6,72*X3 + 1,05*X4$$

Siendo:

$$X1 = \text{Capital Circulante/Activo Total}$$

$$X2 = \text{Utilidades Retenidas/Activo Total}$$

$$X3 = \text{EBIT/Activo Total}$$

$$X4 = \text{Valor contable de las acciones/Pasivo Total}$$

En la fórmula descripta, el término independiente estandariza los resultados logrando que Z-score menor o igual a cero sea equivalente a *default* (rating D).

Los autores recomiendan el empleo de la función Zeta revisada (Z'') en compañías no norteamericanas, razón por la cual es el modelo a utilizar en el presente trabajo.

El uso de un modelo discriminante múltiple para predecir la quiebra ha mostrado varias ventajas, entre las que podemos mencionar el potencial del mismo para analizar el perfil completo de las variables en simultáneo en lugar de secuencialmente (Altman, 1968).

Modelos estructurales

Como dijimos, los modelos estructurales emplean el valor de mercado de los recursos propios de las compañías como fuente principal para efectuar su análisis. Claramente, esto se opone al estricto uso de información puramente contable derivada de los estados financieros que hace el modelo contable que hemos expuesto.

La aplicación empírica de este tipo de modelos es relativamente reciente, siendo en estos últimos años cuando han adquirido mayor popularidad. Se basan en general en el modelo de Merton (1974), en el que las acciones de una empresa pueden considerarse una opción de compra europea sobre sus activos, cuyo precio de ejercicio es el valor de la deuda pendiente de pago en el horizonte de tiempo predefinido dado por la vida financiera de esas obligaciones.

Esta última definición permite emplear la formulación de Black and Scholes de 1973 (en adelante, B&S) para obtener la probabilidad de que la empresa quiebre en un momento dado de tiempo. Sucintamente, el modelo de B&S para esta aplicación en particular podría resumirse en:

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

Donde:

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

$$d_2 = d_1 - \sigma\sqrt{T}$$

Siendo:

- E_0 : valor de las acciones de la firma en el momento 0.
- V_0 : valor de los activos de la firma en el momento 0.
- $N(d_1)$ y $N(d_2)$: valor de la función de probabilidad acumulada de una distribución normal estándar.
- D : valor nominal de la deuda que vence en T .
- T : período de vigencia de la opción (punto del tiempo en el que vence la deuda $-D$).
- σ_V : volatilidad de la rentabilidad de los activos.
- r : tasa de interés libre de riesgo. Es anualizada en forma compuesta y continua.

Se obtiene la Distancia a la Insolvencia o *Distance To Default (DD)* de la siguiente manera (Vassalou et al, 2004):

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

Que nos indica cuántas desviaciones típicas es necesario que disminuya el logaritmo del ratio Activo/Deuda de la firma respecto a su media para que se produzca una situación de impago. Así, cuanto mayor sea la distancia a la insolvencia de una empresa menor será su probabilidad de impago.

Y la estimación de la probabilidad de falencia vendría dada por:

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

Donde μ es la tasa esperada de crecimiento de la empresa y t es el momento del tiempo al que se efectúa el análisis. Incorporando la tasa de crecimiento esperada en lugar de la tasa libre de riesgo, se obtiene una probabilidad natural de falencia en lugar de una en relación a un riesgo neutral.

El modelo que emplearemos en el presente trabajo se encuentra basado en la medida de *Distance to Default* de Merton (1974) que revisamos *ut supra*. En el mismo, una compañía entra en *default* cuando primero ocurra cualquiera de los siguientes eventos: impago de amortizaciones o intereses en un período que devengue intereses o ante el pedido de quiebra o concurso voluntario de la firma.

En forma sintética, podría afirmarse que en el denominado modelo DRISK (acrónimo de *default risk* o riesgo de falencia) una firma se considera solvente mientras el valor de mercado de sus Activos supere al de sus obligaciones (tal como en el modelo de Merton). El punto es que el valor de mercado de los Activos de la firma no es observable y, por tanto, debe inferirse mediante la formulación de B&S que describimos con anterioridad.

Conceptualmente, el valor de los Activos de una firma evoluciona en el tiempo siguiendo la dinámica de un proceso estocástico y su Pasivo será cubierto cuando el valor de los Activos se mantenga por encima del valor de los compromisos de pago en el futuro, estipulados en el contrato sobre el que se basa la deuda (Duan et al., 2012).

En el marco del modelo original de Merton, se considera que una compañía sólo puede *defaultear* (incumplir con sus obligaciones) sólo al vencimiento de sus Pasivos. En realidad, el *default* de la deuda puede ocurrir en cualquier momento. El modelo DRSK se sobrepone a esta limitación, tratando al capital como si se tratara de una opción de compra con barrera (*barrier call option*) a 1 año. Una opción de compra (*call*) con barrera es un tipo especial de opción que se activa cuando el subyacente alcanza un nivel predefinido. En este caso el subyacente son los activos de la firma y la opción de compra se activa cuando la deuda de la misma entra en *default*, según ocurra cualquiera de las situaciones ya descritas. Así, queda explícitamente incorporada la posibilidad de default antes del vencimiento de las obligaciones dentro del modelo.

2. Comparación del desempeño del Modelo de Altman y del estructural DRSK de Bloomberg en empresas españolas.

A. Unidades de análisis:

Empresas españolas que atravesaron procesos falenciales o vieron seriamente comprometida su capacidad para cumplir con sus obligaciones financieras, cotizantes en la Bolsa de Madrid.

El objetivo es comparar el desempeño de la función Z revisada (Z'') del modelo de Altman con la probabilidad de *default* del modelo DRSK de Bloomberg para predecir la quiebra de las compañías españolas. Así, se comparará la capacidad de un modelo contable (Z -score revisado) con la de un modelo estructural (DRSK) para predecir la quiebra.

Esto permitirá a los usuarios de información financiera interesados en evaluar la calidad crediticia de firmas españolas conocer qué modelo presenta mayor precisión para tal fin, permitiéndoles optar por uno u otro de acuerdo a su disponibilidad de tiempo, información y dinero (el modelo DRSK de Bloomberg es propio de dicha firma y utilizarlo supone pagar el canon que implica emplear la plataforma).

Todas las firmas seleccionadas atravesaron al menos 1 de las condiciones mencionadas por el modelo DRSK para entrar en *default* dentro del período de tiempo escogido para cada una a los fines de hacer el análisis, o bien sufrieron un *spike* (suba abrupta de cotización) de sus *Credit Default Swaps* –en adelante, CDS-. Esta última es una condición ampliamente utilizada en la literatura financiera y en la práctica para considerar que una firma está en riesgo de entrar en *default*.

Las compañías elegidas fueron:

- **Abengoa SA:** empresa internacional sevillana especializada en energía y medioambiente. En noviembre de 2014 sus CDS experimentaron una suba de cotización de 650 puntos básicos (6,5%) en sólo 2 días, ante la decisión contable de la firma de clasificar sus títulos de deuda garantizados como deuda sin recurso. La deuda sin recurso no está respaldada por garantías corporativas, sino por proyectos de largo plazo a los que se destinan los fondos recaudados con las emisiones. Esto fue percibido por el mercado como un artilugio contable para reducir ficticiamente el nivel de endeudamiento, es decir un *default* encubierto. Se analizó el periodo 2010 a 2014.
- **Bodaclick S.A.:** compañía internacional que surgió en España como organizadora de eventos y bodas a través de internet. Fue la primera firma de este tipo en hacer una Oferta Pública Inicial en España. En febrero de 2014 presentó su pedido voluntario de concurso ante las autoridades españolas, debido a una caída abrupta en el nivel de ventas combinado con una situación temporal de iliquidez. Se analizó el período 2010 a 2014.
- **Codere S.A.:** empresa multinacional de origen español dedicada a la gestión de salas juegos de azar como bingos y casinos en Argentina, Brasil, Colombia, España, Italia, México, Panamá y Uruguay. En marzo de 2013 comenzó a tener severos problemas de liquidez debido a su fuerte presencia en Argentina (en ese momento, el 37% de sus ingresos mundiales provenían de allí), estando vigentes estrictas restricciones para repatriar beneficios desde dicho país. Esta situación se extendió hasta que en febrero de 2014 *defaultó* el pago de un préstamo de U\$S 172 millones. Se analizó el período 2010 a 2014.

- **Zinkia Entertainment S.A.:** compañía española dedicada a la producción de series animadas para televisión, películas y todo tipo de entretenimiento interactivo para teléfonos móviles. En octubre de 2013, luego de fracasar en la emisión de nueva deuda corporativa, presentó la documentación para acogerse a un concurso de acreedores. Se analizó el período 2010 a 2014.

B. Variables

B.1. Variables relacionadas al Modelo Z revisado de Altman

- **X1 = Capital Circulante/Activo Total:** el capital circulante, capital de trabajo o fondo de maniobra es calculado como Activos Corrientes-Pasivos Corrientes y representa el excedente de activos de corto plazo sobre los pasivos de corto plazo, siendo una medida de la capacidad de la firma para seguir adelante con sus actividades habituales sin caer en riesgo de incumplimiento de sus obligaciones cortoplacistas. Al hacer el cociente entre el mismo y el Activo Total, obtenemos la cantidad de capital de trabajo por cada unidad monetaria de Activo Total indicando la capacidad de la compañía de responder a sus compromisos en un horizonte de tiempo menor a 12 meses. Mientras más próximo a 1 esté el cociente, indicará una elevada solvencia en el corto plazo y una baja participación de los Activos No Corrientes en el Activo Total. En una empresa que permanentemente incurre en pérdidas operativas, los Activos Corrientes se contraen en relación al Activo Total.
- **X2 = Utilidades Retenidas/Activo Total:** representa la proporción de las utilidades generadas en un período que la firma retiene en relación al Activo Total. Las Utilidades Retenidas son iguales a la Utilidad Neta del período menos las Utilidades Distribuidas en el mismo. En este ratio se encuentra

implícita la edad de la compañía, puesto que empresas más jóvenes están asociadas a un ratio menor y poseen una mayor probabilidad de falencia. Cuando el ratio es pequeño, las utilidades retenidas son escasas y la firma tiende a tener una mayor probabilidad de quebrar. Cuando el ratio se expande, es síntoma de que la firma se autofinancia y recurre menos al endeudamiento como instrumento de financiación de sus actividades o proyectos.

- **X3 = EBIT/Activo Total:** EBIT (*Earnings Before Interest and Taxes*) representan las Ganancias Antes de Intereses e Impuestos. El ratio mide el poder que tienen los Activos Totales para generar ingresos libres de compromisos financieros e impositivos.
- **X4 = Valor contable de las acciones/Pasivo Total:** este ratio nos indica cuánto puede caer el valor contable de las acciones antes de que el Pasivo exceda al Activo. Es una medida del cuánto debe ser el valor del capital en libros para evitar una situación de insolvencia. Mientras mayor sea el ratio, el valor del contable del capital es mayor en proporción al endeudamiento y ello se asocia a una mayor solvencia y a una menor probabilidad de *default*.

En conjunto, constituyen la variable central de interés: la función Z-revisada (Z'') de Altman.

Es la siguiente:

$$Z'' = 3,25 + 6,56*X1 + 3,26*X2 + 6,72*X3 + 1,05*X4$$

Los resultados de la misma se cotejan con la siguiente tabla de clasificación.

Tabla1.- Correspondencia entre puntuación Z'' y el *rating* de *Standard and 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: Business Failure Classification Models: An International Survey (Altman, 1996).

Valores inferiores a cero se consideraron de *rating* D.

Para facilitar la comparabilidad, se trabajó con la siguiente equivalencia:

Tabla 2.- Correspondencia entre *rating* de *Standard and Poor's* y riesgo de insolvencia.

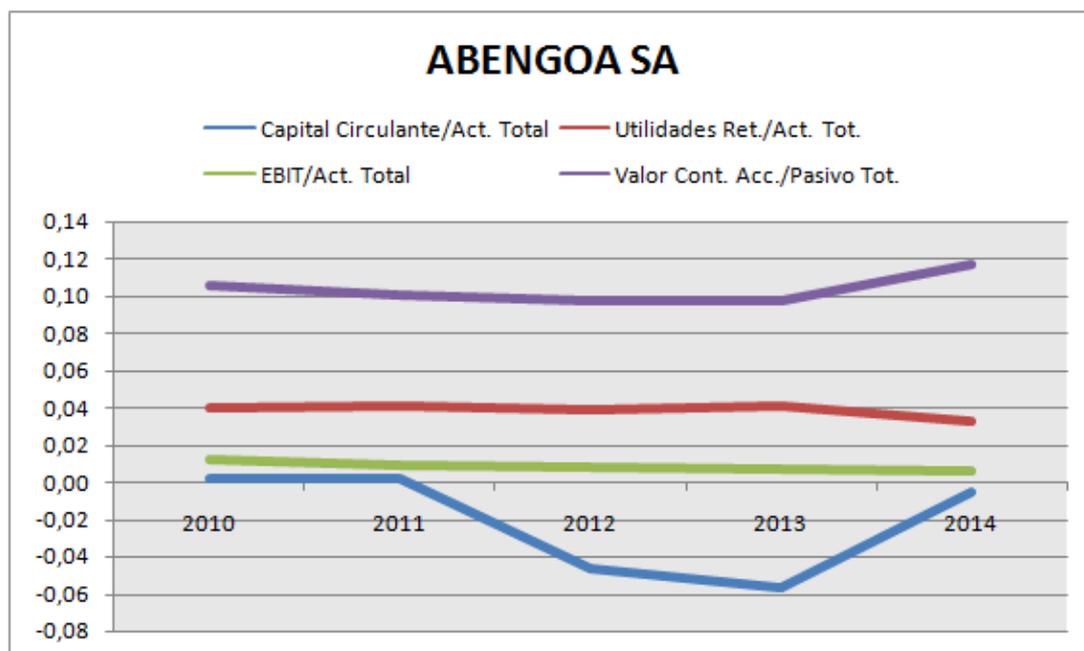
Rating equivalente	Riesgo de insolvencia
AAA a AA	Muy bajo
AA- a A-	Bajo
BBB+ a BBB-	Medio-bajo
BB+ a BB-	Medio
B+ a B-	Medio-alto
CCC+ a CCC-	Alto
D	En default

RESULTADOS PARA LAS UNIDADES DE ANÁLISIS

Tabla 3. – Resultados del modelo Z-Score revisado de Altman para la firma Abengoa S.A., período 2010 a 2014.

Período	Z''	Riesgo de insolvencia
2010	3.59	Medio-alto (B-)
2011	3.57	Medio-alto (B-)
2012	3.24	Medio-alto (B-)
2013	3.16	Alto (CCC+)
2014	3.4	Medio-alto (B-)

Figura 1.- Variables componentes del Z'' score para Abengoa SA, período 2010 a 2014



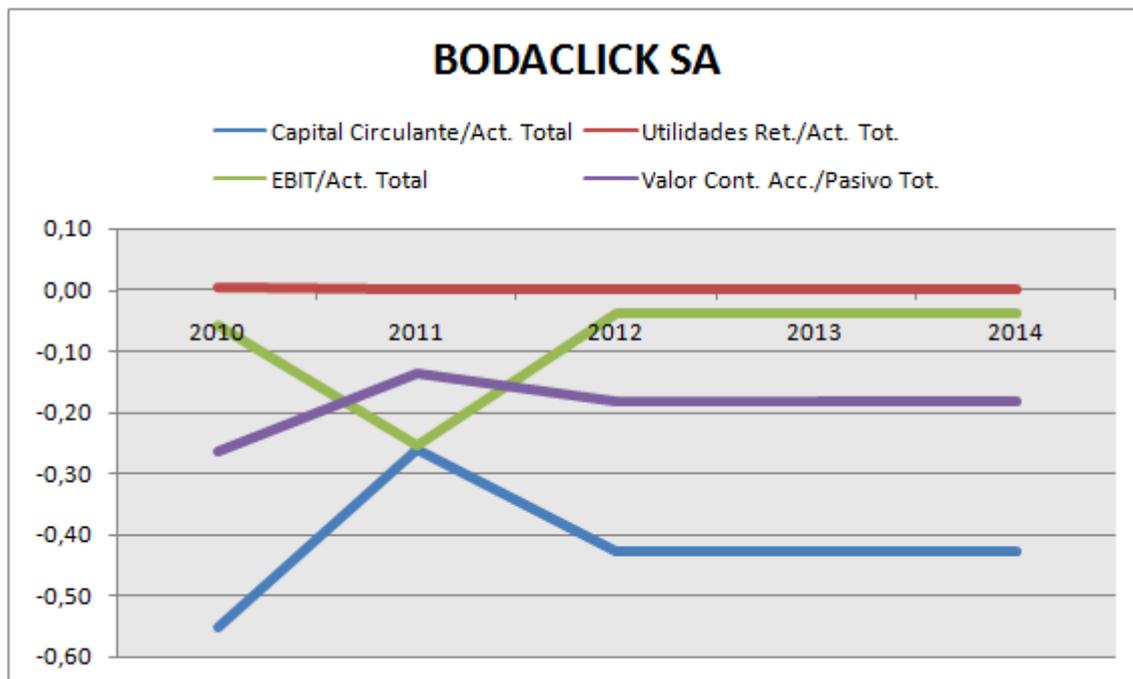
El modelo ha clasificado el riesgo de insolvencia de Abengoa SA como medio-alto desde el inicio del período observado. Puede verse un deterioro sostenido a lo largo del tiempo del *score* crediticio de la firma y un incremento sustancial en el riesgo de insolvencia en el período inmediato anterior a la ocurrencia en 2014 del evento de *default*. Es distinguible la capacidad predictiva que mostró el modelo, aunque cabe destacar que la categorización del riesgo de insolvencia se mantuvo constante en los tres primeros períodos cuando a partir de 2012 el Capital Circulante en relación al Activo Total ya mostraba signos de un significativo deterioro; esta situación generaría confusión entre los usuarios de la información, dado que podrían haber subestimado la probabilidad de que la compañía caiga en cesación de pagos.

A ello puede agregarse otro elemento que aporta evidencia en contra de la precisión del modelo y que puede verse en la tabla 3: el hecho de que haya mejorado la calificación crediticia de la firma en el Ejercicio 2014, dentro del cual se produjo el evento de *default*.

Tabla 4. – Resultados del modelo Z-Score revisado de Altman para la firma Bodaclick S.A., período 2010 a 2014.

Período	Z''	Riesgo de insolvencia
2010	-1,03	En default (D)
2011	-0,32	En default (D)
2012	0	En default (D)
2013	0	En default (D)
2014	0	En default (D)

Figura 2.- Variables componentes del Z'' score para Bodacllick SA, período 2010 a 2014



Bodacllick S.A. hizo su Oferta Pública Inicial en septiembre de 2010 y comenzó a cotizar en la Bolsa de Madrid, era una compañía prometedora y con una gran proyección. Su Patrimonio Neto negativo, Ganancia Antes de Intereses e Impuestos negativa y Capital de Trabajo Negativo se veían justificados en el endeudamiento en que había incurrido la firma para expandir sus actividades y luego reforzó la búsqueda de capitales de terceros abriendo su Capital.

Se trata del único caso de los examinados en los que el modelo ha clasificado su riesgo de insolvencia en la peor categoría posible durante todo el período revisado. Sabemos que la cesación de pagos ocurre en febrero de 2014, con el pedido voluntario de concurso que plantearon las autoridades de la empresa. Sin embargo, en este sentido el Z'' score ya había calificado a la firma en default durante los cuatro períodos consecutivos previos.

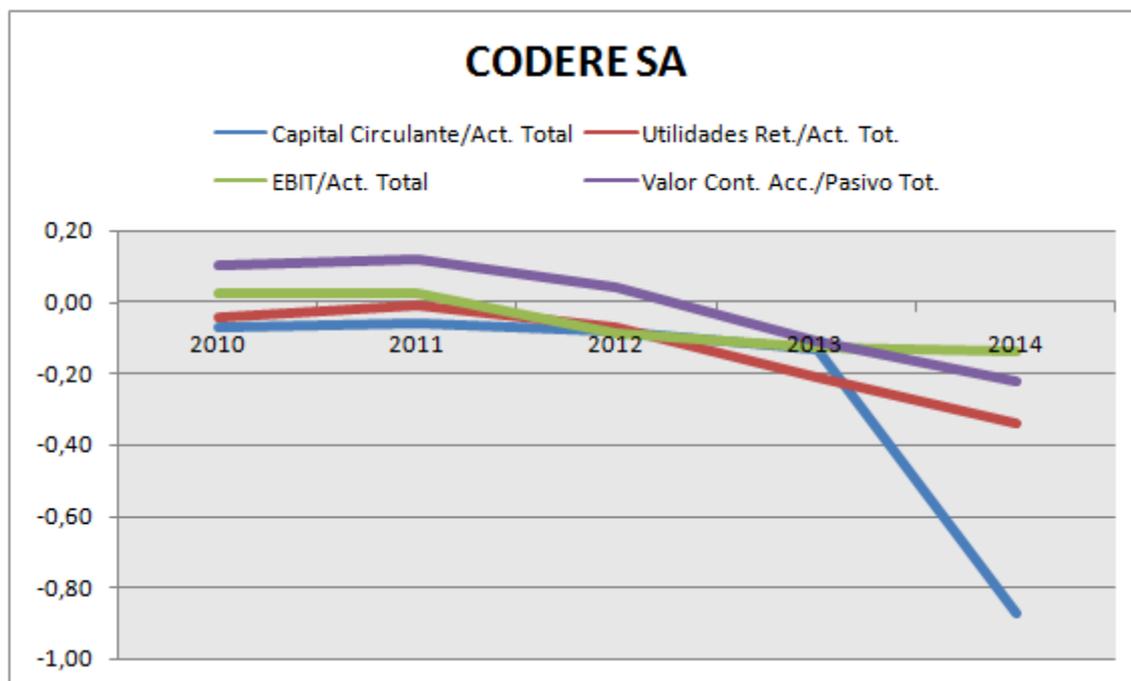
Esto podría observarse como un defecto en el mismo, puesto que ha sobredimensionado variables que habitualmente presentan estos valores en compañías jóvenes o en formación. Es más, si bien ha permanecido dentro de la peor calificación desde 2010 a 2014 puede verse en la tabla 4 cómo el score ha mejorado a lo largo del tiempo.

El modelo ha sido impreciso en este caso, ya que fue incapaz de considerar la etapa de vida en la que se encontraba la firma y a la vez ha sobreestimado el efecto de una leve mejora en las Ganancias Antes de Intereses e Impuestos en relación al Activo Total.

Tabla 5. – Resultados del modelo Z-Score revisado de Altman para la firma Codere S.A., período 2010 a 2014.

Período	Z''	Riesgo de insolvencia
2010	2.88	Alto (CCC+)
2011	3.11	Alto (CCC+)
2012	1.94	Alto (CCC)
2013	0.75	Alto (CCC-)
2014	-4,71	En default (D)

Figura 3.- Variables componentes del Z'' score para Codere SA, período 2010 a 2014



En el caso de Codere SA, la tabla 5 nos muestra como su calificación se ha deteriorado a lo largo del tiempo y ha tenido un salto significativo en el Ejercicio cerrado en 2014. Esto fue provocado por una estrepitosa caída en el Capital Circulante en relación al Activo Total, como puede apreciarse en la figura 3.

El modelo ha sido preciso y ha advertido la situación de distress financiero que se avecinaba con mucho tiempo de antelación, bajando gradualmente la calificación aún cuando la misma se asocia a un mismo nivel cualitativo de riesgo de insolvencia.

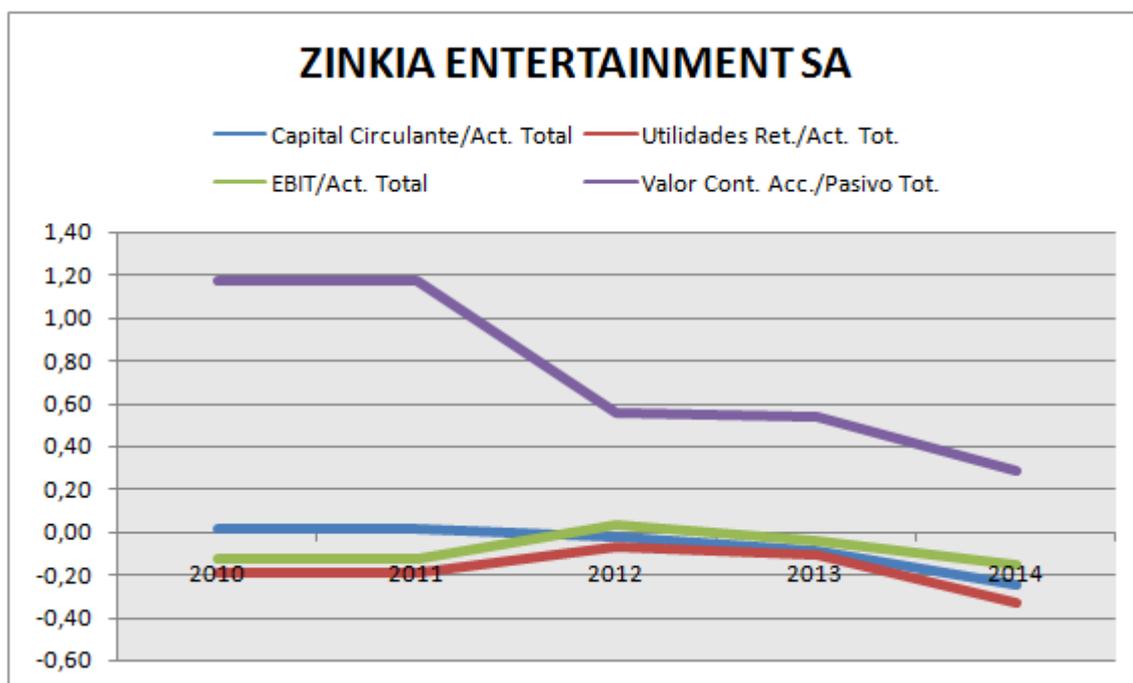
Esto es perfectamente explicable, ya que es atribuible a una caída gradual de los factores que componen el Z'' score. Así, cotejando la precisa evaluación del riesgo de crédito que hizo el modelo de Codere SA con la menos afortunada que logró en Bodaclick SA y tal como lo reflejan las figuras 2 y 3, el modelo goza de mayor exactitud cuando las variables que

componen el score muestran cambios paulatinos y pierde precisión cuando hay cambios abruptos en las mismas.

Tabla 6. – Resultados del modelo Z-Score revisado de Altman para la firma Zinkia Entertainment S.A., período 2010 a 2014.

Período	Z''	Riesgo de insolvencia
2010	3,10	Alto (CCC+)
2011	3,10	Alto (CCC+)
2012	3.73	Medio-alto (B-)
2013	2.62	Alto (CCC+)
2014	-0.23	En default (D)

Figura 4.- Variables componentes del Z'' score para Zinkia Entertainment SA, período 2010 a 2014



En Zinkia Entertainment SA, es posible ver en la figura 4 un deterioro pronunciado y sostenido del Patrimonio Neto de la firma a lo largo del tiempo. A la vez, vemos como en el mismo lapso las Utilidades Retenidas en relación al Activo Total exhiben una leve mejoría en el Ejercicio 2012 producto de una también suave recuperación en las Ganancias Antes de Intereses e Impuestos en relación al Activo Total.

Aún considerando el importante deterioro que sufrió el Patrimonio Neto, nótese cómo el score crediticio experimenta una leve mejora en el período inmediato anterior a que ocurra el default (en 2013) y a la vez el modelo tarda 1 período completo más en clasificar a la firma como en default. Cabe destacar que esto último es atribuible a que el deterioro en las partidas del estado financiero de Zinkia Entertainment SA se materializó en el Ejercicio siguiente al del default.

De esta manera, el modelo ha subestimado una importante y evidente erosión patrimonial y a la vez cuenta con la limitación de la disponibilidad de información actualizada en los estados financieros para poder hacer una clasificación precisa.

Sin embargo, es posible advertir en la tabla 6 como el modelo dio una baja calificación crediticia a la firma a lo largo de todo el período considerado y con ello acertando en advertir problemas de solvencia subyacentes.

B.2. Variables relacionadas al modelo DRSK

- **Valor de Mercado de los Activos:** se trata de una variable no observable. Los modelos que se apoyan en la formulación de Merton, como el DRSK, infieren el Valor de Mercado de los Activos en función de la capitalización de mercado y el valor de la deuda de una compañía (siendo ambos observables).
- **Valor Nominal de la Deuda:** el Pasivo Total en libros de la firma.
- **Período de tiempo para el vencimiento de la deuda:** el tiempo medio de vencimiento de las deudas que componen al Pasivo Total.
- **Volatilidad de la rentabilidad de los Activos, medida por su desvío estándar:** la rentabilidad de los Activos es obtenida a través del ROA (*Return on Assets*) y su volatilidad es medida de la siguiente manera:

$$\sum_{i=1}^n (ROA(i) - \overline{ROA}) / (n - 1)$$

Siendo: ROA(i) el rendimiento sobre los Activos del i-ésimo período, \overline{ROA} la media del rendimiento sobre los Activos en todo el período y n, el número de períodos considerados.

- **Tasa esperada de crecimiento anual de la compañía:** es la media del crecimiento del Activo en los 24 meses anteriores al momento de la estimación.

En conjunto, constituyen la variable central de interés: la probabilidad de default de acuerdo al modelo DRSK.

Los resultados obtenidos se clasificaron de acuerdo a:

Tabla 7.- Escala de Riesgo Crediticio de Bloomberg

Credit Risk Measure	Default Probability Lower Bound	Default Probability Upper Bound
IG - 1	0.000%	0.0020%
IG - 2	0.0020%	0.0040%
IG - 3	0.0040%	0.0080%
IG - 4	0.0080%	0.0152%
IG - 5	0.0152%	0.0286%
IG - 6	0.0286%	0.0529%
IG - 7	0.0529%	0.0960%
IG - 8	0.0960%	0.1715%
IG - 9	0.1715%	0.3000%
IG -10	0.3000%	0.5200%
HY - 1	0.5200%	0.88%
HY - 2	0.88%	1.50%
HY - 3	1.50%	2.40%
HY - 4	2.40%	4.00%
HY - 5	4.00%	6.00%
HY - 6	6.00%	10.00%
DS - 1	10.00%	15.0%
DS - 2	15.0%	22.0%
DS - 3	22.0%	30.0%
DS - 4	30.0%	50.0%
DS - 5	50.0%	100.0%
DDD	Defaulted	Defaulted

FUENTE: *Credit Risk DRSK: Framework, Methodology and Usage*. Bloomberg (2015).

Donde:

- *Credit Risk Measure*: es la categorización del riesgo de *default*. IG-1 es la categoría que representa el menor riesgo de default, DS-5 la de mayor riesgo de *default* sin haber caído en el mismo y DDD representa una firma que ha caído en *default* en los términos del modelo.
- *Default Probability Lower Bound* y *Default Probability Upper Bound*: son la cota inferior y superior, respectivamente, del rango en el que cae la probabilidad de default (*output* del modelo) en función de la cual se le asigna la categoría (*Credit Risk Measure*).

Para facilitar la comparabilidad, se trabajó con la siguiente equivalencia:

Tabla 8.- Correspondencia entre *Credit Risk Measure* de Bloomberg y riesgo de insolvencia.

Credit Risk Measure	Riesgo de insolvencia
IG-1 a IG-5	Muy bajo
IG-6 a IG-10	Bajo
HY-1 a HY-2	Medio-bajo
HY-3 a HY-4	Medio
HY-5 a HY-6	Medio-alto
DS-1 a DS-5	Alto
DDD	En default

RESULTADOS PARA LAS UNIDADES DE ANÁLISIS

Tabla 9. – Resultados del modelo DRSK para la firma Abengoa S.A., período 2010 a 2014.

Período	P	Riesgo de insolvencia
2010	0,76%	Medio-bajo (HY-1).
2011	1 %	Medio-bajo (HY-2).
2012	5%	Medio-alto (HY-5).
2013	1,5%	Medio (HY-3).
2014	2%	Medio (HY-3).

P=Media anual de probabilidad de *default* a 1 año vista (DRSK)

Figura 5.-Media anual de probabilidad de *default* a 1 año vista y precio de mercado de la acción de Abengoa SA, período 2010 a 2014



FUENTE: Bloomberg.

En Abengoa SA, el modelo DRSK ha fallado al mejorar la calificación crediticia de la firma en el período inmediato anterior al *default* como puede apreciarse en la tabla 9. No obstante, dentro de 2012 el modelo ya advertía sobre un incremento sustancial en la probabilidad de *default* ya que recogió la caída ininterrumpida del precio de mercado de las acciones de la empresa durante los 15 meses anteriores en conjunto con un aumento sustantivo del Pasivo.

De esta manera, un inversor o un acreedor que observase los resultados que arrojó el modelo para la compañía habría estado advertido de dificultades de solvencia en la firma mucho antes de que ocurriera lo que el mercado consideró un evento de *default*: la decisión contable de la firma de clasificar sus títulos de deuda garantizados como deuda sin recurso en noviembre de 2014.

La notoria recuperación en el precio de las acciones de la firma desde 2013 hasta noviembre de 2014 provocó que el modelo mejorara el *rating* de la misma. En este sentido, ha sido más impreciso que el modelo contable Z'' de Altman; aún así, el modelo DRSK mostró una reacción al alto endeudamiento consolidado del año fiscal 2012 y luego de la presentación de los estados financieros la probabilidad de *default* saltó al 5,5% que la ubicó por momentos en categoría HY-5 (riesgo medio-alto de insolvencia).

De esta forma, es remarcable la complementariedad que muestran el modelo contable Z revisado con el DRSK: el primero mostró sensibilidad al deterioro de la liquidez de corto plazo de la firma, pero no fue capaz de recoger el efecto de un abultado endeudamiento consolidado. El segundo, mejoró la calificación crediticia en forma previa al *default* pero en tiempo real tuvo la capacidad de incorporar el efecto de un gran endeudamiento.

Tabla 10. – Resultados del modelo DRSK para la firma Bodaclick S.A., período 2010 a 2014.

Período	P	Riesgo de insolvencia
2010	0,01%	Muy bajo (IG-4).
2011	0,01 %	Muy bajo (IG-4).
2012	0,4%	Bajo (IG-10).
2013	1,1%	Medio-bajo(HY-2).
2014	0,6%	Medio-bajo(HY-2).

P=Media anual de probabilidad de *default* a 1 año vista (DRSK)

Figura 6.-Media anual de probabilidad de *default* a 1 año vista y precio de mercado de la acción de Bodaclick SA, período 2010 a 2014.



FUENTE: Bloomberg.

Resulta interesante observar como el modelo DRSK arroja resultados diametralmente opuestos al Z-score revisado de Altman. Recuérdese que éste último había dado la peor clasificación en score crediticio en todo el período analizado a Bodaclick SA, mientras que el modelo DRSK presenta un deterioro sostenido en la probabilidad de default en los cuatro Ejercicios anteriores a que ocurriese el pedido de concurso de la misma pero siempre calificándola como de riesgo bajo de caer en cesación de pagos.

Esto se debe a que las expectativas del mercado sobre esta compañía provocaron una excesiva valoración de sus acciones que el modelo recogió, dejando de lado el hecho de que sus partidas patrimoniales y de resultados exhibían dificultades inminentes en materia de solvencia. Empero, este deterioro en las partidas bien podrían asociarse a la etapa temprana en el ciclo de vida en la que se encontraba la compañía.

Es en este caso en donde queda más en evidencia la gran complementariedad que exhiben los modelos: por un lado el modelo contable Z revisado de Altman recogió el severo compromiso a la solvencia de la compañía que exhibían las cifras de los estados financieros de la misma y por el otro, el modelo DRSK tuvo en cuenta el elevado valor de mercado de la firma, no sobredimensionó el deterioro de las cuentas patrimoniales dada la temprana etapa de la vida de la firma y aún así exhibió un deterioro en las capacidad de pago de la misma.

De esta manera, en la situación analizada vemos cómo para un usuario de información típico hubiera resultado de gran potencia predictiva de la falencia empresarial el uso conjunto de un modelo contable con uno estructural, más que considerar sus resultados independientemente.

Tabla 11. – Resultados del modelo DRSK para la firma Codere S.A., período 2010 a 2014.

Período	P	Riesgo de insolvencia
2010	0,08%	Bajo (IG-7).
2011	0,081%	Bajo (IG-7).
2012	1,79%	Medio (HY-3).
2013	4%	Medio-alto (HY-5).
2014	6,1%	Medio-alto (HY-6).

P=Media anual de probabilidad de *default* a 1 año vista (DRSK)

Figura 7.-Media anual de probabilidad de *default* a 1 año vista y precio de mercado de la acción de Codere SA, período 2010 a 2014.



FUENTE: Bloomberg.

Es en el análisis de Codere SA donde encontramos el mayor grado de precisión del modelo DRSK a la hora de predecir la falencia empresarial. Es factible ver en la tabla 11 como el modelo sistemáticamente bajó la calificación crediticia de la firma y en el período inmediato anterior al default de 2013, el mismo ya había sido capaz de advertir el deterioro en la capacidad de pago de ella.

Nuevamente, es notorio el grado de complementariedad que exhiben el modelo contable Z revisado de Altman con el DRSK: el primero identificaba un elevado riesgo de insolvencia con demasiada antelación, mientras que el segundo fue menos conservador y gradualmente fue identificando un deterioro de la capacidad de pago sin ubicar a la firma en un rating crediticio excesivamente malo.

Así, un usuario de ambos modelos podría haberse encontrado por una parte advertido de que la información contable estaba llamando la atención sobre un posible riesgo en la posibilidad de la firma de cumplir con sus obligaciones por el modelo Z revisado. A la vez y por otra parte, por el modelo DRSK podría haber conocido que dicha situación era posible pero que su materialización era más probable más adelante en el tiempo.

Tabla 12. – Resultados del modelo DRSK para la firma Zinkia Entertainment S.A., período 2010 a 2014.

Período	P	Riesgo de insolvencia
2010	0,75%	Medio-bajo (HY-1).
2011	0,48%	Bajo (IG-10).
2012	0,35%	Bajo (IG-10).
2013	1,2%	Medio-bajo (HY-2).
2014	3,1%	Medio (HY-4).

P=Media anual de probabilidad de *default* a 1 año vista (DRSK)

Figura 8.-Media anual de probabilidad de *default* a 1 año vista y precio de mercado de la acción de Zinkia Entertainment SA, período 2010 a 2014.



FUENTE: Bloomberg.

En esta firma es posible ver en la tabla 12 que el modelo bajó el rating crediticio de la empresa en el período inmediato anterior a que ocurriera el evento de default (2013). Es en este caso donde resulta más notoria una ventaja que posee el modelo estructural DRSK sobre el Z revisado de Altman: la posibilidad de contar con una medida del riesgo de insolvencia en tiempo real, cuando en el modelo contable Z revisado es necesario esperar a la divulgación de los estados financieros de la firma para calificarla.

En octubre de 2013 Zinkia SA falla en la emisión de nueva deuda corporativa y, contando con esos fondos para resolver un problema de fondo de liquidez, termina acogándose a un concurso de acreedores. En la figura 8 es posible ver la reacción inmediata de subida en la probabilidad de default habiéndose provocado dicho evento, con un salto de 0,75% en la misma que ocasionó una caída de 3 categorías en el ranking de riesgo de insolvencia.

Otra vez, es posible ver cómo el uso conjunto del modelo contable Z revisado con el estructural DRSK es de mayor eficiencia que el empleo de los mismos independientemente. El primero, con un criterio llamativamente conservador, fue capaz de advertir una severa situación de descapitalización que se manifestaba en la mengua sistemática del Patrimonio Neto a lo largo del tiempo. En el segundo, en tiempo real el modelo advirtió sobre el terrible efecto que tendría el fracaso en la emisión de nueva deuda corporativa sobre la capacidad de pago de la firma y, por ende, sobre el valor de mercado de sus acciones (que luego de lo mismo experimentaron una abrupta caída).

C. Técnica de recolección de datos

La técnica de recolección de datos por antonomasia fue la observación empírica de los Estados Financieros de las compañías analizadas y de los restantes datos para construir el *Z-score* revisado y obtener la probabilidad de falencia para cada uno de los modelos.

La información se obtuvo en su totalidad de la plataforma Bloomberg.

IV. Conclusiones

El modelo contable de Altman (Z-score revisado o Z'') mostró una considerable capacidad para advertir el deterioro de las condiciones crediticias de las compañías analizadas, en los períodos estudiados.

El tipo de resultados que arrojó el mismo podrían catalogarse como conservadores, más apropiados para usuarios de información con una gran aversión al riesgo.

Como ventajas del mismo podría rescatarse su simpleza, elevada capacidad de advertir situaciones de distress financiero con una cantidad limitada de información y la facilidad en la interpretación de su output. Entre sus desventajas se pueden mencionar su tendencia a dar calificaciones extremas, la imposibilidad de calcular el score en tiempo real y su baja sensibilidad a incrementos sustanciales en el endeudamiento de largo plazo.

La evidencia sugiere que el modelo es capaz de indicar con antelación situaciones de distress financiero en compañías, basándose pura y exclusivamente en información extraída de sus estados financieros. Aún así, en los casos examinados mostró un excesivo deterioro en la calificación crediticia que asignó a las firmas con demasiada antelación a que ocurriera el evento de default. En ciertos casos, hasta mejoró el score asignado en períodos en los que la compañía todavía se encontraba en cesación de pagos.

Por otra parte, el modelo estructural DRSK de Bloomberg arrojó resultados menos conservadores que el modelo contable Z revisado de Altman. Así, su uso presenta mayor compatibilidad con usuarios con una aversión media o baja al riesgo.

Durante el desarrollo del trabajo fue posible identificar las siguientes ventajas del modelo DRSK: la posibilidad de obtener una medida de la probabilidad de falencia en tiempo

real, su mayor sensibilidad a los cambios en el endeudamiento de largo plazo y su capacidad de recoger el efecto de cambios en el valor de mercado del capital. Entre sus desventajas podrían mencionarse: su tendencia a subestimar la probabilidad de default arrojando calificaciones crediticias laxas, la mayor dificultad en su interpretación respecto al modelo contable analizado y su exposición a cometer errores por una excesiva valoración en el mercado del capital de la firma.

Del análisis de los resultados se infiere que el modelo DRSK tiene una elevada capacidad para medir en tiempo real los cambios en la probabilidad de default, captando el efecto de variables que no se consideran en el modelo contable utilizado. Esto, a pesar de haber tenido un sesgo a dar calificaciones crediticias que tendieron a subestimar el riesgo de insolvencia de las compañías estudiadas.

Ninguno de los dos modelos ha tenido un desempeño intachable a la hora de estimar el riesgo de insolvencia en las compañías analizadas. A pesar de ello, han mostrado un elevado grado de complementariedad. Los efectos del deterioro en las partidas de los estados financieros de las firmas que el modelo DRSK fue incapaz de incorporar adecuadamente, el modelo Z revisado de Altman los recogió sin dificultades. Por su parte, por ejemplo, las alteraciones en el valor de mercado del capital de las empresas que el modelo Z'' no pudo considerar el modelo DRSK las reflejó con gran fidelidad.

Los resultados finales sugieren que para evaluar el riesgo de insolvencia de una firma con las características de las estudiadas, lo óptimo es la utilización conjunta de los modelos contable Z revisado de Altman y estructural DRSK. El uso de uno en abstracción o en independencia del otro podría hacer que el usuario sub o sobreestime la probabilidad de que la firma objeto de su interés caiga en cesación de pagos.

V. Bibliografía

- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- Altman, E. I., Hartzell, J., & Peck, M. (1995). A scoring system for emerging market corporate debt. *Salomon Brothers*, May, 15, 1995.
- Altman, E. I., & Narayanan, P. (1996). Business failure classification models: an international survey.
- Arnoletto, J.L.; Werbin, E. (2011). Fundamentos II. Material de estudio de la Especialidad en Contabilidad Superior y Auditoría, Escuela de Graduados en Ciencias Económicas, Universidad Nacional de Córdoba.
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of accounting research*, 71-111.
- Bloomberg. (2015). *Credit Risk DRSK: Framework, Methodology and Usage*.
- Duan, J. C., & Wang, T. (2012). Measuring distance-to-default for financial and non-financial firms. *Global Credit Review*, 2(01), 95-108.
- García, N. (2011). Fundamentos I. Material de estudio de la Especialidad en Contabilidad Superior y Auditoría, Escuela de Graduados en Ciencias Económicas, Universidad Nacional de Córdoba
- Medina, R. S., Ponce, A. T., & Marín, J. L. M. (2007). Un análisis de los modelos contables y de mercado en la evaluación del riesgo de crédito: Una aplicación al mercado brusátil español. *Revista Europea de Dirección y Economía de la empresa*, 16(2), 93-110.
- Merton, R. C. (1974). On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates*. *The Journal of Finance*, 29(2), 449-470.

- Vassalou, M., & Xing, Y. (2004). Default risk in equity returns. *The Journal of Finance*, 59(2), 831-868.