

2011

MGEPS2009/2011 - UPV
Vicente J. Casanova

Máster en Gestión de
Empresas, Productos y
Servicios – MGEPS
2009/2011

Tesis Fin de Máster
(TFM)

22 de septiembre de 2011

[TFM – MGEPS 2009-2011]

Tesis Fin de Máster – Máster en Gestión de Empresas, Productos y
Servicios – UPV2009/2011

Introducción

La actual crisis económica global está teniendo una fuerte incidencia en la actividad empresarial provocando la desaparición de miles de empresas. Ello lleva a la necesidad de estudiar qué modelos y variables que condicionan la supervivencia de las organizaciones y permitan predecir el riesgo de insolvencia o fracaso, con el fin de poder tomar medidas y evitar el fallo.

El 90% de la destrucción neta de empresas en España en el primer cuatrimestre de 2011 se concentró en el macrosector de promoción, construcción e inmobiliario, lo que supone que sin estos datos negativos la economía española habría dejado de destruir tejido empresarial, según el informe 'Radar Empresarial' de Axesor.

- En lo que va de año, el tejido empresarial español se ha reducido en 8.909 empresas, un 73% más que en el primer cuatrimestre de 2010. Las disoluciones empresariales afectaron a 47.061 pymes y tan sólo a 61 grandes compañías hasta abril.
- Por detrás del sector inmobiliario en destrucción empresarial hasta abril se situaron la industria (-858), la energía (-192), el comercio (-806) y servicios, como las actividades financieras y seguros (-387) y el transporte (-25).
- Aunque el incremento de la actividad empresarial -nuevas altas más reactivaciones- creció un 6,47% en términos interanuales, con 38.212 empresas nuevas, las bajas y ceses lo hicieron en mayor medida: un 14,85% con 47.121 empresas menos, de las que 16.695 pertenecen a la construcción.
- En cuanto al tipo de empresa, las disoluciones empresariales afectaron a 47.061 pymes – un 14,86% más que el pasado año – y a 61 grandes compañías, cifra que representa un crecimiento del 8,17% sobre las bajas del primer cuatrimestre de 2010.

Las repercusiones socioeconómicas que lleva asociadas el fracaso empresarial han generado un constante interés, tanto en el ámbito profesional como en el académico, por tratar de encontrar indicadores que permitan anticipar, con suficiente antelación, las posibles situaciones de crisis de forma que se puedan tomar medidas correctoras que eviten el fracaso financiero y la desaparición de la empresa.

Por otra parte, la Estrategia de Lisboa para la dinamización de la economía en la UE antes de 2010, la Comisión Europea desarrolló la Comunicación de la Comisión al Parlamento “Superar el estigma del fracaso empresarial – por una política que ofrezca una segunda oportunidad” en la que se ponían en marcha varias iniciativas para incentivar la actividad de las PYME. Entre ellas en el ámbito de las PYME – que por su debilidad financiera están especialmente expuestas al fenómeno de la Fracaso – la Comisión Europea está impulsando una iniciativa para el desarrollo de mecanismos de alerta temprana de la Fracaso que genere incentivos para el espíritu emprendedor entre los europeos y contribuya a la dinamización de la economía de la UE (Comisión de las Comunidades Europeas, 2007).

En este marco se están llevando a cabo proyectos orientados a minimizar el estigma del fracaso empresarial y a fomentar la existencia de segundas oportunidades para los

empresarios que se hayan visto inmersos en situaciones de Fracaso de modo no culpable (o, en términos de nuestra Ley Concursal, sean declarados en concurso fortuito).

La Comisión Europea considera que las acciones que se lleven a cabo para

- a. evitar el concurso de las empresas,
- b. promover una segunda oportunidad (*fresh start*) para los empresarios que se hayan visto inmersos en una situación de concurso fortuito, y
- c. minimizar el estigma que genera el fracaso empresarial,

El presente trabajo se enmarca dentro del Máster en Gestión de Empresas, Productos y Servicios (MGEPS), como Tesina Final de Máster y pretende cumplir con dos objetivos:

- a. Por una parte describir y valorar los metodos existentes de previsión de insolvencia, centrando nuestra atención en aquellos que utilizan modelos discriminantes multivariados y dejando patente la necesidad de incorporar variables cualitativas en estos modelos de previsión.
- b. Y en segundo lugar, demostrar que la imagen de una empresa, así como la utilidad y precisión estos modelos de previsión de fracaso, aumenta notablemente al introducir en ellos variables cualitativas que explican mejor la naturaleza de la empresa y su situación.

Estos dos objetivos se van a abordar con la elaboración de sendos artículos, enviados para su valoración y publicación en el III Congreso Iberoamericano SOCOTE, que tendrá lugar en la Universidad Politécnica de Valencia, 11-12 Noviembre de 2011, cuyos índices describimos a continuación.

- Art 1. Revisión de los modelos de previsión de fracaso empresarial (Marco Teórico)
- Art 2. Efecto de la incorporación de la variable INNOVACIÓN al Modelo de Kanitz para la previsión del fracaso empresarial

Agradecimientos

Han sido dos años complicados de compaginar con un trabajo duro y unos clientes muy exigentes. Pero finalmente hemos estamos a punto de alcanzar la meta. Llegado a este punto quiero agradecer a Gabriela Ribes, Vicedecana de Alumnado y Prácticas en Empresa de la Facultad de Administración y Dirección de Empresas (UPV) y directora de estos dos artículos por todo el tiempo, apoyo, aliento, estímulo, y las ganas dedicadas en hacer de esto un trabajo digno de ser presentado ante la Dirección del MGEPS y su comité evaluador, así como la comisión evaluadora de los artículos y ponencias enviadas al Congreso Iberoamericano SOCOTE; a mi mujer Natalia por todo el tiempo que esto me ha robado (... y me seguirá robando), a mi Jefe por todo el tiempo que no he podido dedicar a hacer de su empresa un lugar más productivo y eficiente, a Alkis, a Thibaut, a Sina, a Gianina, a Gionata, a Rosa, a Sonia, a Sandra, a Paula, a Carlos, a nuestro querido e incorregible Txema, y en general a todos mis queridos compañeros (*und natürlich meine deutschen Kollegen*) por hacerme volver a mis tiempos de Universidad y por compartir conmigo todas las experiencias vividas; a María, a Marival, a Blanca, a Juan por enseñarme que se puede *discutir* con metodología científica, a Jose, a Lourdes, a Fernando, y por supuesto a Ana, la recepcionista de la Facultad, por decirme cada día en que aula se daban las clases – sin ella todo esto no habría sido posible –, y en general a todo el profesorado y la Dirección del MGEPS por hacerme volver a sentir la satisfacción de aprender algo nuevo cada día, y sobre todo a esta Crisis que estamos viviendo, por recordarme cada día la potencial utilidad del trabajo que estoy realizando.



Gracias a todos,
Vicente J. Casanova

2011

MGEPS - UPV
Vicente J. Casanova

Art. 1.
Revisión de los modelos
de Previsión de fracaso
empresarial
(Marco Teórico)

[TFM – MGEPS 2009-2011]

Tesis Fin de Máster – Máster en Gestión de Empresas, Productos y Servicios – UPV2009/2011

1. Contenido

3.	Introducción	5
4.	Modelos de Previsión de Insolvencia.....	6
4.1	Definición de fracaso (o insolvencia) empresarial.....	6
4.2	Proceso de deterioro empresarial y necesidad de modelos de previsión	8
4.3	Fundamentos de los modelos de previsión de fracaso	10
4.4	Algunos modelos de previsión de fracaso empresarial basados en modelos discriminantes múltiples	11
4.4.1	Modelo de Altman	11
4.4.2	Modelo Z1 de Altman	12
4.4.3	Modelo Z2 de Altman	13
4.4.4	Modelo de Kanitz.....	13
4.4.5	Modelo de Elizabetsky.....	15
4.4.6	Modelo de Matia	15
4.4.7	Modelo de Pereira	16
4.4.8	Modelo Fulmer.....	16
4.4.9	Modelo Springate.....	17
4.4.10	Modelo CA-SCORE	18
4.5	Otros métodos no discriminantes	19
4.6	Selección de variables	20
5.	Incorporación de variables no financieras en los modelos de Previsión de Insolvencia	21
6.	Conclusiones	25
7.	Bibliografía	27

Modelos de previsión de fracaso empresarial (Marco Teórico)

Vicente J. Casanova¹, Gabriela Ribes²

¹Departamento de organización de Empresas, Facultad de ADE, UPV. Máster en Gestión de Empresas, Productos y Servicios

²Departamento de organización de Empresas, Facultad de ADE, UPV.

Resumen (abstract)

El fracaso empresarial es un hecho cotidiano y de la más rabiosa actualidad dado el contexto económico que estamos viviendo y sus repercusiones socioeconómicas en la sociedad y en el estado del bienestar. Su predicción ha suscitado un enorme interés al que han acudido todo tipo de empresas, profesionales y académicos a ofrecer sus conocimientos y métodos, unos más ortodoxos que otros, unos con indicadores más elaborados, otros con menor complejidad y algunos sin tener en cuenta que ya existían estudios previos a este respecto y modelos con un índice de precisión ya probado, aunque todos ellos persiguiendo el mismo objetivo, ser capaces de predecir el fracaso de una empresa con la suficiente antelación como para corregir el rumbo a tiempo y evitar las pérdidas.

El objetivo del presente artículo es mostrar los distintos métodos y modelos que han ido surgiendo desde la aparición de los primigenios métodos de Altman (1968) y Taffler (1982) hasta nuestras fechas, centrándonos en aquellos basados en información contable y modelos determinante múltiple y dejando clara la necesidad de incorporar variables no cuantitativas que ayuden a describir mejor la realidad empresarial sobre la que se asientan los modelos de previsión.

2. Introducción

Las repercusiones socioeconómicas que lleva asociadas el fracaso empresarial han generado un constante interés, tanto en el ámbito profesional como en el académico, por tratar de encontrar indicadores que permitan anticipar, con suficiente antelación, las posibles situaciones de crisis de forma que se puedan tomar medidas correctoras que eviten el fracaso financiero y la desaparición de la empresa.

A lo largo de los últimos treinta años han sido cuantiosos los intentos de construcción de un modelo que permitiese anticipar, fundamentalmente a través de la información contable, las situaciones de fracaso empresarial. Sin embargo, a pesar del esfuerzo realizado, no se ha logrado establecer una teoría, llegándose incluso a afirmar que los resultados obtenidos con técnicas de análisis y bases de datos cada vez más refinadas y complejas no han sido capaces de superar, en eficiencia, los resultados obtenidos en su día por Altman (Altman, 1968) o Taffler (Taffler, 1982) con procedimientos y métodos más sencillos (Correa y Acosta, 2003).

Las tendencias actuales del derecho concursal apuntan a la aparición de mecanismos preconcursales o extra-concursales de reestructuración patrimonial en el umbral del fracaso.

El desarrollo de estos mecanismos de alerta temprana de la crisis económica contribuye de modo decisivo a minimizar los efectos negativos asociados a todo procedimiento de fracaso y pueden incrementar las posibilidades de reestructuración y conservación de la empresa.

Con este propósito, la Comisión Europea en el año 2002 encargó un estudio comparativo de las legislaciones concursales de los estados miembros titulado *Bankruptcy and a fresh start*, en el que se ponían de manifiesto las consecuencias negativas de los procedimientos concursales y, especialmente, aquellas prohibiciones e inhabilitaciones que dificultaban la puesta en marcha de nuevos proyectos tras la clausura del correspondiente concurso de acreedores. El estudio indicaba la necesidad de promover mecanismos concursales accesibles para el deudor y basados en criterios de iliquidez (el conocido como *liquidity test*), frente a criterios de solvencia patrimonial (o *balance-sheet test*), que suelen retrasar la apertura de los procedimientos concursales.

Recientemente, la Comisión Europea ha concretado sus iniciativas en la materia, siguiendo en gran medida las recomendaciones del grupo de expertos y creando un portal de información especializada en materia de fracaso para las PYME. En este marco se están llevando a cabo proyectos orientados a minimizar el estigma del fracaso empresarial y a fomentar la existencia de segundas oportunidades para los empresarios que se hayan visto inmersos en situaciones de fracaso de modo no culpable (o, en términos de nuestra Ley Concursal, sean declarados en concurso fortuito).

La Comisión Europea considera que las acciones que se lleven a cabo deberían incentivar la actividad empresarial, el crecimiento y el empleo en la UE, evitando el concurso de acreedores, promoviendo una segunda oportunidad (*fresh start*) para los empresarios que se hayan visto inmersos en una situación de concurso fortuito y minimizando el estigma que genera el fracaso empresarial. Por ello ha incluido entre sus principales líneas de actuación en el ámbito de la empresa el desarrollo de sistemas de alerta temprana del fracaso para la reducción de los concursos de empresas de la UE.

El objetivo principal de nuestro trabajo será describir y valorar los métodos existentes de previsión de insolvencia, centrándonos nuestra atención en aquellos que utilizan modelos discriminantes multivariantes.

3. Modelos de Previsión de Insolvencia

3.1 Definición de fracaso (o insolvencia) empresarial

Algunos autores tratan el fracaso empresarial con el término de insolvencia empresarial, quiebra o *bankruptcy*. El origen del término viene del latín antiguo cuando *bancus* (mesa de trabajo) y *ruptus* (roto). Hace referencia a los bancos de trabajo que los artesanos tenían en los lugares públicos y mercados. Cuando uno de esos artesanos no podía hacer frente su negocio éste rompía su banco para advertir que la persona propietaria de ese banco no estaba en condiciones de continuar su negocio. Como la práctica fue muy habitual en Italia, el término derivó en *banca rotta*

Haciendo una revisión de las distintas acepciones que los autores plantean para el fracaso empresarial, la quiebra o la empresa fallida, se percibe idéntica diversidad en los trabajos

españoles y extranjeros, aunque se puede detectar cierta distinta evolución desde la identificación de situaciones de fracaso presentes a la fecha de la evaluación hacia objetivos predictivos de la situación de fracaso.

Según la extensa revisión realizada por Tascón Fernandez sobre la previsión del fracaso empresarial (Tascón y Castaño, 2010) en autores españoles, existen dos escuelas en lo referente a la definición de fracaso:

- En los trabajos españoles, un primer grupo considera empresa fracasada a la morosa, es decir, aquella empresa que en el plazo a partir de los tres meses del vencimiento de un crédito no satisface el nominal y/o los intereses (Calvo, 2007). En esta misma línea, (Gabás, 1990) considera fracasadas a las empresas incapaces de realizar pagos.
- Un segundo grupo más numeroso entiende que una empresa ha fracasado cuando presenta concurso de acreedores, suspensión de pagos o quiebra (Ferrando y Blanco, 1998; Lizarraga, 1997; López y Gandía, 1998). De forma similar, para algunos sectores, como el sector asegurador o la banca, se considera una compañía fracasada cuando se ha dado la Intervención de la Comisión Liquidadora de Entidades Aseguradoras (Mora-Enguánidos, 2000) o del Fondo de Garantía de Depósitos (Laffarga, 1985)
- Un tercer grupo de trabajos considera una entidad fracasada cuando incurre en quiebra técnica (Becerra, 1999), entendiendo como tal Recursos Propios o Patrimonio Neto negativo (Correa y Acosta, 2003)

Los autores extranjeros tienen similar disparidad de criterios en cuanto al concepto de fracaso empresarial que los españoles (Graveline y Kokalari, 2008). Una empresa fracasa o es fallida cuando:

- Deja de pagar una o varias de sus deudas, aunque sea de forma temporal.
- Reúne las condiciones previstas en la normativa vigente sobre quiebra (o procedimientos similares).
- Su situación patrimonial muestra un valor reducido en los activos o una escasez de tesorería que pueden desencadenar el fracaso.

A tener en cuenta que, mientras las dos primeras acepciones hablan de situaciones de fracaso a la fecha de estudio, el tercero trataría de detectar en la situación patrimonial actual el origen del futuro fracaso. Se percibe, pues, una evolución de los trabajos hacia la predicción del fracaso empresarial.

Sin embargo, todos los autores estudiados fueren españoles o extranjeros están de acuerdo en la diversidad, indefinición y falta de consenso claro frente del concepto de fracaso empresarial (Tascón y Castaño, 2010). Por este motivo se han establecido diversos criterios o indicadores de fracaso o insolvencia empresarial, igual de diversos según los autores estudiados. No obstante, si bien la mayoría de los autores prefieren utilizar el indicador más tradicional de **quiebra legal** (declaración judicial de quiebra al que se llega cuando se produce el cese generalizado en los pagos a sus acreedores), otros han optado por calificar como insolventes o fracasadas a aquellas empresas que se encuentran en una situación de **quiebra técnica** (aquella situación en la que el valor de las deudas de una empresa supera el total de sus

inversiones en activos fijos, o lo que es lo mismo cuando sus estados contables presenten fondos propios negativos)

3.2 Proceso de deterioro empresarial y necesidad de modelos de previsión

Los modelos tradicionales de la previsión de insolvencia se centran en tres áreas (Beaver, 1966) la rentabilidad, generación de caja y el apalancamiento. El proceso de deterioro a través del cual una empresa alcanza un punto crítico en el que se pone en tela de juicio su solvencia empresarial es casi siempre el mismo:

1. Una amenaza se materializa de forma inesperada y produce un cambio en un mercado que creíamos conocer, que conlleva una reducción de los ingresos acostumbrados.
2. A esto le siguen dificultades para generar caja y lo poco que se ingresa se consume inmediatamente en gastos operativos, lo que va a dar lugar al inicio de dificultades de crédito y morosidad y a una incipiente falta de liquidez.
3. Esto nos lleva a tener problemas de producción y almacenamiento, descuidando las políticas de inventario. Los productos que podemos producir no corresponden con los productos que pide el mercado consumidor, lo que por otro lado aumenta las obsolescencias y la rotación del inventario.
4. Bajan los estándares de producción, afectando directamente a la calidad del producto, disminuyendo más todavía las ventas y creando un adicional exceso de inventario, que será una carga cada vez más difícil de llevar.
5. Se plantean medidas de liquidación de stocks a bajo precio, con el consecuente perjuicio de la marca, si se tiene.
6. La necesaria reducción de los gastos para hacer frente a la reducción de ingresos, determina el recorte en los gastos de investigación y desarrollo y en publicidad, lo que trae como consecuencia la reducción de la calidad e imagen del producto, lo que afecta nuevamente a las ventas

Empieza ahí un círculo vicioso que afectará a la solvencia de la empresa en esas tres áreas si no se toman las medidas adecuadas. Y a veces incluso tomándolas. El proceso de reingeniería aplicada a los procesos de generación de valor de una empresa que se produce cuando ésta atraviesa un periodo de declive es lo que se conoce como una reestructuración empresarial.

- Parece ser que Hammer y Champy (Kemper y Khuen, 2001) fueron los creadores del término reingeniería empresarial y la definieron como “el cambio fundamental para llegar a la base de los problemas de la organización”. Por otra parte “la reingeniería de procesos administrativos es la revisión fundamental y el rediseño radical de procesos para alcanzar mejoras espectaculares en medidas críticas y contemporáneas de rendimiento, tales como costos, calidad, servicio y rapidez”.
- Según Di Primio (Boyle y Desai, 1991) una reestructuración es un proceso que implica el análisis y diagnóstico de los indicadores de rendimiento de una empresa, el establecimiento de un sistema de información, la preparación de planes de acción, la toma efectiva de medidas y la evaluación de los resultados y que tiene como objetivo volver a poner a la empresa en la senda de la solvencia. Por ello existe una relación

directa entre un proceso de deterioro empresarial que nos puede llevar al fracaso de la empresa y la necesidad de un proceso de Reestructuración.

- Según Balgobin (Balgobin y Pandit, 2001) una reestructuración es un cambio de situación es un periodo anormal en la historia de cualquier compañía. Se requiere un enfoque de gestión única y claramente diferentes de las de gestión o de crecimiento estable. En un cambio de situación, muchos de los viejos y/o probados principios de gestión de edad, aplicables en situaciones más estables, pierden su validez.
- Según Grinyer (Grinyer y Spender, 1979), una reestructuración se caracteriza por el colapso financiero y el inminente colapso operacional de una empresa. Esto diferencia este tipo de cambios de otros procesos de renovación, reorientación (*sharpbending*), o reorganización llevados a cabo en empresas que no están colapsadas, pero necesitan mejorar sus rendimientos.

En ámbitos anglosajones, donde la disciplina tiene más historia, este proceso tiene una gran riqueza semántica y recibe diversos nombres según sea el enfoque utilizado o el objetivo del mismo: *turnaround* (para darle la vuelta a una situación crítica), *business recovery* (cuando se trata de recuperar el negocio de una situación de fracaso), *renewal* (cuando se busca renovar el enfoque de negocio), *sharpbending* (una reorientación), *retrenchment* (una reducción de costes), *downsizing* (una reducción del tamaño estructural), *rightsizing* (una racionalización del tamaño estructural de la empresa), entre otros muchos.

Cuando intentamos trasladar todos esos conceptos al castellano nos encontramos que sólo existe un vocablo para denominar a todos los procesos anteriormente enumerados, el de “reestructuración”. Aquí es cuando se produce de nuevo la confusión y diversidad semántica. No obstante, el concepto que por genérico y amplio se aproxima más al concepto estratégico de reestructuración es el de “turnaround” – por lo genérico de darle la vuelta a la situación de la empresa, como si de un calcetín se tratara –. Los demás se pueden ubicar dentro de un ámbito más táctico u operativo dentro de este.

El objetivo de un proceso de reestructuración es defenderse frente una pérdida de control frente a los accionistas y los acreedores externos, generalmente los bancos (Altman y Smith, 1992). Por otra parte, las empresas podrán reestructurar su deuda en términos de plazo ya sea a través de una negociación privada o como parte previa al concurso de acreedores (Gilson, John y Lang, 1990)

En cualquier caso y también según un estudio de Roland Berger realizado sobre 1000 empresas europeas en fase acentuada de reestructuración (Berger, 2008), el punto de inflexión para hacer frente a una crisis con resultados satisfactorios es que la propia Dirección se de cuenta del problema y asuma su “falta de capacidades habituales” para hacer frente a ella y busque ayuda externa.

El tiempo medio de reacción ante un problema tan urgente oscila entre 12 y 18 meses desde que se dan los primeros síntomas. En algunos casos es tiempo suficiente para que la situación sea irreversible (Campillo, Serer y Ferrer, 2010).

En caso de no actuar dentro de un margen razonable de tiempo, se corre el riesgo de no hacer frente a los problemas de forma efectiva y perder consecuentemente la confianza en la Dirección, lo que haría disminuir la moral en todos los niveles organizacionales de la

empresa, creando entonces en una crisis interna complementaria a la externa y que lastraría todavía más a la empresa y la abocaría con mayor celeridad al fracaso. En este punto es donde se pone de manifiesto la importancia de los modelos de previsión de estas situaciones de fracaso (quiebra o insolvencia empresarial, según autores).

Según el citado estudio (Berger, 2008):

- un 71% por ciento de las empresas estaban en vías de alcanzar los objetivos
- un 24% ya se encontraba en situación crítica
- un 5% estaba ya abocado al fracaso empresarial.

Un modelo de previsión de fracaso eficaz puede ayudar no sólo a los empresario a evaluar con mayor exactitud y perspectiva la probabilidad de un potencial fracaso del negocio, sino también a gestores, directivos, proveedores que dan soporte, asesores externos, accionistas que proporcionan el capital para su empresas, proveedores y responsables de políticas internas y demás grupos de interés (stakeholders) (Lussier, 1995)

3.3 Fundamentos de los modelos de previsión de fracaso

Los primeros estudios con rigor estadístico sobre predicción del fracaso empresarial fueron realizados con enfoque univariante, siendo Beaver (Beaver, 1966) el precursor de esta orientación al demostrar que los ratios financieros eran buenos predictores de las crisis empresariales, especialmente el cociente entre los recursos generados por las operaciones y el pasivo exigible, que vendría a estimar ya en su día un determinado tipo de solvencia empresarial. Sin embargo y a pesar del gran adelanto que supuso en su momento, esta alternativa fue rápidamente sustituida por un enfoque multivariable que se adecuaba mejor al carácter multidimensional de la empresa.

Todas estas cuestiones han llevado a plantear, en el marco de las investigaciones que tratan de contribuir a la construcción de una teoría sobre fracaso empresarial, un proceso de análisis con el objetivo de determinar los indicadores que más eficientemente anticipan el diagnóstico sobre fracaso empresarial uno y dos años antes de que ésta se produzca.

Bajo esta nueva orientación comenzaron a proliferar los estudios basados en el análisis discriminante múltiple que consiste en obtener, a través de un vector de atributos o variables explicativas, una puntuación o valor Z a partir de la cual se fija un punto que delimita la frontera límite entre empresas sanas y fracasadas (Casey y Bartczak, 1985; Dambolena y Khoury, 1980; Deakin, 1972; Gentry, Newbold y Whitford, 1985; Meyer y Pifer, 1970; Taffler, 1982).

Sin embargo, el principal referente de la investigación en predicción del fracaso empresarial es el trabajo de Altman (Altman, 1983), donde propone un modelo multivariable que explota las diferencias entre empresas pertenecientes a dos muestras (fracasadas o insolventes y sanas o no fracasadas), emparejadas por tamaño y sector. Este modelo permitía aumentar la eficiencia del esfuerzo de análisis, dirigiéndolo a las empresas situadas en la “zona gris o de penumbra” – aquella en que no estaba claro el futuro de la empresa y por tanto algo se podía hacer –. Su éxito al pronosticar el fracaso (superior al 90% en la muestra de control, al 80%

en una muestra de empresas de bajo rendimiento y al 70% dos años antes del fracaso) supuso una revolución en la investigación contable.

Posteriormente se ha ido avanzando en el desarrollo de modelos de predicción basados en algoritmos de inteligencia artificial, especialmente de las redes neuronales, regresión logística (LOGIT) y las técnicas de inducción de reglas y árboles de decisión (Bell, Ribar y Verchio, 1990; Bonsón, Escobar y M. P. Martín, 1997; Correa y Acosta, 2003; Greenstein y Welsh, 1996; Lacher, Coats, Sharma y Fant, 1995; De Miguel, Revilla, Rodríguez y Cano, 1993; Odom y Sharda, 1993; Del Rey, 1996; Rughupathi, Schkade y Raju, 1993; Serrano y B. Martín, 1993; Wilson y Sharda, 2000), aunque los avances en estas disciplinas quedarán fuera del alcance del presente trabajo.

3.4 Algunos modelos de previsión de fracaso empresarial basados en modelos discriminantes múltiples

El interés de los profesionales de las finanzas por contar con modelos de predicción de fracaso en las empresas, ha llevado a varios expertos en la materia en todo el mundo, a desarrollar modelos matemático-financieros que permitan diagnosticar y predecir con cierta anticipación la fracaso financiera empresarial.

Para efectos de este estudio, se han seleccionado los modelos de predicción de fracaso considerados como los más conocidos y confiables descritos en el *Informe de Modelos de Previsión de fracaso* de Alejandro Astorga (Astorga, 1966).

3.4.1 Modelo de Altman

Creado por Edward Altman con base en un análisis estadístico iterativo de discriminación múltiple en el que se ponderan y suman cinco razones de medición para clasificar las empresas en solventes e insolventes.

Para el desarrollo de su modelo en 1966, Altman tomó una muestra de 66 empresas de las cuales 33 habían quebrado durante los 20 años anteriores y 33 seguían operando a esa fecha. A la muestra le calculó 22 razones financieras que clasificó en 5 categorías estándar:

- liquidez,
- rentabilidad,
- apalancamiento,
- solvencia y
- actividad.

Después de numerosas iteraciones, se seleccionaron las 5 variables que juntas dieron el mejor resultado en la predicción del fracaso. Esto se hizo mediante:

- a. Observación estadística de varias funciones, incluyendo la regresión múltiple y la contribución relativa de cada variable independiente,
- b. Evaluación de intercorrelaciones entre las variables relevantes,
- c. Observación de la precisión en la predicción de los modelos y,
- d. Criterio subjetivo del analista.

Finalmente, la función discriminante, también llamada Z o SCORE, fue:

$$Z = 1.2 X_1 + 1.4 X_2 + 3.3 X_3 + 0.6 X_4 + 0.99 X_5$$

Donde:

$$X_1 = \frac{\text{Capital de Trabajo}}{\text{Activo Total}}$$

$$X_2 = \frac{\text{Utilidades Retenidas}}{\text{Activo Total}} \quad ^1 \quad ^2$$

$$X_3 = \frac{\text{Utilidades Antes Intereses Im puestos}}{\text{Activo Total}}$$

$$X_4 = \frac{\text{Valor Empresa Mercado Capitales}}{\text{Pasivo Total}}$$

$$X_5 = \frac{\text{Ventas}}{\text{Activo Total}}$$

El resultado indica que,

- Si $Z \geq 2.99$, la empresa no tendrá problemas de fracaso en el futuro;
- Si $Z \leq 1.81$, entonces es una empresa que de seguir así, en el futuro tendrá altas posibilidades de caer en fracaso.

El modelo considera que si el resultado de Z se encuentra entre 1.82 y 2.98 las empresas se encuentran en una "zona gris" o no bien definida.

Debido a que este modelo aplicaba sólo a empresas manufactureras que cotizaban en bolsa, Altman hizo una revisión del mismo y obtuvo dos nuevas versiones, el Z1 y el Z2.

3.4.2 Modelo Z1 de Altman

El modelo Z1 es una variación del modelo Z original, en el que se sustituye, por un lado, el numerador en X4 por el valor del capital contable en lugar del valor de la empresa en mercado de capitales y en el que la ponderación de cada índice también se modifica. Las adaptaciones se hicieron con el fin de aplicarlo a todo tipo de empresas y no solamente a las que cotizaran en bolsa.

¹ Utilidad se utiliza como sinónimo de Beneficio. Excedente del precio de venta sobre el costo de cualquier transacción. Utilidad bruta o neta, después de deducir los impuestos, que obtienen las empresas; es la diferencia positiva entre los ingresos y gastos contables.

² Utilidades retenidas: Porción de las utilidades no pagadas como dividendos. En el caso de no pagar dividendos, las Utilidades Retenidas coinciden con los Beneficios Netos de la empresa.

Esta versión se desarrolló con empresas manufactureras y pondera de manera importante el activo total de la empresa y su rotación. La función queda de la siguiente manera:

$$Z1 = 0.717 X1 + 0.847 X2 + 3.107 X3 + 0.420 X4 + 0.998X5$$

Si $Z1 \geq 2.90$, la empresa no tendrá problemas de fracaso en el futuro;

- Si $Z1 \leq 1.23$, entonces es una empresa que de seguir así, en el futuro tendrá altas posibilidades de caer en fracaso.
- Si el resultado de $Z1$ es de entre 1.24 y 2.89, se considera que la empresa se encuentra en una "zona gris" o no bien definida.

3.4.3 Modelo Z2 de Altman

Esta versión es un ajuste del modelo anterior $Z1$ en la que se elimina la razón de rotación de activos $X5$, para aplicarlo a todo tipo de empresas y no sólo a manufactureras. Este nuevo modelo pondera de manera importante la generación de utilidades en relación al activo, así como su reinversión.

La función final es:

$$Z2 = 6.56X1 + 3.26X2 + 6.72 X3 + 1.05 X4$$

- Si $Z2 \geq 2.60$, la empresa no tendrá problemas de fracaso en el futuro;
- si $Z2 \leq 1.10$, entonces es una empresa que de seguir así, en el futuro tendrá altas posibilidades de caer en fracaso.
- Si $Z2$ se encuentra entre 1.11 y 2.59 las empresas se ubicarán en una zona no bien definida.

3.4.4 Modelo de Kanitz

El profesor Srephenn Charles Kanitz, del Departamento de Contabilidad de la Facultad de Economía y Administración de la Universidad de Sao Paulo (FEA/USP), fue responsable, durante más de 20 años, por la elaboración del análisis económico y financiero de las 500 mejores y mayores empresas brasileras editada por la Revista Exame.

Fruto de su trabajo junto a las empresas y el de su investigación, elaboró un modelo de previsión de falencias, también conocido como factor de fracaso.

Este factor es obtenido a partir de informaciones de balances contables de empresas a través del cálculo de una fórmula "mágica", a saber:

$$Y = 0.05X1 + 1.65X2 + 3.55 X3 - 1.06X4 - 0.33X5$$

Donde

$$X1 = \frac{\text{ActivoCirculante}}{\text{PatrimonioNeto}}$$

$$X2 = \frac{\text{ActivoCirculante} + \text{RealizableLP}}{\text{PasivoCirculante} + \text{ExigibleLP}}$$

$$X3 = \frac{\text{ActivoCirculante} - \text{Stock}}{\text{PasivoCirculante}}$$

$$X5 = \frac{\text{PasivoCirculante} + \text{ExigibleLargoPlazo}}{\text{PatrimonioNeto}}$$

$$X4 = \frac{\text{PasivoCirculante} + \text{ExigibleLargoPlazo}}{\text{PatrimonioNeto}}$$

$$X5 = \frac{\text{ActivoTotal}}{\text{PasivoTotal}}$$

A partir del cálculo y como veremos gráficamente a continuación, se obtiene un número denominado SCORE o Factor de fracaso que determina la tendencia de una empresa a fallar o no. Para facilitar, el autor creo una escala llamada de “**termómetro de fracaso de Kanitz**”, indicando tres grados diferentes

- Solvente,
- Penumbra, e
- Insolvente

Los valores positivos indican que la empresa está en una situación buena o “solvente”, si fuese menor a -3 la empresa se encuentra en una situación mala o “insolvente” y que podrá llevarla a la quiebra. El intervalo intermedio, de 0 a -3, llamada “penumbra” representa a un área en que el factor de Fracaso no es suficiente para analizar el estado de la empresa, pero inspira cuidados.

Tabla 1. Gradación del termómetro de Kanitz (Astorga, 1966)

Termómetro de fracaso de KANITZ	
7	SOLVENTE
6	
5	
4	
3	
2	
1	
0	PENUMBRA
-1	
-2	
-3	INSOLVENTE
-4	
-5	
-6	
-7	

Una empresa que presenta un factor de fracaso positivo, tiene menor probabilidad de terminar quebrada y esa posibilidad disminuirá a medida que el factor positivo fuese mayor. Al contrario, cuanto menor fuese el factor negativo mayores serán las chances de la empresa terminar sus actividades.

En aquella época, inicio de la década del 70, KANITZ aplicó su modelo en las 500 mayores y mejores empresas brasileras. La empresa seleccionada como la mejor del año presentaba un factor de fracaso (Y) igual a "10", en tanto que otra con factor igual a "-2.6" pidió concurso de acreedores al año siguiente, con un factor de fracaso igual a "-7".

Mientras en los EUA Edward ALTMAN ya exploraba esa técnica (1930), en Brasil, el modelo de KANITZ fue uno de los precursores (1972). Actualmente, otros investigadores brasileros ya han desarrollado modelos semejantes y más actualizados, como ELIZABETSKY, MATIAS e PEREIRA.

Las fórmulas de estos otros modelos están demostradas a continuación.

3.4.5 Modelo de Elizabetsky

$$Y = 1,93X1 - 0,2X2 + 1,02X3 - 1,33X4 - 1,12X5$$

Donde:

$$X1 = \frac{\text{GananciaNeta}}{\text{Ventas}}$$

$$X2 = \frac{\text{Disponible}}{\text{ActivoPermanente}}$$

$$X3 = \frac{\text{CuentasARecebir}}{\text{ActivoTotal}}$$

$$X4 = \frac{\text{Stock}}{\text{ActivoTotal}}$$

$$X5 = \frac{\text{PasivoCirculante}}{\text{ActivoTotal}}$$

A partir de esta fórmula se obtiene un número Y.

— Cuando $Y < 0.5$, la firma podría considerarse como "insolvente o fracasada".

3.4.6 Modelo de Matia

$$Y = 23,792X1 - 8,26X2 - 9,868X3 - 0,764X4 - 0,535X5 + 9,912X6$$

Donde:

$$X1 = \frac{\text{PatrimonioNeto}}{\text{ActivoTotal}}$$

$$X2 = \frac{\text{Pr estamosBancarios}}{\text{ActivoCirculante}}$$

$$X3 = \frac{\text{Pr ovedores}}{\text{ActivoTotal}}$$

$$X4 = \frac{\text{ActivoCirculante}}{\text{ActivoCirculante}}$$

$$X5 = \frac{\text{GananciaOperativa}}{\text{ActivoTotal}}$$

$$X6 = \frac{\text{Disponible}}{\text{ActivoTotal}}$$

A partir de esta fórmula se obtiene un número Y.

— Cuando $Y < 0$, la firma podría considerarse como "insolvente o fracasada".

3.4.7 Modelo de Pereira

$$Y = 0,722 - 5,124X1 + 11,016X2 - 0,342X3 - 0,048X4 + 8,605X5 + 0,004X6$$

Donde:

$$X1 = \frac{\text{DocumentosDescontados}}{\text{DocumentosAReibir}}$$

$$X2 = \frac{\text{StockFinal}}{\text{CosteMercaderiasVendidas}}$$

$$X3 = \frac{\text{Pr ovedores}}{\text{Ventas}}$$

$$X4 = \frac{\text{StockMedio}}{\text{CosteMercaderiasVendidas}}$$

$$X5 = \frac{\text{ExigibleTotal}}{\text{GananciaNeta} + 10\% \text{ InmovilizadoMedio} + \text{SaldoDeudorCorreccionMonetaria}}$$

A partir de esta fórmula se obtiene un número Y.

— Cuando $Y < 0$, la firma podría considerarse como "insolvente".

3.4.8 Modelo Fulmer

Desarrollado en 1984 por Fulmer, también utiliza el análisis iterativo de discriminación múltiple. El autor evaluó 40 razones financieras aplicadas a una muestra de 60 empresas, 30

solventes y 30 insolventes. El modelo final toma 9 razones financieras ponderadas, de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$H = 5.528 X1 + 0.212 X2 + 0.073 X3 + 1.270 X4 - 0.120 X5 + 2.335 X6 + 0.575 X7 + 1.083 X8 + 0.894 X9 - 6.075$$

Donde:

$$X1 = \frac{\text{Utilidades Re tenidas}}{\text{ActivoTotal}}$$

$$X2 = \frac{\text{Ventas}}{\text{ActivoTotal}}$$

$$X3 = \frac{\text{UtilidadesAntes Im puestos}}{\text{CapitalContable}}$$

$$X4 = \frac{\text{FlujodeCaja}}{\text{PasivoTotal}}$$

$$X5 = \frac{\text{Deuda}}{\text{ActivoTotal}}$$

$$X6 = \frac{\text{PasivoCirculante}}{\text{ActivoTotal}}$$

$$X7 = \text{ActivoTotalTangible}$$

$$X8 = \frac{\text{CapitaldeTrabajo}}{\text{PasivoTotal}}$$

$$X9 = \frac{\text{Log} \angle \text{UtilidadOperativa}}{\text{GastosFinancieros}}$$

El Modelo de Fulmer cuenta con un indicador H de valor discriminante único.

- Cuando $H < 0$, la empresa puede calificarse como "insolvente". Fulmer obtuvo el 98 % de precisión aplicando su modelo con un año de anticipación a la fracaso y 81% con más de un año.

3.4.9 Modelo Springate

Este modelo fue desarrollado en 1978 por Gordon L.V. Springate de la Universidad Simon Fraser de Canadá, siguiendo los procedimientos desarrollados por Altman.

Springate usó el análisis estadístico iterativo de discriminación múltiple para seleccionar cuatro de 19 razones financieras de uso frecuente que mejor distinguieron entre los buenos negocios y los candidatos a fracaso. El modelo Springate tiene la siguiente forma:

$$Z = 1.03A + 3.07B + 0.66C + 0.40D$$

Donde:

$$A = \frac{\text{Capital de Trabajo}}{\text{Activo Total}}$$

$$B = \frac{\text{Utilidad Neta Antes Intereses Im puestos}}{\text{Activo Total}}$$

$$C = \frac{\text{Utilidad Neta Antes Im puestos}}{\text{Pasivo Circulante}}$$

$$D = \frac{\text{Ventas}}{\text{Activo Total}}$$

A partir de esta fórmula se obtiene un número Z.

— Cuando $Z < 0.862$, la firma podría considerarse como "insolvente".

Este modelo logró una precisión del 92.5% en 50 empresas que examinó Springate. Más tarde se probó el modelo de Springate en 50 empresas con un activo promedio de 2.5 millones de dólares canadienses y encontró el 88.0% de exactitud y posteriormente se tomó el modelo de Springate para 24 empresas con un activo promedio de 63.4 millones de dólares canadienses y encontró una precisión de 83.3%.

3.4.10 Modelo CA-SCORE

La Orden de Contadores Certificados de Quebec (Quebec CA's) recomienda este modelo y, según dice quien lo desarrolló, lo usan cerca de 1,000 analistas financieros en Canadá.

Este modelo fue desarrollado por Jean Legault de la Universidad de Quebec en Montreal, usando el análisis estadístico iterativo de discriminación múltiple. Fueron analizadas 30 razones financieras de una muestra de 173 empresas manufactureras con ventas anuales del rango de entre 1 a 20 millones de dólares canadienses.

El modelo tiene la siguiente forma:

$$\text{CA-SCORE} = 4.5913 X1 + 4.5080 X2 + 0.3936 X3 - 2.7616$$

Donde:

$$X1 = \frac{\text{Capital Contable}}{\text{Activo Total}}$$

$$X2 = \frac{\text{Utilidades Antes Im puestos} + \text{Ingresos Extraordinarios} + \text{Gastos Financieros}}{\text{Activo Total}}$$

$$X3 = \frac{\text{Ventas}}{\text{Activo Total}}$$

Cuando $\text{CA-SCORE} < -0.3$, la empresa puede considerarse como "insolvente".

El autor del modelo informó (1987) que éste tiene un promedio de confianza del 83% y está restringido a evaluar empresas manufactureras.

3.5 Otros métodos no discriminantes

A pesar de la popularidad alcanzada por el análisis discriminante y los reducidos porcentajes de error en la clasificación de las empresas que presentaban los modelos obtenidos, la validez de estos resultados aparece cuestionada por las importantes restricciones estadísticas que caracterizan a esta metodología, siendo el incumplimiento de la hipótesis de normalidad en las distribuciones de los ratios contables, que habitualmente configuran el conjunto de variables independientes de los modelos, una de las causas que contribuyen a invalidar los resultados obtenidos con esta técnica e impiden su generalización.

Estas limitaciones favorecieron la aparición de nuevas corrientes de estudios sobre fracaso empresarial:

- Como aquellos basados en modelos de probabilidad condicional, entre los que destacan los modelos de regresión logística (LOGIT). Esta técnica permitía obtener una estimación de la probabilidad de fracaso de una empresa condicionada a un conjunto de restricciones o atributos, siendo el trabajo de (D. Martín, 1977) uno de los pionero dentro de esta línea de investigación.
- O la aplicación de la técnica de participaciones iterativas, que constituye otra interesante línea de investigación, aunque mucho menos extendida que las anteriores. Esta metodología permite introducir las variables de forma secuencial, estableciendo clasificaciones sucesivas entre empresas fracasadas y solventes que se presentan en forma de árbol de decisión binaria (Correa y Acosta, 2003). Sin embargo, la arbitrariedad que suele caracterizar al proceso de introducción de las variables así como las dificultades que entraña la estimación de la probabilidad de fracaso, constituyen las causas principales que justifican la escasa popularidad de esta herramienta (Frydman, E. I. Altman y Kao, 1985; Marais, Pattell y Wolfson, 1984).
- En un avance natural aparece el modelo el Modelo RPV como un intento por suplir las deficiencias hasta ese momento. El modelo logra mejorías significativas al incluir por primer vez información cualitativa. Sin embargo, se advierte que la teoría Earning Power, en la que se fundamenta, podría traer problemas de especificación y de estructura cuando se aplique a otra muestra de empresas distintas a las utilizadas en su definición. Los resultados empíricos no sólo comprobaron estas sospechas, sino que permitió robustecer el modelo asignando los coeficientes de respuesta de las variables explicativas más ajustados al riesgo (Mosqueda, 2010).
- También en este contexto de búsqueda de nuevas alternativas de investigación sobresalen los estudios que tratan de anticipar las situaciones de fracaso a través de la aplicación de algoritmos de inteligencia artificial, especialmente de las redes neuronales y las técnicas de inducción de reglas y árboles de decisión. Los resultados demuestran que las redes neuronales y los árboles de decisión logran un mayor grado de acierto que las técnicas clásicas a la hora de clasificar a las empresas en solventes e insolventes, presentando los árboles de decisión una mayor capacidad explicativa que

las redes que, sin embargo, se caracterizan por una mayor capacidad predictiva que los primeros (Bonsón et al., 1997).

A pesar del interés que puedan suscitar, su estudio pormenorizado se dejará fuera del alcance del presente trabajo, dejando una puerta abierta para posteriores trabajos en los que abordarlos con la profundidad que requieren.

3.6 Selección de variables

Como hemos visto, los modelos de predicción del fracaso proveen de un método efectivo para establecer el efecto informativo de los datos contables sobre la solvencia de la empresa, al mismo tiempo que evalúan la relación entre los datos contables y el fracaso.

Uno de los componentes más importantes de los citados modelos de previsión de fracaso empresarial, no es tanto la fórmula que culmina su análisis, sino la elección de las variables que terminarán explicando el estado de la empresa. Desde ese prisma, varios factores pueden explicar el fracaso empresarial. En general, las causas financieras (endeudamiento, limitación de crédito etc.) y económicas (estructura productiva, estrategia, demanda, ciclo económico, etc) son de especial importancia. La selección de las variables más adecuadas para valorar el riesgo financiero es parte fundamental para validar los resultados obtenidos. Se deben considerar variables significativas y relevantes que discriminen el objeto de estudio (Calvo, 2007).

Resúmenes sobre aspectos metodológicos se pueden consultar, entre otros, en estudios realizados (Altman, 1968; Jones, 1987; Lafarga, Martín y Vazquez, 1986; Mora-Enguíanos, 1994; Zavgren, 1985)

En base al repaso a los trabajos más relevantes que han estudiado el fenómeno del fracaso empresarial tanto en el ámbito nacional como internacional y a la naturaleza contable de la información de partida (cuentas anuales depositadas en el Registro Mercantil) se presentan estos indicadores agrupados en seis categorías:

- rentabilidad,
- estructura económica,
- estructura financiera,
- solvencia y liquidez,
- tasas de participación sobre valor añadido y productividad y
- crecimiento.

En la mayoría de los modelos elaborados hasta el momento los ratios rentabilidad, seguidos de los de liquidez, son las variables que han demostrado una mayor capacidad explicativas (Correa y Acosta, 2003). Sin embargo, numerosos estudios previos establecen el desequilibrio en las variables financieras (endeudamiento, liquidez, rentabilidad, etc.) como la principal causa o consecuencia del fracaso de la empresa (bancarrota).

Sin embargo, la experiencia muestra que no toda la información relevante queda incluida en los Estados Financieros; luego, si los estados contables no brindan toda la información requerida, se generan problemas de valores perdidos.

En esta línea algunos autores (Maltz, Shenhar y Reilly, 2003) demostraron empíricamente que el uso de medidas financieras como indicadores únicos de desempeño de la organización es limitado. Por ello, cada vez un mayor número de autores opta por incluir indicadores no contables o cualitativos en los modelos predictivos del fracaso empresarial.

La evidencia encontrada por estos estudios nos sugiere que la información no financiera y cualitativa puede resultar particularmente apropiada cuando se estudia el fracaso empresarial de las pequeñas empresas, pues, a priori, la veracidad en la información contable en este tipo de empresas es menor. Además de las variables no contables y cualitativas, las características de la empresa –como el tipo de industria y el tamaño– han probado ser una variable muy importante en la predicción del fracaso empresarial. Laitinen (Laitinen, 1993), por ejemplo, encontró evidencia de que las empresas pequeñas son más susceptibles al fracaso empresarial.

4. Incorporación de variables no financieras en los modelos de Previsión de Insolvencia

Como hemos visto, medir el éxito de la organización es un reto continuo para los directivos y los investigadores. Mientras que las medidas financieras de amplio uso durante muchos años, han surgido nuevos marcos en los últimos años que se extienden más allá de las perspectivas de la organización las medidas financieras tradicionales. Este estudio se dedicó a la cuestión de cómo evaluar el éxito de la organización de las empresas comerciales.

Como mayor grado de demostración de la importancia de las variables no financieras en los modelos de previsión de fallo empresarial Robert Lussier (Lussier, 1995) construyó un modelo basado en factores de gestión casi fundamentalmente cualitativos para predecir el fracaso de las empresas jóvenes. Este modelo está fundamentado en las siguientes variables o factores, todos ellos cualificados con su efecto esperado hacia el éxito, positivo (+) o negativo (-):

- **Capital (-)**. Los negocios que inician su andadura descapitalizados tienen mayor probabilidad de fracaso que los que empiezan con el capital necesario.
- **Mantenimiento de registros y control financiero (+)**. Aquellos negocios que mantienen adecuados registros e información precisa y exacta acerca de sus controles financieros tienen mayor probabilidad de éxito que aquellos que no lo hacen.
- **Experiencia en la industria (+)**. Aquellos negocios que son gestionados por gente con experiencia previa en la industria tienen mayor probabilidad de fracaso que aquellos que no.
- **Experiencia en la gestión (+)**. Aquellos negocios que son gestionados por gente con experiencia previa en la gestión tienen mayor probabilidad de fracaso que aquellos que no.
- **Planificación (-)**. Aquellos negocios que no desarrollan planes de negocio específicos tienen mayor probabilidad de fracaso que aquellos que si lo hacen.
- **Asesores profesionales externos (+)**. Aquellos negocios que hacen uso de asesores externos tienen mayor probabilidad de éxito que aquellos que no hacen uso de ellos.

- **Educación (+)**. Aquellos negocios que no atraen y retienen a los empleados de calidad tienen mayores probabilidades de fracaso que aquellos que si lo hacen.
- **Gestión del personal (+)**. Gestión de las capacidades humanas
- **Producto/servicio a tiempo (+)**. Aquellos negocios que seleccionan productos/servicios que son demasiado nuevos o demasiado viejos para su mercado tienen mayores probabilidades de fracaso que aquellos que seleccionen aquellos productos y servicios que se encuentran en fase de crecimiento.
- **Planificación Económica (+)**. Aquellos negocios que se inician durante una recesión tienen mayores probabilidades de fracaso que aquellos que se inician en un periodo de expansión económica.
- **Edad del propietario (+)**. Aquellos negocios iniciados por gente joven tienen mayor probabilidad de fracaso que aquellos que son iniciados por gente de cierta edad.
- **Socios (+)**. Un negocio que se inicia con una sólo persona tiene mayor probabilidad de fracaso que aquellos que cuentan con más de una persona.
- **Padres propietarios de un negocio (+)**. , Parents (pent). Aquellos propietarios de un negocio que provienen de familias propietarias de un negocio tienen mayor probabilidad de éxito que aquellos que no.
- **Minorías (-)**. Las minorías tienen mayor probabilidad de fracaso que las no minorías.
- **Aptitudes de marketing y ventas (+)**. Aquellos negocios sin aptitudes para el marketing y las ventas tienen mayor probabilidad de fracaso que aquellos que si las tienen.

En el caso de Lussier, de las 15 variables analizadas en su estudio y según su pormenorizado estudio, aquellas variables explicativas del fracaso|éxito empresarial fueron

- **Asesores profesionales externos,**
- **Planificación;**
- **Educación y**
- **Gestion del personal**

La conclusión al estudio de Lussier – en la que no intervenía ninguna variable financiera – fue que no todos los negocios parten con las mismas condiciones y recursos en “al menos 4 de las 15 variables estudiadas”. Tal y como concluyó, los negocios exitosos contaban con un mayor uso de personal profesional externo y desarrollaban más planes de negocio específicos, mientras que los negocios fracasados tenían mayor nivel educativo y menos dificultad para contratar personal. (Lussier, 1995)

Con objeto de aportar una visión más amplia de las situaciones de fracaso empresarial, hubo otros autores que estudiaron la incorporación de información no exclusivamente financiera y de tipo cualitativo en los modelos de predicción, especialmente en las pequeñas empresas que pueden presentar carencias en su información contable (Becchetti y Sierra, 2002a; Cooper,

Dunkelberg, Woo y Dennis, 1990; Correa y Acosta, 2003; Keasey y Watson, 1987; Lehmann, 2003; Lussier R.N., 1994; Ohlson, 1980; Reynolds, 1987; Reynolds y Miller, 1989).

En esta línea hay diversos estudios que identifican factores no financieros para describir la realidad empresarial frente al fracaso, como puede ser la plantilla, experiencia en la gestión, edad, motivación, eficiencia productiva, habilidades sociales, existencia de una estrategia empresarial a largo plazo, dependencia de uno o varios proveedores, nivel exportador, presencia de competidores relevantes en la misma región, relaciones con entidades financieras, nivel de diversificación, crecimiento industrial, cuota de mercado, características del equipo directivo o la inclusión de variables relativas al gobierno de la empresa (Balcaen y Ooghe, 2004; Goktan, Kieschnick y Moussawi, 2006; Lee y Yeh, 2004).

Otros establecen una relación directa entre el fracaso y la edad o el tamaño de la empresa (Bates y Nucci, 1989; Dunne, Roberts y Samuelson, 1989; Jovanovic, 1982; Stewart y Gallagher, 1986; Watson, J.; Everett, 1996). Latinen (Laitinen, 1993), por ejemplo, encontró evidencia de que las empresas pequeñas son más susceptibles al fracaso empresarial debido fundamentalmente a su falta de economías de escala. Otros estudios describe las relaciones grupales como un importante factor explicativo de fracaso en los negocios (Balcaen y Ooghe, 2004; Mateos y Marín, 2008). Más en particular, las estructuras grupales pueden impedir que una empresa entre en fracaso, aunque ésta muestre ratios financieros débiles, o, por el contrario, pueden ser la causa principal del fracaso de la empresa a pesar de la fortaleza de sus ratios – Esta es la razón por la cual incluye una variable de grupo en las relaciones a largo plazo en su modelo de predicción de fracaso (Balcaen y Ooghe, 2004), además de sugerir otros indicadores adicionales, como el tamaño de la empresa, su tipo de tecnología, su estrategia y la industria en particular y el medio ambiente en el que opera (Balcaen y Ooghe, 2004; Markman y Gartner, 2002).

Otros autores muestran que la edad de la empresa está significativamente e inversamente relacionada con la rentabilidad, sugiriendo así mismo que el fracaso de las empresas más jóvenes puede estar atribuido a las deficiencias en dirección, deficiencias en los conocimientos de gestión y habilidades de administración financiera; mientras que el fracaso entre las empresas más maduras puede ser atribuible a una incapacidad para adaptarse a los cambios ambientales (Thornhill y Amit, 2003)

Por todos estos estudios, algunos autores han aconsejado incluir indicadores de fracaso no contables o cualitativos en los modelos de predicción de fallo empresarial (Becchetti y Sierra, 2002b; Daubie M., 2002; Doumpos y Zopoudinis, 1999; Keasey y Watson, 1987; Lehmann, 2003; Lussier R.N., 1994; Lussier y Halabí, 1994; Ohlson, 1980; Sheppard, 1994; Slowinski, R. y Zopounidis, 1995; Zavgren, 1985).

- **Dotación de personal**, que consiste en la atracción y retención de empleados de calidad (Lussier y Halabí, 1994),
- **Calidad de los sistemas de gestión de la información** que permitan disponer de información oportuna acerca de los riesgos financieros y operativos (Lehmann, 2003),
- **Número de socios** (Lussier y Halabí, 1994)

- **Composición y estructura de la junta directiva** - por ejemplo, si el presidente es el presidente de la junta, el número de directivos y el porcentaje de internos y externos - (Elloumi y Gueyié, 2002); (Sheppard, 1994)).
- **Concentración de los clientes** (Lehmann, 2003); (Becchetti y Sierra, 2002a)
- **Dependencia de uno o unos pocos grandes proveedores** (Lehmann, 2003),
- **Edad del propietario / administrador** (Lussier y Halabí, 1994),
- **Educación del propietario o administrador** (Lussier y Halabí, 1994),; (Lehmann, 2003),
- **Eficiencia productiva** (Becchetti y Sierra, 2002a),
- **Estado de la subcontratación** (Becchetti y Sierra, 2002a),
- **Estado de las exportaciones** (Becchetti y Sierra, 2002a),
- **Existencia de una estrategia de negocio creíble a largo plazo de la empresa** (Lehmann, 2003),
- **Experiencia de gestión** (Lussier y Halabí, 1994),; (Lehmann, 2003),
- **Habilidades sociales y calidad de liderazgo** (Lehmann, 2003),
- **Motivación del propietario** (Hall, 1996),
- **Presencia de grandes competidores en la misma región** (Becchetti y Sierra, 2003),
- **Relación con los bancos** (Hall, 1996)
- **Subcontratación de estado** (Becchetti y Sierra, 2002a),
- variables estratégicas , tales como el **nivel de diversificación**, la **rentabilidad de la industria**, **tasa de crecimiento del sector**, **cuota de mercado** y el grado de diversidad de empresas (Sheppard, 1994).

Recientes estudios en esta disciplina como el presentado en la American Accounting Association Annual Meeting de 2011 (Lloyd y Ibrahim, 2011) y el publicado por Wu para las compañías públicas de Taiwan (Wu, 2004) ponen de manifiesto que factores como cambios de cuota de mercado, satisfacción del cliente, cambio de los empleados, los efectos de litigio, reestructuración empresariales y los efectos de una auditoría mejoraban significativamente la detección temprana de signos de fracaso en la empresa, llegando a cuantificar que la utilización de modelos combinados podía alcanzar precisiones de hasta el 93% en la predicción del fracaso empresarial.

Desde otra perspectiva, Hamel y Prahalad en su libro best-seller "Compitiendo por el Futuro" (Hamel y Prahalad, 2001), sugieren una nueva perspectiva a la hora de mirar a la organización moderna y su rendimiento. También con esta visión Maltz desarrollo el modelo DMP (Maltz, 2003) que logró incorporar diferentes tipos de información en su nuevo modelo de medición del desempeño, el marco de medición del rendimiento multi-dimensional la dinámica multidimensional marco de rendimiento (Dynamic Multi-dimensional Performance framework o DMP).

El modelo DMP sintetiza la investigación empírica previa sobre el rendimiento en cinco dimensiones distintas de éxito. Dentro de este modelo se han identificado doce medidas de referencia potencial, dentro de estas cinco dimensiones, que puede ser examinada como aplicables a las diferentes empresas y tipos de empresa. dimensión de rendimiento financiero,

- dimensión de mercado / clientes,
- dimensión de procesos
- dimensión de desarrollo de las personas y
- dimensión de futuro

Otras empresas pueden utilizar este marco como punto de partida para elegir las medidas que mejor se adapta a su entorno y la dirección estratégica, proporcionando a los administradores una plantilla útil para evaluar el éxito de la organización.

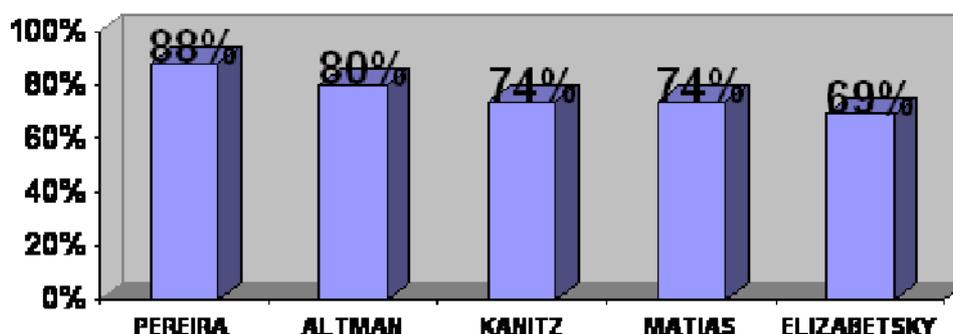
Estas dimensiones se relacionan con algunos de los indicadores de éxito mencionados anteriormente y constituyen la base de otros modelos de medición del rendimiento empresarial, como el “balance scorecard” que incorporan variables cualitativas para la medición ya no sólo del éxito o fracaso empresarial, sino que da una medida del rendimiento de la empresa en un determinado momento (Maltz, 2003), aunque este planteamiento abre nuevas vías de análisis que deberían ser abordadas más profundamente en otro estudio.

5. Conclusiones

Un modelo de previsión de éxito o fracaso puede ayudar no sólo a los empresarios a evaluar con mayor exactitud y perspectiva la probabilidad de un potencial fracaso del negocio, sino también a gestores, directivos, proveedores que dan soporte, asesores externos, accionistas que proporcionan el capital para su empresas, responsables de políticas internas y demás grupos de interés (stakeholders) (Lussier, 1995)

Han proliferado los estudios basados en el análisis discriminante múltiple que consiste en obtener, a través de un vector de atributos o variables explicativas, una puntuación o valor Z a partir de la cual se fija un punto que delimita la frontera límite entre empresas sanas y fracasadas, siendo el principal referente el trabajo de Altman. Su éxito al pronosticar el fracaso supuso una revolución en la investigación contable y sobre él se construyeron otros tantos modelos de probada precisión a la hora de clasificar un grupo de empresas entre solventes e insolventes – vease el grado de precisión de algunos de esos modelos (Tabla 2):

Tabla 2. Grado de Precisión de algunos de los Modelos de Previsión de fracaso presentados (confección propia)



Sin embargo, a pesar de los muchos elogios tenían dos grandes críticas:

- a. Todos estos modelos de previsión de fracaso fueron desarrollados a partir de una determinada muestra colectada en sus respectivas épocas. Estos análisis no tendrían porque tener hoy el mismo grado de precisión que en la época de su desarrollo. De hecho en un estudio sobre estos modelos (Ing y Alejandro Astorga, 1966) se aplicó cada uno de los modelos de predicción a cada una de las empresas y se comparó el resultado obtenido por el modelo contra la realidad, obteniendo como resultado que a excepción de los modelos Fulmer y Z2 de Altman, los modelos estudiados tuvieron una alta precisión para predecir la insolvencia con los siguientes resultados
- b. La validez de estos resultados aparece cuestionada por las importantes restricciones estadísticas que caracterizan a esta metodología, siendo el incumplimiento de la hipótesis de normalidad en las distribuciones de los ratios contables, que habitualmente configuran el conjunto de variables independientes de los modelos, una de las causas que contribuyen a invalidar los resultados obtenidos con esta técnica e impiden su generalización
- c. Por si mismos no explicaban la causa ni reproducía las estrategias de decisión de los analistas que hicieron que la empresa desembocara en el fracaso.

Sin embargo, la experiencia muestra que no toda la información relevante queda incluida en los Estados Financieros. La evidencia encontrada por estos estudios nos sugiere que la información no financiera y cualitativa puede resultar particularmente apropiada cuando se estudia el fracaso empresarial de las pequeñas empresas, pues, a priori, la veracidad en la información contable en este tipo de empresas es menor. Además de las variables no contables y cualitativas, las características de la empresa –como el tipo de industria y el tamaño– han probado ser una variable muy importante en la predicción del fracaso empresarial.

Algunos estudios presentados combinan tanto variables cuantitativas como cualitativas y demuestran que se supera la precisión del modelo tradicional, llegando a tasas de predicción del 90%, 93% y 87%. Todo lo anteriormente expuesto afirma rotundamente que la información no financiera y cualitativa puede ser particularmente apropiada cuando se estudia la situación de una empresa y debe formar parte de la imagen real de una empresa cuando se estudia el fracaso de cualquier compañía.

6. Bibliografía

- Altman. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance, Vol XIII, n.4, September, pp. 589-609.*
- Altman. (1983). Corporate financial distress: A complete guide to predicting, awarding, and dealing with bankruptcy. *New York: Wiley.*
- Altman y Smith, R. (1992). Corporate valuation and highly leveraged Restructuring in bankruptcy and distressed restructurings.
- Astorga, A. (1966). Modelos de prediccion de la insolvencia empresarial.
- Balcaen, S. y Ooghe, H. (2004). 35 years of studies on business failure. An overview of the classical statistical methodologies. *Business*. Retrieved from <http://www.vlerick.com/en/2665-VLK/version/default/part/AttachmentData/data/vlgms-wp-2004-15.pdf>
- Balgobin, R. y Pandit, N. (2001). Stages in the Turnaround Process : The Case of IBM UK. *Science, 19(3), 301-316.*
- Bates, T. y Nucci, A. (1989). An analysis of small business size and rate of discontinuance. *Journal of Small Business Management, October, 1-7.*
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research, Supplement, 71-11.*
- Becchetti, L. y Sierra, J. (2002a). Bankruptcy risk and productive efficiency in manufacturing firms. *Journal of Banking and Finance, Vol. 27, p. 2099-2120.*
- Becchetti, L. y Sierra, J. (2002b). Bankruptcy risk and productive efficiency in manufacturing firms. *Journal of Banking and Finance, Vol. 27, p. 2099-2120.*
- Becerra, R. (1999). El análisis financiero como instrumento para la predicción de la insolvencia : Una aplicación a la empresa turística española.
- Bell, T. B., Ribar, G. S. y Verchio, J. (1990). Neural Nets Versus Logistic Regression: A Comparison of each Model's ability to predict commercial bank failures. *Auditing Symposium on Auditing Problems. SRIVASTAVA, R.P. 23-53.*
- Berger, R. (2008). Restructuring in Europe 2008 Effects of the subprime crisis on Western vs . Central and Eastern. *Strategy, (August).*

- Bonsón, E., Escobar, T. y Martín, M. P. (1997). Decision tree induction systems. Applications in Accounting and Finance. *Intelligent Technologies in Accounting and Business, Huelva*, pp. 191-211.
- Boyle, R. y Desai, H. (1991). Turnaround strategies for small firms. *Journal of Small Business Management*, (July), 33-42.
- Calvo, A. (2007). Tamaño , antigüedad y fracaso empresarial.
- Campillo, P., Serer, G. L. y Ferrer, E. V. (2010). Análisis descriptivo de los procesos de fracaso empresarial. *Micro*, 19, 47-66.
- Casey, C. y Bartczak, N. (1985). Using operating cash flow data to predict financial distress- Some extensions. *Journal of Accounting Research*, vol. 23, núm. 1, pp. 384-401.
- Cooper, A., Dunkelberg, W., Woo, C. y Dennis, W. (1990). New business in America: The firms and their owners. Washington D.C. *The NFIB Foundation*.
- Correa, A. y Acosta, M. (2003). la insolvencia empresarial: un análisis empírico para la pequeña y mediana empresa.
- Dambolena, I. y Khoury, S. (1980). Ratio stability and corporate failure. *Journal of Finance* 35, 1017-1026.
- Daubie M., M. N. (2002). Business failure prediction : a review and analysis of the literature. *Working Paper, Department of Productions and Operations Management, Catholic University of Mons, Belgium*, p. 1-15.
- Deakin, E. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure. *Journal of Accounting Research*, vol. 10, núm. 1, Spring, pp. 167-179.
- Doumpos, M. y Zopoudinis, C. (1999). A multicriteria discrimination method for the prediction of financial distress: the case of Greece. *Multinational Finance Journal*, Vol. 3, nr. 2, p. 71- 101.
- Dunne, T., Roberts, M. J. y Samuelson, L. (1989). The growth and failure of US manufacturing plants. *The Quarterly Journal of Economics* 104, 672-698.
- Elloumi, F. y Gueyié, J. (2002). Ernstige financiële problemen en vennootschappelijk bestuur. *Finance & Control*, Februar 2002, p. 56-66.
- Ferrando, M. y Blanco, F. (1998). La previsión del fracaso empresarial en la comunidad valenciana: aplicación de los modelos discriminante y logit. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. XXVII, núm. 95, abril-junio, pp. 499-540.

- Frydman, H., Altman, E. I. y Kao, D. L. (1985). In- troducing Recursive Partitioning for Financial Clas- sification: The Case of Financial Distress”. *Journal of Finance*, vol. 40, núm. 1 (March), pp. 269-291.
- Gabás, T. (1990). Técnicas actuales de análisis contable, evaluación de la solvencia empresarial. *Instituto de Contabilidad y Auditoría de Cuentas, Ministerio de Economía y Hacienda, Madrid*.
- Gentry, J., Newbold, P. y Whitford, D. (1985). Classifying bankrupt firms with funds flow components. *Journal of Accounting Research*, (Spring), pp. 146-159.
- Gilson, S., John, K. y Lang, L. (1990). Troubled debt restructurings: An empirical study of private reorganization of firms in default. *Journal of Financial Economics* 27: 315-353.
- Goktan, M. S., Kieschnick, R. L. y Moussawi, R. (2006). Corporate Governance and Corporate Survival. *working paper, <http://ssrn.com>*.
- Graveline, J. y Kokalari, M. (2008). Credit risk. *Working Paper, The Research Foundation of CFA Institute*.
- Greenstein, M. y Welsh, M. (1996). Bankruptcy prediction using ex-ante neural networks and reallistically proportioned testing sets. *Intelligent Systems in Accounting and Finance, Huelva*, pp. 187-212.
- Grinyer, P. y Spender, J. (1979). *Turnaround: managerial recipes for strategic success : the fall and rise of ...* (p. 211). Associated Business Press. Retrieved from <http://books.google.com/books?id=uyVIAAAACAAJ&pgis=1>
- Hall, R. (1996). Organizaciones: estructuras, procesos, resultados. México: prentice.
- Hamel, G. y Prahalad, C. K. (2001). *The tipping Point (Competiendo por el Futuro)*. (E. A. C. S. ECONÓMICA, Ed.).
- Jones, F. J. (1987). Current techniques in bankruptcy prediction. *Journal of Accounting Literature*, vol. 6, pp. 131-164.
- Jovanovic, B. (1982). Selection and the evolution of industry. *Econometrica*, 50 (3), pp. 649-670.
- Keasey, K. y Watson, R. (1987). Non-financial symptoms and the prediction of small company failure: a test of Argenti’s hypotheses. *Journal of Business Finance & Accounting*, Vol. 14, nr. 3, Autumn 1987, p. 335-354.
- Kemper, A. y Khuen, F. (2001). Corporate Restructuring Dynamics : A Case Study Analysis. *Techniques*, (1993).

- Lacher, R. C., Coats, P. K., Sharma, S. C. y Fant, L. F. (1995). A neural network for classifying the financial health of a firm. *European Journal of Operational Research*, n^o 85, pp. 53-65.
- Lafarga, J., Martín y Vazquez, M. (1986). El pronóstico a largo plazo del fracaso en las instituciones bancarias: metodología y aplicaciones en el caso español. *ESIC- Market*, n. 54, octubre-diciembre, pp. 113-167.
- Laffarga, J. (1985). El análisis de la solvencia de las instituciones bancarias: Propuesta de una metodología y aplicaciones a la Banca española. *Esic-Market*, núm. 48 (2^o trim.), pp. 51-73.
- Laitinen, E. (1993). Financial Predictors for Different Phases of the Failure Process. *Omega: The International Journal of Management Science*, 21(2), 215-228.
- Lee, T. y Yeh, Y. (2004). Corporate Governance and Financial Distress: evidence from Taiwan. *Corporate Governance*, 12(3), pp. 378-388.
- Lehmann, B. (2003). Is it worth the while? The relevance of qualitative information in credit rating. *Working Paper presented at the EFMA 2003 Meetings, Helsinki*, p. 1-25.
- Lizarraga, F. (1997). Utilidad de la información contable en el proceso de fracaso: análisis del sector industrial de la mediana empresa. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. XXVI, núm. 93, octubre-diciembre, pp. 871-915.
- Lloyd, C. y Ibrahim, S. (2011). Bankruptcy prediction using non-financial and operational measures. Denver: American Accounting Association.
- Lussier R.N., C. J. (1994). A success vs. Failure prediction model of the manufacturing industry. *Paper nr. 48 , Conference of the Small Business Institute Director's Association, San Antonio, Texas, February 1994*, p. 1-5.
- Lussier, R. (1995). Nonfinancial Business success versus failure.
- Lussier, R. y Halabí, C. (1994). A Model for Predicting Small Firm Performance : Increasing the Probability of Entrepreneurial Success. *America*.
- López, J. y Gandía, J. (1998). La suspensión de pagos en las pymes: una aproximación empírica. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. XXVII, núm. 94, enero-marzo, pp. 71-97.
- Maltz, A. (2003). Beyond the Balanced Scorecard: Refining the Search for Organizational Success Measures. *Long Range Planning*, 36(2), 187-204. doi:10.1016/S0024-6301(02)00165-6

- Maltz, A., Shenhar, A. y Reilly, R. (2003). Beyond the Balanced Scorecard: Refining the Search for Organizational Success Measures. *Long Range Planning*, 36, 187-204.
- Marais, M., Pattell, J. y Wolfson, M. (1984). The Experimental Design of Classification Models: An Application of Recursive Partitioning and Boots- trapping to Commercial Bank Loan Classifications. *Journal of Accounting Research*, vol. 22, suppl., pp. 87-114.
- Markman, G. D. y Gartner, W. (2002). The effects of Hyper Growth on Firm Profitability. *Journal of Private Equity*, Fall 2002, vol. 5 Issue 4, p58.
- Martín, D. (1977). Early Warning of Bank Failure: A Logit Regression Approach. *Journal of Banking and Finance*, vol. 1, núm. 3 (November), pp. 249- 276.
- Mateos, A. y Marín, M. del M. (2008). Revisión de los modelos de predicción del fracaso empresarial. Aplicabilidad en cooperativas agrarias., 1-26.
- Meyer, P. y Pifer, H. (1970). Predictions of Bank Failure. *Journal of Financial*, September, pp. 853-868.
- De Miguel, L. J., Revilla, E., Rodríguez, J. M. y Cano, J. M. (1993). A comparison between statistical and neural network based methods for predicting bank failures. *Proceedings of the IIIth International Workshop on Artificial Intelligence in Economics and Management, Portland (USA)*. 20.
- Mora-Enguádanos, A. (1994). Los modelos de predicción del fracaso empresarial: una aplicación empírica del LOGIT. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. XXIII, n.78, enero-marzo, pp. 203-233.
- Mora-Enguádanos, A. (2000). Limitaciones metodológicas de los trabajos empíricos sobre la predicción del fracaso empresarial. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. XXIV, núm. 80, pp. 709-732.
- Mosqueda, R. (2010). fallibility of the rough set Method in the formulation of a failure Prediction index Model of dynamic risk.
- Odom, M. D. y Sharda, R. (1993). A Neural network model for bankruptcy prediction. *en Trippi, R. y Turban, E. (editors) Neural Network in finance and investing*, Probus Publishing Company, Cambridge, 177-185.
- Ohlson, J. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, Vol. 18, nr. 1, Spring 1980, p. 109-131.
- Del Rey, E. (1996). Bankruptcy prediction in non-finance companies: an application based on artificial neural network models. *Intelligent Systems in Accounting and Finance*, Huelva, pp. 253-272.

- Reynolds, P. (1987). New firms: societal contribution versus potential. *Journal of Business Venturing*, 2: 231-246.
- Reynolds, P. y Miller, B. (1989). New firm survival: analysis of a panel's fourth year. *Ninth Annual Babson College Research Conference*.
- Rughupathi, W., Schkade, L. y Raju, B. S. (1993). A Neural Network To Bankruptcy Prediction. En Trippi, R. y Turban, E. (editors) *Neural Network in Finance and Investing*, Probus Publishing Company, Cambridge, pp. 159-176.
- Serrano, C. y Martín, B. (1993). Predicción de la quiebra bancaria mediante el empleo de redes neuronales artificiales. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, Vol. 22, nº 74. 153-176.
- Sheppard, J. P. (1994). Strategy and bankruptcy: an exploration into organizational death. *Journal of Management*, Vol. 20, nr. 4, p. 795-833.
- Slowinski, R. y Zopounidis, C. (1995). Application of the Rough Set Approach to Evaluation of Bankruptcy Risk. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*. Vol. 4. Págs. 27-41.
- Stewart, H. y Gallagher, C. (1986). Business death and firm size in the UK. *International Small Business Journal* 4, 42-57.
- Taffler, R. J. (1982). Forecasting Company Failure in the UK using Discriminant Analysis and Finance Ratio Data". *Journal of the Royal Statistical Association*, A 3, pp. 342-358.
- Tascón, M. T. y Castaño, F. J. (2010). Predicción del fracaso empresarial. Una revisión.
- Thornhill, S. y Amit, R. (2003). Learning About Failure: Bankruptcy, Firm Age, and the Resource-Based View. *Organization Science*, 14(5), 497-509. doi:10.1287/orsc.14.5.497.16761
- Watson, J.; Everett, J. (1996). Small business failure rates choices of definition and the size effect. *Journal of Entrepreneurial and Small Business Finance* 5 (3), 271-286.
- Wilson, R. L. y Sharda, R. (2000). Bankruptcy prediction using neural networks. *Neural Networks in Finance and Investing (Trippi R.R. and Turban, E., Editors)*, pp. 367- 394, Homewood: ILL., Irwin.
- Wu, C.-Y. (2004). Using Non-Financial Information to Predict Bankruptcy: A Study of Public Companies in Taiwan. Retrieved from http://findarticles.com/p/articles/mi_qa5440/is_200406/ai_n21353039/

Zavgren, C. (1985). Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: a logistic analysis. *Journal of Business Finance and Accounting*, vol. 12, n. 1, Spring, pp. 19-45.

2011

MGEPS - UPV
Vicente J. Casanova

Art. 2
Efecto de la incorporación
de la variable
INNOVACIÓN al Modelo
de Kanitz para la previsión
del fracaso empresarial

[UPV – MGEPS 2009/2011]

Tesis Fin de Máster – Máster Internacional en Gestión de
Empresas, Productos y Servicios – UPV2009/2011

1. Contenido

2.	Introducción.....	5
3.	La insolvencia y el fracaso empresarial. Concepto.	6
3.1	Definición de fracaso (o insolvencia) empresarial	6
4.	La innovación y su relación con el desarrollo empresarial	8
4.1	Definir y medir la Innovación.	8
5.	Metodología.....	12
5.1	El Modelo de Kanitz.....	12
5.2	Disección del modelo	13
5.3	Efecto de la inclusión de la variable “Innovación” en el modelo de previsión de insolvencia de Kanitz.....	14
5.3.1	Variable indicadora de I+D	15
5.3.2	Base de datos utilizada	15
5.3.3	Análisis y resultados.....	16
6.	Conclusiones	19
7.	Bibliografía.....	21

Incorporación de la variable cualitativa “Innovación” al Modelo de Kanitz de previsión de fracaso empresarial

Vicente J. Casanova¹, Gabriela Ribes²

¹Departamento de organización de Empresas, Facultad de ADE, UPV. Máster en Gestión de Empresas, Productos y Servicios

²Departamento de organización de Empresas, Facultad de ADE, UPV.

Resumen (abstract)

El fracaso empresarial debido a las repercusiones socioeconómicas que lleva asociadas ha suscitado un constante interés, tanto en el ámbito profesional como en el académico, por tratar de encontrar un patrón de comportamiento que permita prever el fracaso de una empresa con la suficiente antelación como para corregir el rumbo y evitar las pérdidas que éste ocasiona. Dentro de esta corriente se ha trabajado sobre el modelos discriminantes múltiples hasta modelos basados en inteligencia artificial, pero la mayoría construidos sobre indicadores numéricos que provenían de información contable de la empresa.

A lo largo de los últimos años muchos autores han puesto en duda que un modelo puramente numérico sea capaz de aproximarse lo suficiente a la realidad empresarial como para que sus resultados puedan ser tomados como diagnóstico y punto de partida para la corrección de las estrategias de gestión equivocadas. Numerosos autores han considerado la inclusión de variables cualitativas a estos modelos para mejorar dichos modelos.

El objetivo de la presente investigación será comprobar cómo responde el modelo de Kanitz al introducir la variable Innovación para la previsión del fracaso empresarial. Para ellos tomaremos como muestra 7079 empresas suecas y se estudiarán los resultados obtenidos del modelo en dicha muestra.

2. Introducción

Las repercusiones socioeconómicas que lleva asociadas el fracaso empresarial han generado un constante interés, tanto en el ámbito profesional como en el académico, por tratar de encontrar indicadores que permitan anticipar, con suficiente antelación, las posibles situaciones de crisis de forma que se puedan tomar medidas correctoras que eviten el fracaso financiero y la desaparición de la empresa.

A lo largo de los últimos treinta años han sido cuantiosos los intentos de construcción de un modelo que permitiese anticipar, fundamentalmente a través de la información contable, las situaciones de fracaso empresarial. Sin embargo, a pesar del esfuerzo realizado, no se ha logrado establecer una teoría, llegándose incluso a afirmar que los resultados obtenidos con técnicas de análisis y bases de datos cada vez más refinadas y complejas no han sido capaces de superar, en eficiencia, los resultados obtenidos en su día por (Altman, 1968) o (Taffler, 1982) con procedimientos y métodos más sencillo (Correa y Acosta, 2003).

Como se ha visto, los modelos de predicción del fracaso proveen de un método efectivo para establecer el efecto informativo de los datos contables sobre la solvencia de la empresa, al mismo tiempo que evalúan la relación entre los datos contables y el fracaso.

Uno de los componentes más importantes de los citados modelos de previsión de fracaso empresarial no es tanto la fórmula que culmina su análisis sino la elección de las variables que terminarán explicando el estado de la empresa. Desde ese prisma, varios factores pueden explicar el fracaso empresarial. En general, las causas financieras (endeudamiento, limitación de crédito etc.) y económicas (estructura productiva, estrategia, demanda, ciclo económico, etc) son de especial importancia. La selección de las variables más adecuadas para valorar el riesgo financiero es parte fundamental para validar los resultados obtenidos. Se deben considerar variables significativas y relevantes que discriminen el objeto de estudio (Calvo, 2007).

En la mayoría de los modelos elaborados hasta el momento los ratios rentabilidad, seguidos de los de liquidez, son las variables que han demostrado una mayor capacidad explicativas (Correa y Acosta, 2003). Sin embargo, numerosos estudios previos establecen el desequilibrio en las variables financieras (endeudamiento, liquidez, rentabilidad, etc.) como la principal causa o consecuencia del fracaso de la empresa (bancarrota).

Sin embargo, la experiencia muestra que no toda la información relevante queda incluida en los Estados Financieros; luego, si los estados contables no brindan toda la información requerida, se generan problemas de valores perdidos.

Algunos autores apuntan que la introducción de variables no puede mejorar los métodos actuales de previsión de fracaso empresarial. No en vano existen numerosos estudios que así lo demuestran

El objetivo principal del presente trabajo será, partiendo de uno los métodos existentes de previsión de insolvencia que utilizan modelos discriminantes multivariados, se tratará de medir el efecto que genera la introducción de una nueva variable cualitativa, en concreto utilizando la variable “Innovación”.

3. La insolvencia y el fracaso empresarial. Concepto.

3.1 Definición de fracaso (o insolvencia) empresarial

Algunos autores tratan el fracaso empresarial con el término de insolvencia empresarial, quiebra o *bankruptcy*. El origen del término viene del latín antiguo cuando *bancus* (mesa de trabajo) y *ruptus* (roto). Hace referencia a los bancos de trabajo que los artesanos tenían en los lugares públicos y mercados. Cuando uno de esos artesanos no podía hacer frente su negocio éste rompía su banco para advertir que la persona propietaria de ese banco no estaba en condiciones de continuar su negocio. Como la práctica fue muy habitual en Italia, el término derivó en *banca rotta*.

Haciendo una revisión de las distintas acepciones que los autores plantean para el fracaso empresarial, la quiebra o la empresa fallida, se percibe idéntica diversidad en los trabajos españoles y extranjeros, aunque se puede detectar cierta distinta evolución desde la identificación de situaciones de fracaso presentes a la fecha de la evaluación hacia objetivos predictivos de la situación de fracaso.

Según la extensa revisión realizada por Tascón Fernández sobre la previsión del fracaso empresarial (Tascón y Castaño, 2010) en autores españoles, existen dos escuelas en lo referente a la definición de fracaso:

- En los trabajos españoles, un primer grupo considera empresa fracasada a la morosa, es decir, aquella empresa que en el plazo a partir de los tres meses del vencimiento de un crédito no satisface el nominal y/o los intereses (Calvo, 2007). En esta misma línea, (Gabás, 1990) considera fracasadas a las empresas incapaces de realizar pagos.
- Un segundo grupo más numeroso entiende que una empresa ha fracasado cuando presenta concurso de acreedores, suspensión de pagos o quiebra (Lizarraga, 1997); (Ferrando y Blanco, 1998); (López y Gandía, 1998); Román et al. 2001; Gómez et al., 2008). De forma similar, para algunos sectores, como el sector asegurador o la banca, se considera una compañía fracasada cuando se ha dado la Intervención de la Comisión Liquidadora de Entidades Aseguradoras (Mora-Enguñados, 2000) o del Fondo de Garantía de Depósitos (Laffarga, Martín y Vazquez, 1985)
- Un tercer grupo de trabajos considera una entidad fracasada cuando incurre en quiebra técnica (Becerra, 1999), entendiendo como tal Recursos Propios o Patrimonio Neto negativo (Correa y Acosta, 2003)

Los autores extranjeros tienen similar disparidad de criterios en cuanto al concepto de fracaso empresarial que los españoles (Graveline y Kokalari, 2008). Una empresa fracasa o es fallida cuando:

- Deja de pagar una o varias de sus deudas, aunque sea de forma temporal.
- Reúne las condiciones previstas en la normativa vigente sobre quiebra (o procedimientos similares).
- Su situación patrimonial muestra un valor reducido en los activos o una escasez de tesorería que pueden desencadenar el fracaso.

A tener en cuenta que, mientras los dos primeros hablan de situaciones de fracaso a la fecha de estudio, el tercero trataría de detectar en la situación patrimonial actual el origen del futuro fracaso. Se percibe, pues, una evolución de los trabajos hacia la predicción del fracaso empresarial.

Sin embargo, todos los autores estudiados fueren españoles o extranjeros están de acuerdo en la diversidad, indefinición y falta de consenso claro frente del concepto de fracaso empresarial (Tascón y Castaño, 2010). Por este motivo se han establecido diversos criterios o indicadores de fracaso o insolvencia empresarial, igual de diversos según los autores estudiados. No obstante, si bien la mayoría de los autores prefieren utilizar el indicador de quiebra legal, más tradicional, otros han optado por calificar como insolventes o fracasadas a aquellas empresas que se encuentran en una situación de quiebra técnica, es decir, que el valor de sus deudas supere, desde el punta de vista contable, al total de sus inversiones (fondos propios negativos).

4. La innovación y su relación con el desarrollo empresarial

4.1 Definir y medir la Innovación.

La innovación han ido aumentando su protagonismo en el campo de la economía y gestión de empresas a lo largo de los años noventa debido al reconocimiento del papel decisivo de la innovación para el mantenimiento y la mejora de la competitividad empresarial (Escorsa y Valls, 2003)

La experiencia muestra claramente cómo aquellas organizaciones que no han sabido desarrollar una adecuada capacidad de cambio están viendo reducida su capacidad competitiva de manera significativa. Así mismo, se observa que ninguna organización, independientemente de su tamaño o posición en el mercado, permanece inmune a este proceso de cambio. Un informe reciente de la compañía Shell señala que de las 500 empresas que la revista Fortune identificó como mejores en la mitad de los años 70, menos de la mitad mantienen hoy esa posición (Fundación COTEC, 2001a).

En las últimas décadas ha quedado ampliamente comprobada la importancia de la innovación tecnológica y organizacional como medio para avanzar en el crecimiento y desarrollo económico. En consecuencia, la medición de los aspectos que hacen al proceso innovativo y su impacto en las actividades económicas, se ha vuelto un factor clave tanto para la formulación e implementación de políticas públicas como para la toma de decisiones en el ámbito empresarial (Suárez, 2006).

Aunque la innovación y su tipología han sido ampliamente estudiadas, dos aspectos han sido los comúnmente mencionados en su definición – novedad y aplicación –. De este modo, una invención o idea creativa no se convierte en innovación hasta que no se utiliza para cubrir una necesidad concreta. (Fundación COTEC, 2001a).

El objetivo de este punto es hallar Indicadores o variables reconocidas que midan el grado de innovación existente en una empresa para tratar de introducir estos indicadores en nuestro modelo de fracaso y valorar la variación de su precisión frente a los modelos contruidos únicamente sobre indicadores financieros.

En primer lugar se necesitará una definición de *innovación* sobre la que establecer la base de juicio.

- La primera definición de innovación de la cual hay constancia en España es la introducida por la Real Academia de la Lengua Española (RAE) en 1734. La definición aceptada era "La acción de innovar, mudar o renovar". Esta definición fue modificada en el año 1791 por "Acción y efecto de innovar" y solamente a partir del año 1992 se introduce una segunda acepción: "Creación o modificación de un producto y su introducción en un mercado". Estas dos últimas definiciones son las acepciones aceptadas por la RAE en la actualidad. Es bastante evidente que la definición propuesta por la RAE resulta, en muchos casos, insuficiente (Silva, 2000).
- Joseph A. Schumpeter (Schumpeter, 1939) dice que "La innovación consiste no solo en nuevos productos y procesos, sino también en nuevas formas de organización, nuevos mercados y nuevas fuentes de materias primas".

- Algunos autores han tratado de clasificar las definiciones de innovación, como es el caso de F. J. Battle (Batle, 2009), que trata de diferenciar entre innovación como proceso e innovación como valor y principio asentado en una cultura organizativa: "La innovación como proceso: La empresa se propone ofrecer al mercado nuevas soluciones a sus necesidades, o bien a satisfacer necesidades nuevas o incluso latentes y no manifiestas" así como "La innovación como valor y principio asentado en una cultura organizativa. Presupone que la empresa genera un nuevo tejido cultural y un nuevo clima organizativo que fomenta la conducta innovadora de sus miembros" Por ejemplo, se considera que una empresa es innovadora cuando ha realizado "alguna actividad innovadora" durante los últimos tres años. El problema de esta definición, sin embargo, es qué debe entenderse por el matiz subjetivo de "alguna actividad innovadora", concepto por demás impreciso.
- Otra opción, posiblemente más fácil de percibir y de cuantificar, es definir a una empresa como innovadora cuando ha realizado gastos en innovación en un período a determinar (tres últimos años, el último año, etc) (Silva, 2000).

En la actualidad, una definición prevalece sobre las demás y ésta es la de innovación como la introducción de un nuevo, o significativamente mejorado, producto (bien o servicio), de un proceso, de un nuevo método de comercialización o de un nuevo método organizativo, en las prácticas internas de la empresa, la organización del lugar de trabajo o las relaciones exteriores. Esta amplia definición engloba una considerable gama de posibles innovaciones. Una innovación puede ser definida de una manera más restrictiva como la introducción de uno o más tipos de innovaciones, por ejemplo, innovaciones de producto y de proceso. Esta definición más limitada de la innovación de producto y de proceso puede considerarse vinculada a la definición de la innovación tecnológica de producto y de proceso empleada en la segunda edición del Manual de Oslo. (European Commission, 2005).

Según esta misma institución (Fundación COTEC, 2001b) se define así mismo como empresa innovadora aquella que hubiese realizado al menos una de las siguientes actividades:

- I+D.
- Diseño industrial.
- Adquisición y modificación de máquinas y herramientas de producción, procedimientos de producción y control de calidad, métodos y normas indispensables para la fabricación de un nuevo producto o proceso.
- Lanzamiento de la fabricación (modificación de productos o procesos, reciclaje del personal y fabricación experimental).
- Comercialización de nuevos productos.
- Adquisición de tecnologías inmateriales (patentes, invenciones no patentadas, licencias, know-how, marcas, diseños, modelos de utilidad y compra de servicios con contenido tecnológico).
- Adquisición de tecnologías materiales (maquinaria y bienes de equipo con contenido tecnológico relacionadas con las innovaciones de productos o procesos introducidos por la empresa).

En cuanto a la medición de la innovación, el primer documento que reúne una serie de instrumentos para la medición de la innovación es el Manual Frascati de 1963 (Fundación Española Ciencia y Tecnología, 2002); este informe ya focalizó en la importancia del gasto en investigación y desarrollo (I+D) como elemento determinante para medir la innovación.

A pesar de que en los últimos años se viene desarrollando una polémica acerca de las limitaciones de los indicadores tradicionales, reconociendo que son insuficientes para medir los procesos dedicados a la innovación, en particular los de tipo informal e incremental, señalando la necesidad de complementar los indicadores tradicionales con otros de tipo cualitativo (Grilches, 1990; Malerba y L, 1993; Yoguel y Boscherini, 1996), el Manual Frascati (Fundación Española Ciencia y Tecnología, 2002) define al gasto en I+D como aquel gasto que comprende tanto la producción de nuevo conocimiento como las nuevas aplicaciones del conocimiento, se incluye el trabajo creativo emprendido sistemáticamente para incrementar el acervo de conocimientos y el uso de este conocimiento para concebir nuevas aplicaciones.

Dentro de esta categoría se pueden identificar 3 tipos de actividades distintas: investigación básica, investigación aplicada y el desarrollo experimental, las cuales se distinguen de acuerdo a su relación con la aplicabilidad. Más allá del Manual de Frascati, hay otra serie de indicadores tradicionalmente utilizados para medir la intensidad de la innovación, como son el número de patentes otorgadas para medir los resultados de la innovación y los indicadores bibliométricos como medición de la colaboración entre investigadores y áreas del conocimiento.

Otros estudios establecen que los indicadores cuantitativos tradicionales de la actividad innovativa son recursos destinados a I+D, proporción de gastos en I+D respecto del PBI total e industrial, números de patentes, balanza de pagos tecnológica, comercio de productos *high-tech* (Yoguel y Boscherini, 1996).

En esta línea la Fundación COTEC (Sánchez, 2000) define las encuestas de innovación uno de los más recientes y eficaces instrumentos de análisis de los procesos de innovación en las empresas. Surgidas al amparo del Manual de Oslo (OCDE, 1992 y 1996), tienen como principal finalidad recabar información, en principio comparable internacionalmente, sobre las actividades innovadoras en la empresa.

Bajo este paradigma son muchos los factores que pueden influir en la innovación de una organización y por tanto pueden contribuir a su medición. Entendiendo la innovación como la consecuencia de una mejora introducida en el mercado o como un proceso, el hecho de que una empresa se desmarque del resto y sea considerada como 'innovadora', es consecuencia de una serie de fuerzas que han producido ese movimiento.

Una posible clasificación de estas fuerzas podría ser la siguiente:

— Internas

- Comunicación interna rápida y efectiva
- Alineamiento con las nuevas tecnologías
- Adecuada integración y cooperación interdepartamental
- Uso de métodos y herramientas de control y planificación de proyectos
- Capacidad de respuesta y de adaptación a las demandas de mercado
- Existencia de políticas de expansión
- Planificación de la introducción en nuevos mercados
- Promoción y mantenimiento de la cualificación de los recursos humanos de la organización
- Existencia de servicio técnico y post-venta
- Métodos de motivación del personal interno

— Estructurales

- Promoción de valores innovadores en las actitudes de jefes y resto del personal
- Existencia de una estrategia innovadora a largo plazo
- Existencia de una estructura organizativa dinámica y flexible
- Gestión del conocimiento

— Externas o de Entorno

- Existencia de redes de servicios científico-tecnológicos
- Proximidad o inmersión en parques o centros tecnológicos sectoriales o regionales
- Establecimiento de redes de cooperación con centros de investigación y universidades
- Cooperación con otras empresas
- Existencia de políticas de apoyo a la innovación
- Adecuados de protección de la propiedad industrial
- Facilidad de acceso a fuentes de financiación

Contrastan las hipótesis basadas en las relaciones cruzadas entre la antigüedad y la innovación organizativa: según algunos autores (Sorensen y Stuart, 2000) la madurez de una empresa está asociada con incrementos en los ratios de innovación de la empresa y por otra parte, las dificultades de mantener la posición en un entorno de cambios incesantes de los factores externos de la demanda provocan que los resultados procedentes de la innovación de la empresa lleguen a ser obsoletos en relación con las demandas más actuales.

En definitiva, a pesar de las críticas vertidas sobre este indicador – este indicador no mide las actividades informales tales como los esfuerzos ingenieriles y el desarrollo de procesos de aprendizaje en el interior de la firma a partir de las cuales se generan numerosas innovaciones (Malerba y Orsenigo, 1993) –, los numerosos indicadores cualitativos que puedan matizar y complementar la medición de la innovación, por las limitaciones existentes este trabajo y por la referencia al Manual de Frascati (Fundación Española Ciencia y Tecnología, 2002) este trabajo tomará los gastos en I+D como

indicador de la capacidad innovadora de las empresas a analizar ya que este sigue siendo un indicador fiable y sencillo de obtener y el más comunmente utilizado (Sánchez, 2000) para comparar el esfuerzo innovador de una empresa o un sector, comparándolo sus gastos en innovación con sus beneficios de explotación.

5. Metodología

5.1 El Modelo de Kanitz

El profesor Srephenn Charles Kanitz, del Departamento de Contabilidad de la Facultad de Economía y Administración de la Universidad de Sao Paulo (FEA/USP), fue responsable, durante más de 20 años, por la elaboración del análisis económico y financiero de las 500 mejores y mayores empresas brasileras editada por la Revista Exame.

Fruto de su trabajo junto a las empresas y el de su investigación, elaboró un modelo de previsión de fracaso empresarial, también conocido como factor de falencia. Este factor es obtenido a partir de informaciones de balances contables de empresas a través de la fórmula:

$$Y = 0.05X1 + 1.65X2 + 3.55 X3 - 1.06X4 - 0.33X5$$

Donde

$$X1 = \frac{\text{ActivoCirculante}}{\text{PatrimonioNeto}}$$

$$X2 = \frac{\text{ActivoCirculante} + \text{RealizableLP}}{\text{PasivoCirculante} + \text{ExigibleLP}}$$

$$X3 = \frac{\text{ActivoCirculante} - \text{Stock}}{\text{PasivoCirculante}}$$

$$X5 = \frac{\text{PasivoCirculante} + \text{ExigibleLargoPlazo}}{\text{PatrimonioNeto}}$$

$$X4 = \frac{\text{PasivoCirculante} + \text{ExigibleLargoPlazo}}{\text{PatrimonioNeto}}$$

$$X5 = \frac{\text{ActivoTotal}}{\text{PasivoTotal}}$$

A partir del cálculo y como veremos gráficamente a continuación (Tabla 1), se obtiene un número denominado SCORE o Factor de fracaso que determina la tendencia de una empresa a fallar o no. Para facilitar, el autor creó una escala llamada de “**termómetro de fracaso de Kanitz**”, indicando tres situaciones diferentes: solvente, En zona de penumbra, e insolvente.

Tabla 1. Gradación del termómetro de Kanitz (Astorga, 1966)

SCORE	Termómetro de fracaso de KANITZ
7	EMPRESA SANA o SOLVENTE
6	
5	
4	
3	
2	
1	
0	EMPRESA EN ZONA DE PENUMBRA
-1	
-2	
-3	EMPRESA FRACASADA o INSOLVENTE
-4	
-5	
-6	
-7	

Los valores positivos indican que la empresa está en una situación buena o “solvente”, si fuese menor a -3 la empresa se encuentra en una situación mala o “insolvente” y que podrá llevarla a la quiebra. El intervalo intermedio, de 0 a -3, llamada “penumbra” representa a un área en que el factor de fracaso no es suficiente para analizar el estado de la empresa, pero inspira cuidados (Astorga, 1966; Kassai, 2007)

Una empresa que presenta un factor de fracaso positivo, tiene menor probabilidad de ir hacia el fracaso y esa posibilidad disminuirá a medida que el factor positivo fuese mayor. Al contrario, cuanto menor fuese el factor negativo mayores serán las chances de la empresa terminar sus actividades.

5.2 Disección del modelo

Como otros métodos previsión de fracaso empresarial de la época, el método de Kanitz fue desarrollado a través de una técnica estadística denominada “de análisis discriminante”.

El análisis discriminante múltiple, también llamado análisis del factor discriminante o análisis discriminante canónico, es una técnica estadística desarrollada a partir de los cálculos de regresión lineal y, al contrario de esta, permite resolver problemas que contengan no solamente variables numéricas, sino también variables de naturaleza cualitativa (Kanitz, 1974). La dificultad de estos métodos radicaba en la utilización de conceptos no numéricos (empresa solvente/empresa insolvente) en modelos estadísticos.

En 2007 los hermanos Kassai (Kassai, 2007) plantearon el análisis discriminante como una sofisticación de los tradicionales cálculos de regresión lineal. La elección óptima de los distintos indicadores es alcanzada a través de la experiencia del autor e de las innumerables simulaciones de inclusión o exclusión de indicadores, del análisis de

correlación entre los mismos, de test de hipótesis, hasta llegar a un grado de precisión que se juzgue adecuado. Hay que tener en cuenta que la mayoría de estos modelos se construyeron sobre la base de procesamiento de datos a través de “tarjetas perforadas”. Hoy en día disponemos de un amplio número de software estadístico que nos permite avanzar mucho más deprisa (Kassai, 2007)

La dificultad adicional radicaba en la utilización de variables no numéricas. Sin embargo, para realizar cálculos matemáticos y estadísticos con esas variables bastaba atribuir un número cualquiera a esas variables – por ejemplo, empresa no solvente es igual a “1” y empresas solventes es igual a “2” –, transformando aquel problema en un problema simple de regresión lineal.

Con esta salvedad, este estudio estableció dos puntos distantes en el espacio (uno representaba el valor SCORE obtenido por las empresas sanas y el otro por las empresas fracasadas), e hicieron pasar una recta entre los mismos, representada por una ecuación matemática del tipo “ $y=mx + b$ ”. Cualquier otro punto de la recta podía calcularse a partir de esta ecuación.

Cuando hay más de dos puntos y no dispuestos en línea recta, también es posible determinar una recta y la respectiva ecuación lineal, que obviamente solo tendrá valor si esos puntos no estuviesen muy dispersos. Este grado de dispersión es medido a través del índice de correlación, o “R-Cuadrado”, que describe la intensidad de la relación entre dos conjuntos de variables de nivel de intervalo.

Sobre esta base afrontaron el proceso de deconstrucción del modelo de Kanitz de previsión de fracaso empresarial de Kanitz, aproximándolo éste a una regresión lineal sobre cinco variables dependientes (X1, X2, X3, X4 y X5) y una independiente (Y o SCORE) que determinada el valor a partir del cual una empresa podía considerarse insolvente o fracasada.

5.3 Efecto de la inclusión de la variable “Innovación” en el modelo de previsión de insolvencia de Kanitz

Como ya se ha comentado, para estudiar el efecto de la inclusión de un nuevo indicador en un modelo de previsión de Insolvencia se va a partir de la metodología utilizada en el punto anterior por los hermanos Kassai (J. R. Kassai y S. Kassai, 2007) para deconstruir el Modelo de Kanitz.

Esta metodología nos servirá de base para incorporar una nueva variable y medir los efectos en los resultados del modelo. A partir del modelo deconstruido de Kanitz se ha desarrollado un modelo similar al del termómetro que construyó Kanitz pero con la incorporación de una nueva variable, la que medirá los gastos en innovación de la empresa. Esta variable actuará como indicador del grado de innovación de la empresa.

A partir de ahí obtendremos la rectas de regresión correspondientes al nuevo modelo en el que se habrá incorporado la variable Innovación y podremos comparar la calidad de ambos modelos para la misma población de empresas.

La calidad del modelo resultante será evaluada por su grado de precisión. El grado de precisión del modelo puede ser medido comparándose la clasificación original de las

empresas con el resultado obtenido a partir de la ecuación de regresión obtenida. Este grado de precisión nos servirá para comparar distintos métodos de clasificación del mismo grupo de empresas, pero puede perder fiabilidad cuando se aplica a distintos grupos de empresas.

Deberíamos plantear un análisis de bondad de un modelo introduciendo únicamente variables financieras y otro introduciendo además variables cualitativas y/o organizativas (*soft factors*)

La metodología habitual de estos estudios ha consistido en seleccionar un grupo de empresas insolventes (según criterio de declaración legal de quiebra o suspensión de pagos) y emparejarlo con otro grupo de empresas solventes de similares características en cuanto a dimensión y sector actividad, de forma que no se produzcan interferencias de estas variables a la hora de determinar las características contables que diferencian a ambos grupos.

5.3.1 Variable indicadora de I+D

No obstante las críticas, se van a utilizar los Gastos en I+D como indicador aproximado del grado de innovación de una empresa, con el fin de poder estimar fácilmente el dicho grado de innovación a través los datos reflejados en su cuenta de resultados y poder estimar su relación con la previsión de fracaso.

Porque al tratarse de una variable cualitativa, su medición raramente se ve reflejada en el balance o cuenta de resultados de una empresa y esta aproximación es la única que podemos vincular a la información disponible en las bases de datos accesibles.

Dado que se trata de un análisis previo para comprobar la hipótesis de que al incorporar la variable innovación la bondad del modelo de previsión mejora y al disponer de tiempo limitado, no podemos permitirnos obtener los datos previos a través de encuestas y/o entrevistas en profundidad con cada empresa de la muestra, lo que nos llevaría más tiempo del que disponemos, si dicha hipótesis fuera confirmada y hubiera que desarrollar más en profundidad esta estudio ya trataríamos de disponer de otros indicadores más exactos.

En concreto, la base de datos AMADEUS nos proporciona el ratio financiero *Revenues/Expenditure RyD*, así como la información de cuenta de resultados *Revenues*, por lo que podemos obtener fácilmente la información necesaria relativa a los gastos dedicados a I+D con la siguiente operación:

$$\text{Gastos I + D} = \frac{R \& D \text{ Expenditures}}{\text{Revenues}} \times \text{Revenues} = R \& D \text{ Expenditures}$$

5.3.2 Base de datos utilizada

Partimos de una base de datos con información procedente de 10.981 empresas de todo el mundo con datos relativos a sus gastos en I+D. Esta condición es indispensable si queremos construir nuestro modelo de previsión de insolvencia de las empresas de la muestra sobre esta variable.

Al realizar la segmentación por ubicación geográfica se obtuvo la siguiente distribución (ver gráfico 1):

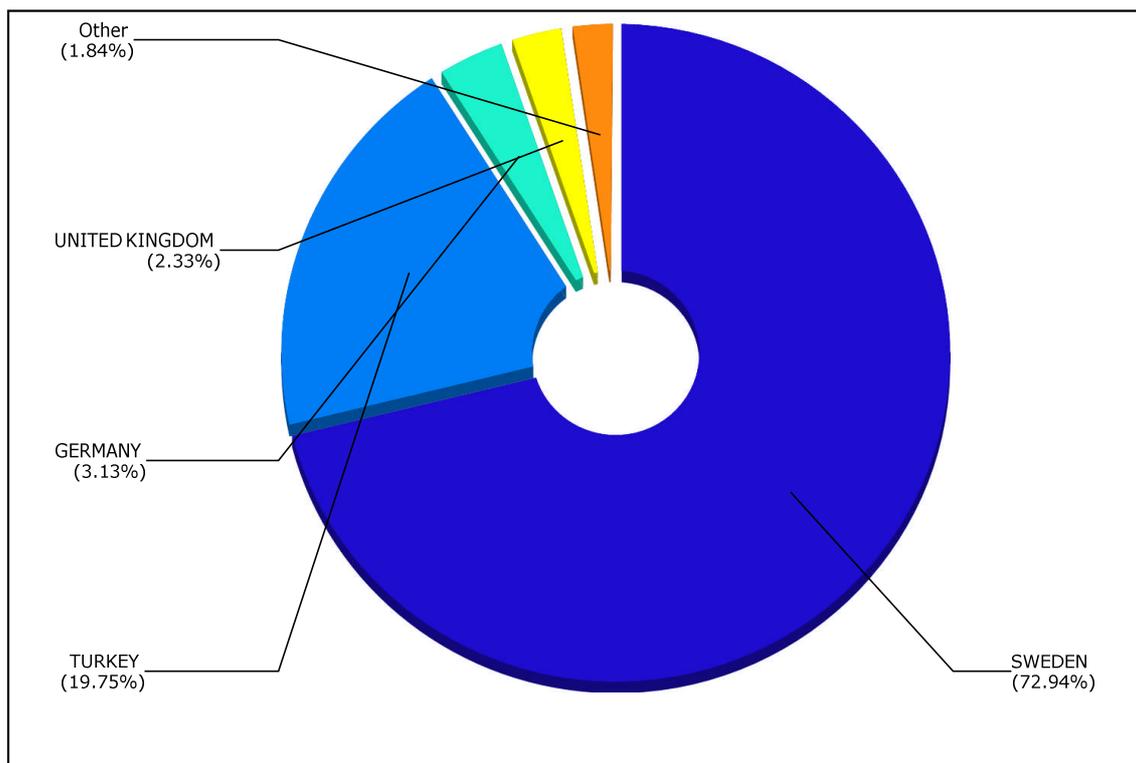


Ilustración 1. Distribución de la muestra por ubicación geográfica (fuente: AMADEUS)

Por lo que, dado que el factor geográfico es determinante para la homogeneidad de los resultados (Correa y Acosta, 2003) se decidió focalizar la muestra en aquella zona geográfica donde mayor proporción de empresas con información acerca de sus gastos en I+D hubiera, esto es: se delimitó el estudio a las empresas ubicadas en Suecia. Al trasladar la consulta a AMADEUS, éste nos devolvió un conjunto de registros de 847.972 industrias censadas en Suecia, de las cuales 8.010 disponía de datos relativos a sus gastos en I+D. Después de alguna depuración adicional.

De la muestra inicial sobre la cual se extrajeron los datos, se ha realizado un exhaustivo análisis con el fin último de seleccionar qué firmas poseían datos completos. A partir de este última depuración obtuvimos una muestra de 7.079 empresas válidas –de las cuales 42 se encuentran en estado de fracaso (*bankruptcy*) –, y sobre las que empezar a operar.

Cabe matizar cuántos ejercicios se deben recoger en este proceso de retroceso en el tiempo. Según Ohlson (Ohlson, 1980) a pesar de que algunos investigadores toman cinco, siete u ocho, él recomienda tomar tres. Por lo tanto y en base a este autor se ha retrocedido en el tiempo hasta encontrar información financiera de estas empresas el tercer año anterior al estado de empresa fracasada..

5.3.3 Análisis y resultados

La investigación ha partido Modelo de Previsión de Insolvencia de Kanitz y ha desarrollado un nuevo modelo, incorporando una variables cualitativa, en concreto los gastos en innovación de una empresa como indicador del grado de innovación de la misma, con el fin de valorar como efecto de la introducción de esa variables cualitativa mejora la capacidad predictiva del modelo.

- a. Se ha utilizado la base de datos de empresas solventes e insolventes que hemos descrito en el punto anterior.
- b. Se ha procedido a analizar esta muestra de empresas con el método clásico de KANITZ, obteniendo previamente los indicadores necesarios para ello para cada una de las empresas. Estos indicadores eran:

$$X1 = \frac{\text{ActivoCirculante}}{\text{PatrimonioNeto}}$$

$$X2 = \frac{\text{ActivoCirculante} + \text{RealizableLP}}{\text{PasivoCirculante} + \text{ExigibleLP}}$$

$$X3 = \frac{\text{ActivoCirculante} - \text{Stock}}{\text{PasivoCirculante}}$$

$$X4 = \frac{\text{PasivoCirculante} + \text{ExigibleLargoPlazo}}{\text{PatrimonioNeto}}$$

$$X5 = \frac{\text{PasivoCirculante} + \text{ExigibleLargoPlazo}}{\text{PatrimonioNeto}}$$

$$X5 = \frac{\text{ActivoTotal}}{\text{PasivoTotal}}$$

- c. A partir de aquí y hemos cuantificado en que medida el termómetro de KANITZ era capaz de separar adecuadamente esas empresa únicamente en base a los indicadores financieros, aplicando la función discriminante conocida:

$$Y = 0.05X1 + 1.65X2 + 3.55 X3 - 1.06X4 - 0.33X5$$

Los resultados obtenidos han sido:

ACIERTOS	5118	72,30%
ERRORES	479	6,77%
PENUMBRA	1482	20,94%
TOTAL	7079	100,00%

Tal y como predecía el marco teórico, la precisión del modelo de KANITZ ha sido del 72,30%, es decir que, de cada 10 empresas analizadas bajo ese modelo, más de 7 se han clasificado correctamente entre solventes/penumbra/insolventes según los indicadores financieros utilizados.

Posteriormente hemos tomado los indicadore correspondientes al periodo (year-3) siendo year el año en que los datos de la muestra fueron tomados, con el fin de medir el factor de previsión.

Los resultados obtenidos han sido:

ACIERTOS	5439	76,83%
ERRORES	529	7,47%
PENUMBRA	1111	15,69%
TOTAL	7079	100,00%

Es decir una mejora en la precisión de 4,53 puntos en el grado de precisión en (year-3), esto es, que el modelo clásico se comporta mejor a tres años vista de la situación de fracaso, lo cual da un mayor margen de reacción a los gestores de las empresas para tomar las acciones oportunas para corregir la tendencia.

- d. Hemos introduciendo una nueva variable en el modelo que midiera la capacidad innovadora de la empresa (gastos en innovación) y se ha procedido a realizar el análisis de regresión que siguió KANITZ para desarrollar su modelo hasta obtener una nueva función discriminante.

La nueva función discriminante que hemos obtenido ha sido:

$$Y = -0,30X1 - 0,18X2 - 1,72 X3 + 1,10X4 - 0,04X5 + 1,30E-07X6$$

- e. Hemos aplicado dicha función discriminante a la muestra de partida obteniendo nueva clasificación de las empresas, esta vez teniendo en cuenta también la variable “gastos I+D”.

Los resultados obtenidos han sido:

ACIERTOS	4679	64,42%
ERRORES	2400	35,58%
TOTAL	7079	100,00%

Es decir una reducción de 7,88 puntos en el grado de precisión. Es evidente que en este caso la introducción de la variable “Gastos de Innovación” no mejora la precisión del modelo.

- f. Cómo último paso hemos hecho lo mismo pero tomando los indicadores correspondientes al periodo (year-3) siendo year el año en que los datos de la muestra fueron tomados, con el fin de medir el factor de previsión.

Los resultados obtenidos han sido:

ACIERTOS	5705	80,59%
ERRORES	1374	19,41%
TOTAL	7079	100,00%

Es decir una mejora de 16,17 puntos en el grado de precisión. Es evidente que en este caso la introducción de la variable “Gastos de Innovación” mejora notablemente la precisión del modelo permitiendo no sólo acertar con mayor precisión sobre que empresas poner el foco de atención, sino hacerlo con mayor margen de tiempo para tomar las medidas oportunas.

6. Conclusiones

Es importante recordar que el objeto de esta investigación era tomar un modelo de previsión de fracaso fehacientemente probado con el uso de indicadores puramente cuantitativos y medir el efecto de la introducción de la variable cualitativa “grado de Innovación” en su modelo de cálculo. Apoyándose en diversos autores (Correa y Acosta, 2003) (Becerra, 1999) este trabajo considera como fracasada aquella empresa que se encuentra en quiebra técnica, es decir aquella que cuenta con un patrimonio neto negativo.

Para llevar a cabo la investigación se ha tomado una muestra de 7079 empresas suecas con valores válidos en el apartado de “Gastos de Innovación” que figura en la información que ofrece la base de datos AMADEUS (estos valores incluían el valor cero).

Se ha tomado el Modelo de Kanitz como predictor válido de la insolvencia empresarial basado en variables cuantitativas y la decostrucción que de este modelo llevaron a cabo los hermanos Kasai (Kassai, 2007)

Sobre esta decostrucción del modelo original se ha procedido a incorporar una nueva variable cualitativa como el grado de innovación en la empresa (medido a través de los gastos en I+D en los que dicha empresa incurre), calculando de nuevo su función determinante y obteniendo una nueva clasificación de la situación de las empresas de la muestra, afectada ésta por la incorporación de esta nueva variable.

Dicho cálculo ofrece una nueva clasificación de la muestra de empresas, ante la cual se concluye que, si bien al incorporar la variable Innovación (medida a través de los gastos de innovación en los que incurre la empresa) en el modelo clásico de Kanitz, la precisión del nuevo modelo es menor que la del original, cuando observamos la situación de la empresa a una distancia mayor (year-3) la introducción de esta nueva variable hace mejorar notablemente la precisión del modelo.

Hecho que invita a reflexionar si la construcción de un modelo que combine variables cualitativas y cuantitativas nos va a permitir clasificar las empresas objeto de estudio con una mayor precisión, así como concretar el foco de atención sobre las empresas susceptibles de ser atentamente vigiladas por su mayor propensión al fracaso y además, quizás la conclusión más relevante, hacerlo con un mayor lapso de tiempo para tomar las medidas oportunas con una perspectiva mayor.

Esta conclusión, abre inexorablemente la puerta a la realización de análisis más profundos y pormenorizados del efecto de la introducción de variables cualitativas en los actuales modelos de previsión de insolvencia, enriqueciendo los datos económico-financieros que describen el estado de una empresa con otras variables – en este caso se ha la Innovación, pero bien se puede probar con otras variables de interés como la

competitividad, la productividad o el estilo de liderazgo, indagando incluso en los métodos más vanguardistas como los basados en inteligencia artificial e iteraciones múltiples para mejorar su previsión incorporando factores que cualifiquen más exactamente la realidad de la empresa.

Tras este estudio, se ponen de manifiesto las limitaciones al alcance del mismo para que éstas puedan ser tomadas en consideración a la hora de tomar este estudio como punto de partida para profundizar en el estudio del efecto de variables cualitativas en los modelos de previsión de insolvencia

- Para empezar se han contado con las propias limitaciones de los métodos basados en los análisis discriminante multivariable, es decir la no-normalidad de las muestras y las variables cuando la normalidad es una premisa casi imprescindible para llevar a cabo análisis de regresión lineal.
- Dado que no se contaba con tiempo suficiente para entrevistarse con cada empresa y extraer una medida cualitativa de su grado de innovación, se ha extrapolado una variable cualitativa como “grado de innovación de la Empresa” desde una variable cuantitativa como “gastos de Innovación en la empresa”, que aunque correcto desde el marco teórico, no deja de ser una simplificación.
- Aún así sólo en una pequeña proporción esta información estaba disponible. Se ha observado una falta de masa crítica de empresas que reflejen los gastos en innovación en sus estados contables – debido a esto este estudio ha tenido que centrarse en empresas suecas donde se ha encontrado una mayor proporción de empresas que reflejan esta información—.
- Por desgracia, estas empresas tampoco estaban segmentadas según tipo de empresa, tamaño y sector, por lo que tampoco hemos podido segmentar nuestras conclusiones a ese respecto.
- Falta de información sobre el grado de innovación de las empresas que sí contaban con información relativa a los gastos dedicados a I+D ya que aún siendo un indicador aceptado del grado de innovación de la empresa, éste debería haber sido enriquecido con otra información cualitativa procedente de la empresa a la cual no hemos podido acceder por falta de tiempo.

7. Bibliografía

- Altman. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance, Vol XIII, n.4, September, pp. 589-609.*
- Astorga, A. (1966). Modelos de predicción de la insolvencia empresarial.
- Batle, F. J. (2009). Innovación y Gestión del Cambio. *Ed. AEDEM. ISSN: 0213-2834. Revista de economía y empresa; n° 39, Vol. XIV (2ª época); pp. 81-107.*
- Becerra, R. (1999). El análisis financiero como instrumento para la predicción de la insolvencia : Una aplicación a la empresa turística española.
- Calvo, A. (2007). Tamaño , antigüedad y fracaso empresarial.
- Correa, A., & Acosta, M. (2003). la insolvencia empresarial: un análisis empírico para la pequeña y mediana empresa.
- Escorsa, P., & Valls, J. (2003). *Tecnología e innovación en la empresa* (Edicions U.).
- European Commission. (2005). *Manual de Oslo. Guía para la recogida e interpretación de datos sobre la innovación.*
- Ferrando, M., & Blanco, F. (1998). La previsión del fracaso empresarial en la comunidad valenciana: aplicación de los modelos discriminante y logit. *Revista Española de Financiación y Contabilidad, vol. XXVII, núm. 95, abril-junio, pp. 499-540.*
- Fundación COTEC. (2001a). *La innovación tecnológica. Ideas básicas.*
- Fundación COTEC. (2001b). Informar sobre Innovación.
- Fundación Española Ciencia y Tecnología. (2002). *Manual de Frascati. Propuesta de Norma Práctica para encuestas de investigación y desarrollo experimental.*
- Gabás, T. (1990). Técnicas actuales de análisis contable, evaluación de la solvencia empresarial. *Instituto de Contabilidad y Auditoría de Cuentas, Ministerio de Economía y Hacienda, Madrid.*
- Graveline, J., & Kokalari, M. (2008). Credit risk. *Working Paper, The Research Foundation of CFA Institute.*
- Grilches, Z. (1990). Patents statistics as economic indicators: a survey. *Journal of Economic Literature.*

- Kanitz, S. C. (1974). Como prever falencias de empresas. *Revista Exame de diciembre de 1974*, pag. 95 a 102.
- Kassai, J. R. (2007). Desvendando el Termómetro de insolvencia de Kanitz, 1-17.
- Laffarga, J. (1985). El análisis de la solvencia de las instituciones bancarias: Propuesta de una metodología y aplicaciones a la Banca española. *Esic-Market*, núm. 48 (2^o trim.), pp. 51-73.
- Lizarraga, F. (1997). Utilidad de la información contable en el proceso de fracaso: análisis del sector industrial de la mediana empresa. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. XXVI, núm. 93, octubre-diciembre, pp. 871-915.
- López, J., & Gandía, J. (1998). La suspensión de pagos en las pymes: una aproximación empírica. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. XXVII, núm. 94, enero-marzo, pp. 71-97.
- Malerba, F., & Orsenigo, L. (1993). L'accumulazione delle capacita'tecnologi- che nelPindustria italiana. en *Filippini (ed.), Innovazione tecnoló- gica e servizi alie imprese, Franco Angelí 1969-1984*.
- Mora-Enguádanos, A. (2000). Limitaciones metodológicas de los trabajos empíricos sobre la predicción del fracaso empresarial. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. XXIV, núm. 80, pp. 709-732.
- Ohlson, J. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, Vol. 18, nr. 1, Spring 1980, p. 109-131.
- Silva, J. (2000). Cuantificando formalmente los coeficientes de innovación de las empresas.
- Sorensen, J. B., & Stuart, E. (2000). Aging, obsolescence and organizational innovation. *Admin. Sci. Quart.* 45 81–112.
- Suárez, D. (2006). Especificidades nacionales e indicadores de innovación.
- Sánchez, M. ^a. P. (2000). Instrumentos de medición de la actividad innovadora. El papel de las encuestas de innovación. Resultados del caso español. *Fundación COTEC, Informar s.*
- Taffler, R. J. (1982). Forecasting Company Failure in the UK using Discriminant Analysis and Finance Ratio Data". *Journal of the Royal Statistical Association, A* 3, pp. 342-358.
- Tascón, M. T., & Castaño, F. J. (2010). Predicción del fracaso empresarial. Una revisión.

Yoguel, G., & Boscherini, F. (1996). Algunas reflexiones sobre la medición de los procesos de innovación: la relevancia de los elementos informales e incrementales.

2011

MGEPS2009/2011 - UPV
Vicente J. Casanova

Máster en Gestión de
Empresas, Productos y
Servicios – MGEPS
2009/2011

Anexos

14 de septiembre de 2011

[TFM – MGEPS 2009-2011]

Tesis Fin de Máster – Máster en Gestión de Empresas, Productos y
Servicios – UPV2009/2011

TABLA 0. Segmentación según ubicación geográfica y sector de la muestra de trabajo. La muestra cuenta con 8.010 registros válidos (empresas con datos relativos a sus gastos en I+D). Se observa que la mayor densidad se encuentra en Suecia.

Table											
Figures refer to : Number of companies											
Industry (NACE Rev. 2)	Location										
	FRANCE	GERMANY	IRELAND	LIECHTENSTEIN	NETHERLANDS	SWEDEN	SWITZERLAND	TURKEY	UNITED KINGDOM	n.a.	All
Agriculture, forestry and fishing	0	0	0	0	0	32	0	8	0	0	40
Mining and quarrying	0	0	0	0	0	17	0	6	6	0	29
Manufacturing	22	185	0	1	4	1.169	11	885	136	0	2.413
Electricity, gas, steam and air conditioning supply	2	0	0	0	0	46	0	6	2	0	56
Water supply; sewerage, waste management and remediation activities	0	1	0	0	0	22	0	2	3	0	28
Construction	0	4	0	0	0	399	0	64	3	0	470
Wholesale and retail trade; repair of motor vehicles and motorcycles	4	19	1	0	3	2.539	0	949	8	0	3.523
Transportation and storage	0	1	0	0	0	109	0	61	3	0	174
Accommodation and food service activities	0	0	0	0	0	60	0	7	0	0	67
Information and communication	15	24	0	0	0	183	2	42	68	0	334
Financial and insurance activities	18	7	2	0	0	275	77	30	0	0	409
Real estate activities	1	2	0	0	0	1.814	0	2	0	0	1.819
Professional, scientific and technical activities	36	93	1	0	0	705	0	41	18	0	894
Administrative and support service activities	0	5	0	0	0	143	0	59	7	0	214
Education	0	0	0	0	0	18	0	0	1	0	19
Human health and social work activities	0	0	0	0	0	16	1	2	0	0	19
Arts, entertainment and recreation	0	0	0	0	0	24	0	0	1	0	25
Other service activities	0	0	0	0	0	9	1	4	0	0	14
n.a.	0	3	0	0	0	430	0	1	0	0	434
All	98	344	4	1	7	8.010	92	2.169	256	0	10.981

TABLA 1

<i>Estadísticas de la regresión</i>	
Coefficiente de correlación múltiple	0,271541557
Coefficiente de determinación R ²	0,073734817
R ² ajustado	0,026953747
Error típico	24,76893853
Observaciones	105

TABLA 1. Cálculo de la recta de regresión (sobre una muestra de 105 ocurrencias, para simplificar el cálculo) del modelo original de KANITZ.

ANÁLISIS DE VARIANZA

	<i>Grados de libertad</i>	<i>Suma de cuadrados</i>	<i>Promedio de los cuadrados</i>	<i>F</i>	<i>Valor crítico de F</i>
Regresión	5	4834,897287	966,9794574	1,576167823	0,173782377
Residuos	99	60736,53128	613,500316		
Total	104	65571,42857			

	<i>Coefficientes</i>	<i>Error típico</i>	<i>Estadístico t</i>	<i>Probabilidad</i>	<i>Inferior 95%</i>	<i>Superior 95%</i>	<i>Inferior 95,0%</i>	<i>Superior 95,0%</i>
Intercepción	75,31306911	2,515562916	29,9388533	2,04064E-51	70,32164666	80,30449156	70,32164666	80,30449156
Variable X 1	-0,374146094	0,974948141	-0,383759995	0,701979278	-2,308654672	1,560362485	-2,308654672	1,560362485
Variable X 2	-0,183570004	0,1967362	-0,933076905	0,35305038	-0,573937296	0,206797288	-0,573937296	0,206797288
Variable X 3	-1,685698127	1,596654917	-1,0557686	0,293643587	-4,853807796	1,482411543	-4,853807796	1,482411543
Variable X 4	1,131124755	0,533060371	2,121944937	0,036338264	0,073417358	2,188832152	0,073417358	2,188832152
Variable X 5	-0,065946443	0,289730285	-0,227613219	0,820416352	-0,64083417	0,508941285	-0,64083417	0,508941285

TABLA 2

<i>Estadísticas de la regresión</i>	
Coefficiente de correlación múltiple	0,37626469
Coefficiente de determinación R ²	0,141575117
R ² ajustado	0,089018491
Error típico	23,96599332
Observaciones	105

TABLA 2. Cálculo de la recta de regresión (sobre una muestra de 105 ocurrencias, para simplificar el cálculo) del nuevo modelo en el que se ha incorporado la variable GASTOS DE INNOVACIÓN

ANÁLISIS DE VARIANZA

	<i>Grados de libertad</i>	<i>Suma de cuadrados</i>	<i>Promedio de los cuadrados</i>	<i>F</i>	<i>Valor crítico de F</i>
Regresión	6	9283,282654	1547,213776	2,693763448	0,018330267
Residuos	98	56288,14592	574,3688359		
Total	104	65571,42857			

	<i>Coefficientes</i>	<i>Error típico</i>	<i>Estadístico t</i>	<i>Probabilidad</i>	<i>Inferior 95%</i>	<i>Superior 95%</i>	<i>Inferior 95,0%</i>	<i>Superior 95,0%</i>
Intercepción	73,56424867	2,513825925	29,2638595	3,10548E-50	68,57564306	78,55285428	68,57564306	78,55285428
Variable X 1	-0,303121316	0,943688	-0,321209251	0,748735852	-2,175839391	1,569596759	-2,175839391	1,569596759
Variable X 2	-0,184747452	0,190358989	-0,970521295	0,334175992	-0,56250866	0,193013756	-0,56250866	0,193013756
Variable X 3	-1,727069502	1,544966999	-1,117868215	0,26635618	-4,793006152	1,338867148	-4,793006152	1,338867148
Variable X 4	1,10561152	0,515861395	2,143233688	0,034569944	0,081901397	2,129321643	0,081901397	2,129321643
Variable X 5	-0,048032886	0,280411864	-0,171294058	0,864345745	-0,604501091	0,508435318	-0,604501091	0,508435318
Variable X 6	1,30582E-07	4,69221E-08	2,782952333	0,006463473	3,74666E-08	2,23697E-07	3,74666E-08	2,23697E-07

TABLA 3

<i>Estadísticas de la regresión</i>	
Coefficiente de correlación múltiple	0,324129608
Coefficiente de determinación R^2	0,105060003
R^2 ajustado	0,050267758
Error típico	0,489408198
Observaciones	105

TABLA 3. Cálculo de la recta de regresión (sobre una muestra de 105 ocurrencias, para simplificar el cálculo) del nuevo modelo en el que se ha incorporado la variable GASTOS DE INNOVACIÓN (year-3)

ANÁLISIS DE VARIANZA

	<i>Grados de libertad</i>	<i>Suma de cuadrados</i>	<i>Promedio de los cuadrados</i>	<i>F</i>	<i>Valor crítico de F</i>
Regresión	6	2,755573786	0,459262298	1,917424687	0,085444555
Residuos	98	23,47299764	0,239520384		
Total	104	26,22857143			

	<i>Coefficientes</i>	<i>Error típico</i>	<i>Estadístico t</i>	<i>Probabilidad</i>	<i>Inferior 95%</i>	<i>Superior 95%</i>	<i>Inferior 95,0%</i>	<i>Superior 95,0%</i>
Intercepción	1,545322169	0,088091713	17,54219678	5,37538E-32	1,370507036	1,720137303	1,370507036	1,720137303
Variable X 1	0,044826554	0,043592569	1,028307227	0,306336688	-0,041681479	0,131334587	-0,041681479	0,131334587
Variable X 2	0,007478245	0,07108397	0,105202977	0,916429776	-0,133585575	0,148542066	-0,133585575	0,148542066
Variable X 3	-0,025866189	0,019988517	-1,294052426	0,19868862	-0,06553275	0,013800372	-0,06553275	0,013800372
Variable X 4	-0,015186984	0,017201599	-0,882882074	0,379460589	-0,049322997	0,018949029	-0,049322997	0,018949029
Variable X 5	-0,104691468	0,132732121	-0,788742521	0,432166453	-0,368094036	0,1587111	-0,368094036	0,1587111
Variable X 6	2,83785E-09	1,06728E-09	2,658957708	0,009156076	7,19869E-10	4,95582E-09	7,19869E-10	4,95582E-09

RELIABILITY

```

/VARIABLES=X.1Lastavail.Yr X.2Lastavail.Yr X.3Lastavail.Yr X.4Lastavail.Yr X.5Lastavail
.Yr X.6Lastavail.Yr
/SCALE('ALL VARIABLES') ALL
/MODEL=ALPHA
/STATISTICS=SCALE CORR COV
/SUMMARY=COV CORR.
    
```

Reliability

[DataSet1] C:\Users\VICENTE-PAD...
o Sweden\Modelo - Muestra Compl

SPSS1. Análisis estadístico muestra completa. Cálculo del alfa de Cronbach y la Matriz de Covarianzas para obtener información acerca de la validez y confiabilidad del modelo estadístico.

Scale: ALL VARIABLES

Case Processing Summary

		N	%
Cases	Valid	7079	10,8
	Excluded ^a	58456	89,2
	Total	65535	100,0

a. Listwise deletion based on all variables in the procedure.

Reliability Statistics

Cronbach's Alpha ^a	Cronbach's Alpha Based on Standardized Items	N of Items
3,670E-7	659	6

a. The value is negative due to a negative average covariance among items. This violates reliability model assumptions. You may want to check item codings.

Inter-Item Correlation Matrix

	X.1 Last avail. Yr	X.2 Last avail. Yr	X.3 Last avail. Yr	X.4 Last avail. Yr	X.5 Last avail. Yr	X.6 Last avail. Yr
X.1...	1,000	-,002	,985	,880	-,002	-,002
X.2...	-,002	1,000	-,002	-,003	,914	-,001
X.3...	,985	-,002	1,000	,896	-,002	-,002
X.4...	,880	-,003	,896	1,000	-,004	-,002
X.5...	-,002	,914	-,002	-,004	1,000	-,001
X.6...	-,002	-,001	-,002	-,002	-,001	1,000

Inter-Item Covariance Matrix

	X.1 Last avail. Yr	X.2 Last avail. Yr	X.3 Last avail. Yr	X.4 Last avail. Yr	X.5 Last avail. Yr	X.6 Last avail. Yr
X.1...	2177,250	-24,956	1805,090	4043,678	-17,725	-570481,967
X.2...	-24,956	76170,249	-22,009	-87,635	50715,452	-1805739,493
X.3...	1805,090	-22,009	1543,953	3468,020	-16,205	-469807,079
X.4...	4043,678	-87,635	3468,020	9703,309	-69,490	-1544334,892

Inter-Item Covariance Matrix

	X.1 Last avail. Yr	X.2 Last avail. Yr	X.3 Last avail. Yr	X.4 Last avail. Yr	X.5 Last avail. Yr	X.6 Last avail. Yr
X.5...	-17,725	50715,452	-16,205	-69,490	40445,483	-1721475,036
X.6 Last avail. Yr	-570481,967	-1805739,493	-469807,079	-1544334,892	-1721475,036	3,948E13

Summary Item Statistics

	Mean	Minimum	Maximum	Range	Maximum / Minimum
Inter-Item Covariances	-403469,617	-1805739,493	50715,452	1856454,946	-,028
Inter-Item Correlations	,243	-,004	,985	,988	-280,672

Summary Item Statistics

	Variance	N of Items
Inter-Item Covariances	4,632E11	6
Inter-Item Correlations	,172	6

Scale Statistics

Mean	Variance	Std. Deviation	N of Items
2,144670723 57787E5	3,948E13	6,283416554 266193E6	6

RELIABILITY

```

/VARIABLES=X.1Lastavail.Yr X.2Lastavail.Yr X.3Lastavail.Yr X.4Lastavail.Yr X.5Lastavail
.Yr
/SCALE('instructor effectiveness')
/MODEL=ALPHA
/STATISTICS=DESCRIPTIVE SCALE
/SUMMARY=TOTAL MEANS VARIANCE
    
```

SPSS2. Análisis estadístico muestra completa. Cálculo del alfa de Cronbach y la Matriz de Covarianzas para obtener información acerca de la validez y confiabilidad del modelo estadístico (year-3)

Reliability (Original KANITZ 5-factors)

[DataSet1] C:\Users\VICENTE-PADRE\Documents\Mi Despacho\Mi Despacho MGEPS\DATA\Modelo - Muestra Validacion R&D Sweden REV1.sav

Scale: instructor effectiveness

Case Processing Summary

		N	%
Cases	Valid	7079	10,8
	Excluded ^a	58456	89,2
	Total	65535	100,0

a. Listwise deletion based on all variables in the procedure.

Reliability Statistics

Cronbach's Alpha	Cronbach's Alpha Based on Standardized Items	N of Items
,599	,743	5

Item Statistics

	Mean	Std. Deviation	N
X.1 Last avail. Yr	3,503416498 55793E0	4,666100698 733933E1	7079
X.2 Last avail. Yr	1,073306798 86237E1	2,759895818 121645E2	7079
X.3 Last avail. Yr	2,844250874 85019E0	3,929316585 373590E1	7079
X.4 Last avail. Yr	8,527106272 02235E0	9,850537509 178677E1	7079
X.5 Last avail. Yr	9,047856248 23372E0	2,011106236 032758E2	7079

Inter-Item Correlation Matrix

	X.1 Last avail. Yr	X.2 Last avail. Yr	X.3 Last avail. Yr	X.4 Last avail. Yr	X.5 Last avail. Yr
X.1...	1,000	-,002	,985	,880	-,002
X.2...	-,002	1,000	-,002	-,003	,914
X.3...	,985	-,002	1,000	,896	-,002

Inter-Item Correlation Matrix

	X.1 Last avail. Yr	X.2 Last avail. Yr	X.3 Last avail. Yr	X.4 Last avail. Yr	X.5 Last avail. Yr
X.4...	,880	-,003	,896	1,000	-,004
X.5...	-,002	,914	-,002	-,004	1,000

Summary Item Statistics

	Mean	Minimum	Maximum	Range	Maximum / Minimum	Variance	N of Items
Item Means	6,931	2,844	10,733	7,889	3,774	12,484	5
Item Variances	26008,049	1543,953	76170,249	74626,296	49,335	1,039E9	5
Inter-Item Covariances	5979,422	-87,635	50715,452	50803,087	-578,714	2,364E8	5
Inter-Item Correlations	,366	-,004	,985	,988	-280,672	,215	5

Item-Total Statistics

	Scale Mean if Item Deleted	Scale Variance if Item Deleted	Corrected Item-Total Correlation	Squared Multiple Correlation	Cronbach's Alpha if Item Deleted
X.1 Last avail. Yr	3,115228138 37299E1	235839,260	,256	,969	,610
X.2 Last avail. Yr	2,392262989 36642E1	72296,728	,682	,835	,340
X.3 Last avail. Yr	3,181144700 74377E1	237614,938	,273	,973	,612
X.4 Last avail. Yr	2,612859161 02655E1	225216,229	,157	,803	,621
X.5 Last avail. Yr	2,560784163 40541E1	107959,135	,766	,835	,227

Scale Statistics

Mean	Variance	Std. Deviation	N of Items
3,465569788 22879E1	249628,682	4,996285439 484530E2	5

RELIABILITY

```

/VARIABLES=X.1Lastavail.Yr X.2Lastavail.Yr X.3Lastavail.Yr X.4Lastavail.Yr X.5Lastavail
.Yr X.6Lastavail.Yr
/SCALE('instructor effectiveness') ALL
/MODEL=ALPHA
/STATISTICS=DESCRIPTIVE SCALE CORR
/SUMMARY=TOTAL MEANS VARIANCE COV CORR.

```

Reliability

[DataSet1] C:\Users\VICENTE-PADRE\Documents\Mi Despacho\Mi Despacho MGEPS\DATA\Modelo - M
uestra Validacion R&D Sweden REV1.sav

Scale: instructor effectiveness

Case Processing Summary

		N	%
Cases	Valid	7079	10,8
	Excluded ^a	58456	89,2
	Total	65535	100,0

a. Listwise deletion based on all variables in the procedure.

Reliability Statistics

Cronbach's Alpha ^a	Cronbach's Alpha Based on Standardized Items	N of Items
3,670E-7	650	6

a. The value is negative due to a negative average covariance among items. This violates reliability model assumptions. You may want to check item codings.

Item Statistics

	Mean	Std. Deviation	N
X.1 Last avail. Yr	3,503416498 55793E0	4,666100698 733933E1	7079
X.2 Last avail. Yr	1,073306798 86237E1	2,759895818 121645E2	7079
X.3 Last avail. Yr	2,844250874 85019E0	3,929316585 373590E1	7079
X.4 Last avail. Yr	8,527106272 02235E0	9,850537509 178677E1	7079
X.5 Last avail. Yr	9,047856248 23372E0	2,011106236 032758E2	7079
X.6 Last avail. Yr	2,144324166 59905E5	6,283417507 095537E6	7079

Inter-Item Correlation Matrix

	X.1 Last avail. Yr	X.2 Last avail. Yr	X.3 Last avail. Yr	X.4 Last avail. Yr	X.5 Last avail. Yr	X.6 Last avail. Yr
X.1...	1,000	-,002	,985	,880	-,002	-,002
X.2...	-,002	1,000	-,002	-,003	,914	-,001
X.3...	,985	-,002	1,000	,896	-,002	-,002
X.4...	,880	-,003	,896	1,000	-,004	-,002
X.5...	-,002	,914	-,002	-,004	1,000	-,001
X.6...	-,002	-,001	-,002	-,002	-,001	1,000

Summary Item Statistics

	Mean	Minimum	Maximum	Range	Maximum / Minimum
Item Means	35744,512	2,844	214432,417	214429,572	75391,527
Item Variances	6,580E12	1543,953	3,948E13	3,948E13	2,557E10
Inter-Item Covariances	-403469,617	-1805739,493	50715,452	1856454,946	-,028
Inter-Item Correlations	,243	-,004	,985	,988	-280,672

Summary Item Statistics

	Variance	N of Items
Item Means	7,663E9	6
Item Variances	2,598E26	6
Inter-Item Covariances	4,632E11	6
Inter-Item Correlations	,172	6

Item-Total Statistics

	Scale Mean if Item Deleted	Scale Variance if Item Deleted	Corrected Item-Total Correlation	Squared Multiple Correlation	Cronbach's Alpha if Item Deleted
X.1 Last avail. Yr	2,144635689 41289E5	3,948E13	-,002	,969	-3,475E-7 ^a
X.2 Last avail. Yr	2,144563392 89799E5	3,948E13	-,001	,835	-2,721E-7 ^a
X.3 Last avail. Yr	2,144642281 06913E5	3,948E13	-,002	,973	-3,538E-7 ^a
X.4 Last avail. Yr	2,144585452 51515E5	3,948E13	-,002	,803	-2,859E-7 ^a
X.5 Last avail. Yr	2,144580245 01539E5	3,948E13	-,001	,835	-2,774E-7 ^a
X.6 Last avail. Yr	3,465569788 22919E1	249628,677	-,002	9,140E-6	,599

a. The value is negative due to a negative average covariance among items. This violates reliability model assumptions. You may want to check item codings.

Scale Statistics

Mean	Variance	Std. Deviation	N of Items
2,144670723 57787E5	3,948E13	6,283416554 266193E6	6