

MODELO PROBABILÍSTICO DE QUIEBRA PARA PEQUEÑAS Y MEDIANAS EMPRESAS MEXICANAS. UNA HERRAMIENTA PARA LA TOMA DE DECISIONES.

Dr. Juvencio Jaramillo Garza.
Universidad Autónoma de Nuevo León
Dr. Jesús Fernando Isaac García.
Universidad Autónoma de Coahuila
fernandoisaac@prodigy.net.mx

Resumen.

Se desarrolló un modelo de probabilidad de quiebra para las empresas pyme en México. Tal modelo, predice la probabilidad de quiebra de las pyme con un grado de exactitud del 91.28% y se puede detectar la posibilidad de quiebra dos años antes de que ocurra el desafortunado evento. Las variables que resultaron significativas fueron las relacionadas con la liquidez, la eficiencia en el manejo de los recursos (ciclo de conversión en efectivo), la rentabilidad económica y la rentabilidad financiera. La probabilidad de quiebra latente en las empresas es del 37%. La constante fue confirmada por la encuesta de percepción. Se aplicó un análisis clúster tanto para empresas en operación como empresas quebradas para identificar grupos homogéneos con características similares. En el caso de las empresas sanas se identificaron tres grandes grupos: Las empresas bien administradas menos rentables, empresas bien administradas y las más endeudadas y las empresas más rentables y más liquidas. En las empresas quebradas la técnica clúster identificó tres grupos de empresas también: Empresas sin liquidez, con menor nivel de deuda, no rentables, empresas sin liquidez, con mayor nivel de deuda y no rentables y empresas sin liquidez, más ineficientes y sin rentabilidad.

Se identificó el proceso por el cual las empresas entran por distintas etapas cada una con sus respectivos parámetros y descripción, hasta llegar a la quiebra. Este proceso consta de cinco fases las cuales están perfectamente bien definidas con sus respectivos parámetros financieros: proceso de riesgo de banca rota, serio riesgo de banca rota, alto riesgo de quiebra, en banca rota con posibilidades de revertir la tendencia, en banca rota sin retorno.

Palabras clave: Probabilidad, quiebra, planeación, pyme, proceso de quiebra.

Summary.

A model of bankruptcy probability for SME companies in Mexico is developed. This model predicts the probability of failure of MSMEs with an accuracy of 91.28% and can detect the possibility of bankruptcy two years before the unfortunate event occurs.

The variables that were significant were those related to liquidity, efficiency in resource management (cash conversion cycle), the economic and financial profitability. The probability of latent failure in companies is 37%. The constant of the model was confirmed by the perception survey.

Cluster analysis was applied to both operating companies as bankrupt companies to identify homogeneous groups with similar characteristics. For healthy companies were identified three groups: well-managed companies less profitable, well-managed and more indebted and more profitable companies and more liquid.

In the bankrupt companies cluster technique identified three groups of firms also: Business illiquid, with lower debt, unprofitable, illiquid companies with higher debt and unprofitable and illiquid companies, most inefficient and unprofitable firms.

We identified the process by which companies enter through different stages each with their parameters and description, up to the bankruptcy. This process consists of five phases which are perfectly well defined with their respective financial parameters: process of bankruptcy risk, serious risk of bankruptcy, high risk of bankruptcy, in bankruptcy with the possibility of reversing the trend, not bankrupt return.

Keywords: Probability, bankruptcy planning, SME, bankruptcy process.

I Introducción.

La turbulencia económica que predomina y que caracteriza la economía global actual ha empezado a hacer estragos no solo a la economía en su conjunto sino también a nivel familiar y a nivel empresarial. Es de sobra sabido que las empresas micro, pequeñas y medianas son las que soportan la base de la creación de empleo, la generación de recursos al gobierno y es fuente de prosperidad para las naciones así como también las primeras que desaparecen ante las crisis económicas profundas. Al representar estas empresas en promedio el 90% de las empresas en un país, merece nuestra atención y procuración de su salud y estabilidad en el largo plazo.

Las crisis económicas en la actualidad han evolucionado en dimensión, alcance y en duración sin menospreciar la profundidad con la que lastima la planta productiva de manera sistémica. Las empresas micro, pequeñas y medianas (en adelante mipyme) son las más vulnerables a las crisis prolongadas. En primer lugar porque el acceso al financiamiento es restringido, en segundo lugar, son las que menos reservas tienen para contrarrestar una recesión, y tercero, no cuentan con las inversiones, recursos y capital intelectual necesarios para sofisticarse y crecer en el mediano y largo plazo (al menos es el caso mexicano).

La predominancia de la mipyme en México como en otros países ha despertado desde hace más de una década el interés de los investigadores, de las autoridades gubernamentales y de los propios emprendedores por estudiarlas y entender su desempeño. De tal suerte, que se empiezan a desarrollar teorías, estudios técnicos profundos útiles para entenderlas, para poder ayudarlas a sostenerse, consolidarse y mantenerse en el largo plazo ante la creciente competencia global que enfrentan. Debemos recordar que anterior a la ola de tratados comerciales multilaterales las economías fluctuaban en un entorno proteccionista exacerbando la influencia de estas empresas e introduciendo fuertes distorsiones en los mercados de bienes y servicios.

Al promover los Estados los tratados comerciales y los acuerdos comerciales con el resto del mundo, las empresas que no pudieron adaptarse a las nuevas condiciones de mercado, esto es, competencia en precios, diversidad en la oferta de servicios y productos, calidad, sistemas de gestión y de producción

sofisticados han desaparecido y las que sobreviven, sufren las consecuencias de tener una competencia cada vez más agresiva y aplastante con márgenes de utilidad estrechos, mercados cada vez más segmentados y competidos y hasta la corta estancia de las empresas en los mercados.

No dudamos de la capacidad de los administradores de las mipyme que muchos tienen años haciendo lo mismo y otros nuevos emprendedores se suman a la competencia y lucha por la preferencia de los clientes cada vez más desleales. Sin embargo, lamentablemente ya no es suficiente con la experiencia o con la intuición que se debe de competir esto pasa a segundo término sin dejar de ser útiles. A estas herramientas del siglo pasado para gestionar empresas hay ahora que agregarle la técnica y los conocimientos avanzados para poder ser exitosos en el mantenimiento de la empresa a flote ante esta competencia cada vez más voraz.

Por todo lo anterior, diversas líneas de investigación se abren en torno al desempeño de las mipyme pues su importancia es capital. La propuesta de la presente investigación versa en torno a los aspectos financieros de estas empresas que se ha soslayado y que merece la atención debida a pesar del grado de poca sofisticación que aparenta la gestión financiera en las mipyme.

La reciente crisis que primero fue financiera y ahora está en las arenas económicas del mundo entero aún no ha pasado. Por el contrario, amenaza con fortalecerse y profundizarse más. Vemos ejemplos como la situación fiscal que se vive en Europa. La amenaza latente de la salida del euro de algunos países fuertemente endeudados, el creciente desempleo y cierre de empresas y bancos insolventes, la raquítica recuperación de la economía norteamericana y la fuerte competencia de las economías asiáticas hacen para las empresas mexicanas un verdadero reto por los mercados de consumo más grandes del mundo que hay que sumar la crisis de su economía real en la que se encuentran caracterizada por la faltad de ahorro, el desempleo, la disminución del consumo, por mencionar algunos. De tal suerte que las empresas en México necesitan ayuda. Necesitan esquemas de planeación más sofisticados que les permita operar dentro de su simplicidad de una manera más profesional; que les permita enfrentar la competencia y mejorar sus sistemas

de administración. Para tan ambicioso alcance, la presente investigación se perfila como pionera en el área financiera de las mipyme en México.

Ante tales planteamientos, el **problema** que se pretende resolver en concreto es que *“ante el desconocimiento de que variables explican la quiebra y cierre de las mipyme, el empresario no tiene un sistema formal de previsión que le permita planear el cómo prever ni cómo evitar la quiebra, teniendo como consecuencia el uso discrecional de acciones estériles que desembocan en la desaparición de la empresa”*.

El **objetivo** concreto de esta investigación es determinar qué factores explican la quiebra de las mipyme en el país. Al entender las variables que explican la quiebra desde luego sabremos porqué estas empresas tan importantes para la economía del país dejan de operar causando serios daños a la economía.

Los **objetivos secundarios** los enumeramos a continuación:

- Saber cual es la percepción que tienen los empresarios mipyme de distintos factores que afectan a su negocio y su relación con una posible quiebra.
- Determinar si la percepción de los empresarios en torno a la quiebra de sus empresas es congruente con la constante de la ecuación del modelo de quiebra que se desarrolle.
- Medir la percepción que tienen los empresarios de la crisis de seguridad y otros factores en relación al desempeño y futuro de sus negocios en las principales zonas empresariales del dentro y norte del país.
- Crear indicadores nacionales de alerta para prevenir la quiebra empresarial.
- Determinar un proceso de quiebra.
- Ampliar la base teórica que explica el funcionamiento financiero de las mipyme en México.
- Promover los estudios empírico - técnicos en el área financiera de las mipyme.

- Promover la aplicación de las técnicas estadísticas avanzadas a la administración de las empresas.
- Despertar el interés de los académicos investigadores en el área financiera de las mipyme.
- Desarrollar y crear conocimiento financiero de alto nivel que pueda ser filtrado a las aulas para ser enseñado a los alumnos y capacitar a los maestros de las áreas financieras.

La **contribución específica** de la presente investigación es que pretende desarrollar un modelo de planeación en cinco sentidos: para los empresarios mipyme, desarrollar un sistema de planeación para prevenir la quiebra, estabilizar a las empresas con problemas financieros y planear a largo plazo mediante las variable significativas que deben de tomar en cuenta para evitar la quiebra. Para las autoridades gubernamentales, conocer exactamente en qué rubros debe de apoyar a las mipyme para evitar su cierre y hacia qué elementos de apoyo orientar sus recursos y esfuerzos. Para las autoridades hacendarias, establecer un sistema de pronóstico de quiebra de las empresas para ver cómo les afectaría en cuanto a la recaudación por razón de cierre de empresas. Para los docentes e investigadores, el esquema propuesto les servirá como referencia para desarrollar más investigación respecto al tema y filtrar el conocimiento generado directamente a las aulas. Para los bancos, proveer un elemento más para valorar la conveniencia de otorgar préstamos a las mipyme. Y una segunda contribución derivada de la anterior, definir y conceptualizar los parámetros para poder establecer que empresa está en quiebra, cual está en posibilidades de revertir la quiebra y cuáles no. Por consiguiente una tercera aportación es el diseño de un proceso cuantitativo en base a indicadores financieros que determinan el ciclo de quiebra de las empresas en cuestión. De tal manera que el modelo desarrollado presenta una base teórico -práctica bastante extensa y rica en su uso y en valor financiero para las empresas, el gobierno y la academia.

Todo lo anterior soportado con una encuesta d percepción de riesgo de los empresarios entrevistados en torno a distintos factores que afectan su negocio y la probabilidad de quiebra futura.

Las preguntas de la investigación son:

- ¿Qué variables explican la quiebra de las mipyme en México?
- ¿Es posible desarrollar un sistema de planeación contra la quiebra mipyme?
- ¿Será posible determinar la probabilidad de quiebra mipyme?
- ¿Existe un patrón general de quiebra identificable través de un proceso homogéneo?
- ¿Coincidirá la constante del modelo desarrollado con el nivel de probabilidad de quiebra que los empresarios perciben para sus negocios?
- ¿Qué percepción tienen los empresarios del futuro de su negocio?
- ¿Qué percepción tienen los empresarios mipyme de los apoyos del gobierno hacia las empresas mipyme?

Las **limitaciones del estudio** versan en función de los siguientes aspectos:

- La muestra no hace distinción de las empresas fronterizas y las del resto del país.
- No se toma en cuenta el tipo de producto que elaboran las empresas.
- No se distingue si son exportadoras o solo en el mercado local.
- No se distingue si son importadoras.
- La muestra no incluye empresas del noroeste del país (Sonora, Sinaloa y Baja California).
- La muestra no hace distinción del sector de la economía en que opera la empresa.
- Las empresas de servicios quedan excluidas.
- Se utiliza solo información financiera derivada de los estados financieros de las empresas estudiadas.
- Los aspectos cualitativos de las empresas fueron excluidos.
- El modelo solo es válido para las regiones a las que pertenecen las empresas estudiadas.
- No se pudieron realizar entrevistas a los gerentes de las empresas quebradas.
- Las empresas micro quedan fuera del estudio por no haber fuente de datos.
- La métrica para las respuestas de la encuesta de percepción son solo descriptivas y no pueden ser tomadas como concluyentes del todo.

El estudio está **delimitado** de la siguiente forma:

- Las empresas son solo, pequeñas y medianas empresas. Se excluye de la muestra a la empresa grande y las micro.
- Las empresas se seleccionaron en las áreas más industrializadas de México: DF, Querétaro, Guadalajara y Monterrey.
- Las empresas son productoras de bienes.

II Marco teórico-conceptual y estado del arte.

La bancarrota afecta a todos los interesados en la empresa, tales como: empleados, proveedores, inversionistas, y el gobierno,

Algunos de los cuestionamientos a resolver en cuanto a la bancarrota son: ¿Cómo predecir la bancarrota para una empresa específica?, o ¿Cómo hacer clasificaciones de riesgo para predecir la bancarrota?, o ¿Cómo determinar qué variables contribuyen a predecir la bancarrota o el éxito de la empresa?

Para contestar a estas preguntas se emplea el análisis discriminante lineal, y hay evidencias empíricas de que estos modelos contestan en forma correcta a

estas preguntas anteriormente mencionadas. Los errores tipo I y II están en proporciones equivalentes una vez que se hace el rebalanceo por medio de optimización de programación no lineal, se hacen pruebas con análisis de regresión logística y así se pronostican las empresas con y sin éxito empresarial y a su vez se generan cinco clases de riesgos de probabilidad de quiebra.

Definiciones de Fracaso Corporativo

Altman y Hotchkiss (2005) definen el fracaso *“por el criterio económico, significa que la tasa de retorno de la inversión sobre el capital, con asignación para consideración de riesgo, es significativamente y continuamente baja, ya que prevalecen tasas similares sobre las inversiones. En tanto que el criterio diferente al económico ha sido utilizado, incluyendo ingresos insuficientes para cubrir costos y donde los promedios sobre la inversión están continuamente debajo de los costos de capital de la empresa. Estas situaciones económicas hacen declaraciones acerca de la existencia o discontinuidad de la empresa.”*

Fracaso, por el criterio financiero, puede ser definido como insuficiencia de flujo de efectivo para satisfacer obligaciones actuales. Estas obligaciones pueden incluir grandes deudas a proveedores y empleados, incurriendo en pérdidas constantes en procesos legales, y en estar repagando el capital y los intereses (Wruck, 1990).

La insuficiencia de flujo de efectivo es usado como el indicador de fracaso empresarial en muchos estudios empíricos. Whitaker (1999) usa la medida de flujo de efectivo y valor de la empresa en orden para identificar cuando una empresa entera tiene dificultad financiera.

La insolvencia es usada como un término para describir el desempeño negativo y es usada en muchas situaciones (Altman y Hotchkiss, 2005).

Shrader y Hickman (1993) indican que una empresa es declarada insolvente cuando es incapaz a de cumplir con sus obligaciones incluyendo las deudas de los empleados, proveedores, bancos, y afrontar posibles litigios legales.

La bancarrota es otro concepto financiero asociado con la dificultad financiera. Un tipo de bancarrota se refiere al activo total de una empresa. Una empresa está en bancarrota cuando a petición de una corte se pide la liquidación de sus activos, o intenta hacer una reestructuración de su programa de pagos (Altman y Hotchkiss, 2005).

En cuanto a la predicción de la bancarrota es importante determinar: a) las probabilidades de bancarrota de una empresa y b) analizar las variables que contribuyen a predecir la bancarrota.

Los primeros análisis en cuanto ver el peligro potencial de la sobrevivencia de una empresa fueron realizados por E. I. Altman & Edith Hotchkiss (2006).

Fracaso Financiero - quiebra, insolvencia temporal, reuniones acreedor, coaliciones y divisiones –son términos recurrentes en la literatura financiera, debido a su relevancia teórica, y también a causa de sus graves consecuencias para la actividad económica. Las primeras contribuciones de Beaver (1966), Altman (1968) y Ohlson (1980) examinaron diferentes opciones metodológicas para desarrollar modelos explicativos y pronóstico. El enfoque más clásico (Altman, 1968; Altman et al, 1977; Altman, 2000; Altman et al, 2010) enriquecido con el desarrollo de métodos alternativos, más fiable y menos dependiente de metodológicas condiciones hipotéticas, a saber logit y probit análisis (Martin, 1977; Ohlson, 1980; Zmijewski, 1984). Técnicas de particionamiento recursivo (Frydman et al, 1985.) y diferentes técnicas basadas en inteligencia artificial, como los sistemas expertos, redes neuronales (Messier y Hansen, 1988; Bell et al, 1990; Hansen y Messier, 199, (Mountain y Martin, 1993) Koh and So, 1999; Brouckett et al, 2006), y las máquinas de vectores soporte (SVM) (Shin et al, 2005;... Härdle et al, 2005). La naturaleza compleja y estructurada del análisis también ha dado lugar a la aplicación de los métodos heurísticos como el apoyo del equipo de las técnicas de toma de decisiones sociales (nivel 3 GDSS, por ejemplo, Sun y Li, 2009) y la lógica difusa - Modelos basados en (Dubois y Prade, 1992 ;Slowinski y Zopounidis, 1995; McKee y Lensberg, 2002).

El fracaso financiero fue estudiado por primera vez desde el punto de vista formal por Beaver (1966), su trabajo examina si los ratios financieros

suministran la información pertinente para evaluar y predecir escenarios de accidentes, las insolvencias provisionales, los dividendos no pagados, y descubiertos. Beaver ha verificado la capacidad de predicción del flujo de caja de la deuda total, los ingresos netos de los activos totales y el capital entre otros y / o activos - relacionados.

Los primeros estudios de predicción de bancarrota, fueron realizados por Ramster y Foster (1931), Fitzpatrick (1932), Winakor y Smith (1935), Merwin (1942) y Uğurlu y Aksoy (2006).

Beaver (1966) aporta una visión ampliada de la quiebra financiera relacionada que también es afín con las finanzas modernas, sin embargo sufre algunas limitaciones metodológicas. La vista de la insuficiencia financiera prevé como un problema multivariante esto de acuerdo a Altman (1968). El sugiere el desarrollo de modelos de análisis discriminantes que, independientemente de su condición, podrían ser utilizados como normas estándar y por lo tanto contribuir a reforzar la objetividad del análisis de solvencia. Sin embargo la aplicación MDA está condicionado por los requerimientos teóricos, a saber homocedasticidad y la distribución conjunta normal de los factores y, además, dada su configuración matemática, modelos de MDA no proporcionan información detallada para especificar las causas y la estructura interna de la falla, incluso cuando diferentes horizontes de tiempo se toman en cuenta (de Llano et al., 2010).

Ohlson (1980), sugiere el uso de la regresión logística para evaluar la probabilidad de fracaso, esto a raíz de Martin (1977), el trabajo seminal que realizó sobre las empresas financieras. Ohlson (1980), mejora la posición original de Martin aportando una base teórica que permite la estimación de la probabilidad de fracaso de las empresas no financieras, de acuerdo con cuatro atributos básicos: la dimensión, la estructura financiera, el rendimiento financiero y la liquidez. Además de las mejoras metodológicas, enfoque logit es coherente con la opinión de la quiebra como un proceso complejo en el que "grises varias" puede ser identificadas. De hecho, los administradores pueden interesarse no en una exhaustiva o rigurosa clasificación, pero si en una medida de la probabilidad de que la empresa se quiebra o sufre dificultades

financieras en un plazo determinado de tiempo. Ohlson (1980), también corrobora que la combinación de la información financiera y los indicadores del mercado mejora sustancialmente la capacidad de prever fracasos financieros. Varios datos externos y señales se pueden utilizar para aumentar el ajuste del modelo adecuado, por ejemplo, precios de mercado, la volatilidad de los flujos de información, minimizados externos, los retrasos en los estados financieros de depósito, opiniones de auditoría con reservas, y los cambios de auditor (Piñeiro et al., 2011).

El desarrollo y la validación de estos modelos ha proporcionado información valiosa sobre la naturaleza de los procesos financieros y / o de organización que conducen al fracaso, y las variables clave que los gerentes deben mantener en la mira con el fin de anticiparse a las dificultades financieras y a la evaluación de crédito de los prestatarios de riesgo: a unos ratios de críticos (por ejemplo, liquidez, rentabilidad y capital de trabajo) (Rodríguez et al, 2010.), factores macroeconómicos y los riesgos relacionados con el (Rose et al, 1982), apoderados de la gestión de la calidad (Peel et al., 1986; Keasey y Watson, 1987), y los signos cualitativos al inferirse de las auditorías (Piñeiro et al, 2011).

Evolución de las técnicas estadísticas

Altman a través del tiempo ha realizado una serie de estudios en los cuales ha propuesto modelos para la predicción de la bancarrota de las empresas. Meyer y Pifer (1970), usaron un modelo de programación lineal y así en forma dicotómica (0-1) a una empresa pronosticarle su éxito o fracaso correspondiente.

Altman et al. (1977), elaboraron un nuevo modelo de clasificación de bancarrota denominado "modelo Z" que actualizaba al modelo "Z-score". Ellos hicieron comparaciones entre el análisis discriminante lineal y cuadrático, al final obtuvieron buenos resultados de predicción de bancarrota, para empresas con un año previo a la quiebra pronosticaban con un 95% de certeza y para empresas que les anticipaban con cinco años antes a su bancarrota, lo hacían con un 70% de certeza.

West (1985), combinó el análisis factorial y la estimación logit para pronosticar la probabilidad de que podían tener problemas bancarios las empresas.

Karels y Prakash (1987), encontraron que era mejor el uso del análisis discriminante lineal que el análisis discriminante cuadrático, el cual es demasiado sensible y eso hace que se pierda los supuestos relacionados a la normalidad.

Haslem et al. (1992), encontraron una dicotomía consistente tanto para empresas domésticas y extranjeras, en cuanto a estrategias comparativas de activos y pasivos, mientras que en las empresas domésticas, las estrategias son más conservadoras en cuanto a riesgos de liquidez y tasas de intereses.

Altman (1993), adecuó su "Z-score" para aplicarla a las empresas privadas a la cual denominó la "Z-score". Este último modelo difiere de la "Z-score" original por substituir el valor en libros del capital a valor en libros de mercado, y por lo tanto restimar todos los coeficientes del modelo.

Altman et al. (1995), elaboró más adecuaciones a la "Z"-score" original para empresas no mahufactureras y empresas de países emergentes, al cual denomino el modelo "Z"-score". En este último modelo, decidió quitar el ratio del retorno de los activos y así minimizó el potencial efecto del sector industrial, comparado con su modelo "Z"-score" original. Por lo tanto reestimó los coeficientes del modelo.

Shumway (2001), elaboró un modelo logit dinámico para hacer pronóstico de bancarrota de empresas. Otros que hicieron estudios tomando de base los trabajos de Shumway son Chava y Jarrow (2004), Hillegeist, Keating, Cram, y Lundstedt (2004), y Beaver, McNichols, y Rhie (2005).

Jones y Hensher (2004), desarrollaron una mezcla de un modelo logit para predecir el riesgo financiero. Argumentaron que este modelo ofrece mejoras sustanciales, comparado con los modelos logit binario y el logitm multinomial. Hallaron que su modelo era superior al modelo logitm multinomial.

Canbas et al. (2005), combinaron cuatro diferentes técnicas estadísticas: el PCA (análisis principal de componentes), el DA (análisis discriminante), LA

(análisis logit) y el PA (análisis probit) para desarrollar lo que denominaron el IEWS (integratedearlywarningsystem), en principio lo usaron en el sector bancario y luego lo extendieron a otros sectores productivos.

Altman (2005), introdujo el modelo EMS para empresas de países emergentes que manejaban bonos, el cual es una versión extendida del modelo "Z"-score". Este modelo tiene la ventaja de usarse para empresas manufactureras y no manufactureras, así como para empresas del sector privado y del sector público.

Campbell, Hilscher, y Szilagyi (2008), implementaron un modelo logit dinámico para predecir la bancarrota y los fracasos de corto y largo plazo, usando variables de la contabilidad y del mercado. Ellos argumentaban ventajas empíricas de su modelo al pronosticar el riesgo de bancarrota propuesto por Altman (1968) y Ohlson (1980).

Li, Lee, Zhou, y Sun (2011), combinaron un modelo para pronosticar el fracaso de las empresas, usando espacios aleatorios y el modelo logit binario, este modelo combinado permite tomar las opiniones de diferentes agentes a la vez y así pronosticar la probabilidad de que fracase la empresa.

J. Suny Li (2011), probaron la factibilidad y la efectividad del modelo dinámico para calcular la probabilidad del riesgo financiero basado en el modelo del análisis discriminante de Fisher.

En cuanto a técnicas de modelación alternativas se encuentran: las redes neuronales, arboles de decisión, casos basados en el razonamiento investigación de operaciones, soporte de máquinas vectoriales, computación soft y otros.

En Francia, los investigadores E. I. Altman, Margaine, Schlosser, y Vernimmen (1974), con el apoyo del Banco Central de Francia (Banque de France), propusieron un modelo para determinar la solvencia de los créditos de préstamos comerciales requeridos por los clientes de la industria textil en Francia, los cuales eran muy demandados y por lo cual eran muy competidos para obtenerlos.

Altman et al (1974), calcularon el potencial combinado del análisis tradicional de los estados financieros con varios procedimientos estadísticos. En lo particular ellos investigaron la naturaleza global con una gran cantidad de ratios financieros a través del uso del análisis de componentes principales. Cabe destacar que los indicadores financieros empleados fueron procesados por medio de un modelo de análisis discriminante lineal para evaluar la solvencia de los clientes que solicitaban los créditos. Los resultados no fueron tan altos como se esperaban y el modelo no fue implementado en la práctica, esto de acuerdo a E. I. Altman y Narayanan (1997). Sin embargo, de acuerdo a los ratios apareados para discriminar bien entre los riesgos de créditos buenos y los riesgos de créditos malos, basados en valores promedios, proporcionan interesantes percepciones de los problemas particulares del sector industrial.

Sistema de Alertas Tempranas de Bancarrota

Es necesario desarrollar en la empresa un sistema de aviso anticipado que le permita prevenir o advertir y le evite caer en el estado de bancarrota. Las empresas como Enron, WorldCom, LehmanBrothers, Swissair, ABB, Parmalat, entre otras, son empresas que recientemente cayeron en bancarrota y esto debido en buena medida que les faltó un sistema de aviso anticipado de su desempeño económico y financiero.

Ackoff (1999), señala que deben analizarse qué variables envían señales de amenaza a la empresa y así verlas como una oportunidad y poder anticiparse a problemas futuros.

Dificultad financiera Corporativa

Hashi (1997), encuentra que la dificultad financiera tales como: la insolvencia y la bancarrota son raramente observables en mercados altamente competitivos,

Las instituciones financieras y los mercados proveen información de la actuación económica acerca de las empresas, y reflejan la reacción de los participantes del mercado y les facilitan las operaciones económicas (Hashi, 1997)

Fracaso Corporativo y Dimensiones de la dificultad financiera

Altman y Hotchkiss (2005), encuentran que en la literatura hay cuatro términos genéricos para distinguir a las empresas sin éxito financiero o empresas no sanas financieramente, los cuales son: fracaso, insolvencia, default (no pueden pagar) y bancarrota.

Çakır (2005), dice que en las empresas fracasadas cuando se les hace su análisis de riesgo operacional, generalmente usan factores cualitativos.

Kahl (2002), halla que en las empresas que tienen dificultad financiera, las variables que las producen son la estructura de capital, políticas de inversión y el desempeño financiero.

En las etapas temprana y tardía las empresas presentan diferentes manifestaciones de dificultad financiera. En la etapa temprana presentan caída en ventas, retorno de inventarios negativos (Opler y Titman, 1994), disminución de ingresos operativos (Whitaker, 1999), clientes quejosos, pérdida de clientes importantes (Scherer, 1988).

En la etapa intermedia presentan problemas de dificultad financiera, rentabilidad deteriorada, escasos flujos de efectivos, lo cual ocasiona pérdidas (Makridakis, 1991), reducir o suspensión de pagos de dividendos, petición de tiempos adicionales para pagos de deuda, violación a convenios de deuda, interrupciones de pago a proveedores.

En la etapa tardía las empresas presentan en forma permanente pérdidas operativas, déficits incrementales de efectivo, y violaciones a convenios de deuda, lo cual puede ser una razón para petición de bancarrota (Altman y Hotchkiss, 2005).

Algunos determinantes de la dificultad financiera son:

- Disminución del valor de los activos bajo ciertos niveles de umbrales (Purnanandam, 2007).
- Diferimiento o reducción en pagos de dividendos (Jaggi y Lee, 2002).
- Insolvencia (Purnanandam, 2007).
- Liquidez insuficiente de los activos para cubrir las deudas.

- Nivel insuficiente de los activos circulantes para satisfacer los pagos de deuda y gastos de inversiones (Reese y Mc Mahon, 2003).
- Flujo de efectivo insuficiente para satisfacer deudas de corto plazo (Wruck, 1990).
- Ineficiencia en pérdidas causadas por bajos niveles de flujos de efectivo (Reese y Mc Mahon, 2003).

Deakin (1972), propuso un modelo para predecir el fracaso de las empresas desarrolladas por Beaver y Altman. Deakin aprecia los resultados empíricos predictivos de Beaver, en cuanto a su precisión y la metodología multivariable de Altman. Deakin planeó construir un mejor modelo para predecir el fracaso, combinando lo mejor de los estudios de Beaver (1966) y de Altman (1968).

Deakin fue el primero en usar una clasificación dicotómica similar a la de Beaver. Para capturar el orden del poder de clasificación de los ratios financieros, el comparó los valores promedios de los ratios financieros y aplicó el método de correlación de Spearman. Excepto el tercer año anterior al fracaso, los coeficientes de correlación fueron significativos en otros años. La razón es porque el coeficiente de correlación en los tres años anteriores al fracaso fueron menos significantes, y encontró la estructura de capital de las empresas fracasadas. Observó que en esos años, las empresas fracasadas intentaban crecer y por lo cual requerían fondos para su expansión, y así obtenían más deuda apoyándose en las acciones preferentes. El fracaso de la empresa se debía a que los flujos de efectivo estaban debilitados ya que los ingresos netos eran negativos.

Edmister (1972), propuso un modelo para predecir el fracaso para una empresa pequeña. El definió empresa pequeña como una empresa incorporada al Small Business Administration (SBA). El modelo produce una precisión en la predicción de fracaso de 93%, con predicción correcta para empresas fracasadas y, 95% de predicción, para empresas no fracasadas.

Libby (1975), usó una subcategoría de Deakin (1972), empleando 14 ratios financieros y 60 empresas, las cuales seleccionó en forma aleatoria, de las cuales 30 eran empresas fracasadas y 30 empresas no fracasadas para capturar la capacidad del préstamo oficial, y así interpretar el poder de la

predicción de la información del ratio financiero en el contexto de la predicción de bancarrota.

Deakin (1977), extendió en 1972 su estudio para proveer una indicación de la frecuencia y naturaleza de la clasificación de empresas no fracasadas y así mejorar el poder de la predicción del modelo. Él usó una muestra de 63 empresas fracasadas, de las cuales 32 empresas fueron de su estudio de 1972, y 31 empresas fueron del estudio de Altman y McGough (1974), de empresas fracasadas en 1970 y 1971 comparadas con 80 empresas no fracasadas en forma aleatoria obtenidas de Moodys. Para cada empresa él calculó cinco de razones financieras de Libby.

Análisis Discriminante

El análisis discriminante (AD) es una técnica estadística usada para clasificar una observación dentro de varios grupos dependientes sobre características individuales. Es usada principalmente para clasificar y/o hacer predicciones en problemas donde la variable dependiente aparece en forma cualitativa, la cual en nuestro caso son para empresas con dificultad financiera o sin dificultad financiera (Altman, 1968; Altman et al., 1977; Altman, 2000). Esto se logra por reglas de decisión estadística de maximización entre grupos relativos de varianza y dentro de grupos de varianza.

Análisis logit

El análisis logit investiga la relación entre respuesta de probabilidad ordinal o binaria y variables explicatorias. Los parámetros de los modelos son estimados por el método de en la máxima probabilidad. El DA es un método que pesa las variables independientes y asigna el Z-score, en la forma de probabilidad de fracaso para cada empresa de la muestra seleccionada. El primer experto en el análisis logit en predecir el fracaso de las empresas fue Ohlson (1980). Se han realizado muchos estudios después de 1981 usando el análisis logit para relajar las restricciones de DA (Zavgren, 1985; Lau, 1987; KeaseyMcGuinness, 1990; Tennyson et al., 1990). El análisis logit usa la

función probabilidad logística son acumulada para predecir el fracaso de las empresas. Los resultados de la función son entre 0 y 1.

Los modelos logit en empresas sanas

Una vez más, la capacidad predictiva de los modelos logit muestra una notable inestabilidad. Inesperadamente, la tasa de error es mayor en el corto plazo (de uno y dos años antes de fallo y en el muy largo plazo (diez y once años antes de la falla), mientras que la tasa tiende a aumentar en el mediano plazo (cuatro a seis años antes de la falla). Creemos que esto debe leerse en conjunción con la recesión económica: la solvencia, la rentabilidad y estabilidad financiera podrían estar deteriorándose progresivamente debido a las condiciones externas adversas; los modelos pueden ser incapaces de hacer frente a estos cambios, ya que, a pesar de que varios atributos específicos (por ejemplo, el apalancamiento y la gestión calidad) pueden modular la probabilidad de quiebra, la crisis financiera es impulsada por factores sistémicos que no son tratados por los modelos de empresa.

A pesar de estas anomalías, los modelos logit son claramente más eficaces que los modelos de MDA en la clasificación de empresas sanas. Como algunos trabajos anteriores han mencionado (de Llano et al., 2010 y 2011), en MDA y modelos logit el rendimiento varía dependiendo de si la empresa que se analiza (de verdad) es fracasada o saludable: MDA tiende a exagerar la probabilidad de una bancarrota, mientras que la regresión logit tiende a sobreestimar la probabilidad de fracaso. Esto resalta la necesidad de interpretar conjuntamente MDA y los resultados del análisis logit.

Modelos de regresión lineal

La regresión lineal (LR) es el rendimiento en una etapa de abandono, clara en la literatura debido a sus deficiencias, a saber, una capacidad de pronóstico muy pobre y la dificultad se ha indicado anteriormente para verificar el requisito de predictores distribuidos normalmente. De todos modos, hemos estimado una serie de modelos de RL para 1 - 4 años antes de la bancarrota, y luego llevó a cabo una simulación para establecer la fiabilidad modelos.

La previsión de la fiabilidad es muy alta en empresas en quiebra (hasta el 99% cuatro años antes de la falla), sin embargo los modelos LR caen en empresas saludables: casi todas las empresas se clasifican como no, independientemente de su situación financiera y de riesgo de crédito son, y es la tasa de éxito promedio inferior al 5% en empresas sanas. Esto es porque el método de estimación LR subyace no responder eficazmente a la lógica de salubridad financiera, es decir, las relaciones de equilibrio en la empresa debe tratar con el fin de asegurar la supervivencia, el discreto, naturaleza dicotómica, la variable dependiente (fracasada vs no fracasada) también es una cuestión relevante, dado que la norma LR está diseñada para las variables continuas.

Mejora de los modelos básicos de auditoría basados en los signos cualitativos

En cuanto a predicción de fallos se basa en datos financieros, el control externo de la fiabilidad del proceso contable se convierte en fundamental. Los auditores se esperan no sólo para verificar los requisitos formales, sino, también, para advertir a los inversionistas cuando la empresa auditada se enfrenta a incertidumbres que pueden amenazar su supervivencia. La evidencia empírica sugiere que las opiniones modificadas (opinión calificada, abstención, y la opinión adversa) también pueden transmitir algún contenido informativo a los usuarios externos (Piñeiro et al, 2011). Algunos trabajos previos han encontrado que el informe de "advertencia" se utiliza con frecuencia como señal extrema a la firma de clientes de una dificultad y una relación estadísticamente significativa entre la rotación de los auditores, las dificultades financieras y la probabilidad de una opinión sin salvedades (Robinson, 2008). Las empresas tratan de reducir al mínimo la probabilidad de una opinión con salvedades y / o divulgación por cambiar varias veces de auditor externo (Schwartz y Menon, 1985; Schwartz y Soo, 1995; Ruiz y Gómez (2001); Blay, 2005) y la situación resultante puede ser modelado como un juego (Matsumura et al, 1997; Tucker y Matsumura, 1998).

Modelo basado en el mercado (Opción basada en la probabilidad default)

La naturaleza estadística de los modelos de contabilidad descritos anteriormente forzó a los investigadores a considerar la información del

mercado en la construcción de modelos. El supuesto inicial de los modelos basados en el mercado es que el mercado conoce toda la información necesaria acerca de las empresas y reproduce los precios de las acciones, así que los modelos basados en el mercado predicen el riesgo, combinando el promedio de la estructura de las empresas y el valor del mercado de sus activos.

Dichev (1998), Griffin y Lemmon (2002), y Ferguson y Shockley (2003), examinaron la relación entre el retorno de las acciones y el riesgo de bancarrota por insolvencia y riesgo de las empresas, usando la Z-score de Altman (1968) y el modelo condicional logit de Olson. Avramov et al. (2007), encuentran la fuerte relación entre tasas crediticias y el retorno de las acciones. Shumway (2001) critica el análisis tradicional del análisis de ratios a que se lleve un proceso estadístico y la probabilidad de bancarrota es prejudicial e inconsistente, e ignora los hechos la empresa en el tiempo y las causas que generan la bancarrota.

Beaver et al. (2005), enfatizó la propagación de los derivados financieros y productos de deuda corporativa en economías, al llamar la atención a los académicos y especialistas en hacer estructuras de modelos de pronósticos de bancarrota para los corporativos. A su vez observaba que los datos contables, generalmente el valor en libros, rara vez coincidía con el valor de mercado.

Una de las populares innovaciones en modelos de estructuras de pronósticos es el de Black-Scholes (1973), y Merton (1974), trabajos pioneros sobre precios de opciones; este método fue desarrollado por corporaciones que se dedicaban al mercado de valores y después fue adquirido por Moodys.

El modelo KMV de Merton en forma consistente hacen referencia a este modelo autores como Bharath y Shumway (2004), Vassalau y Xing (2004), Hillegeist et al. (2004), Van den End y Tabbea (2005), Gharghori et al. (2006), Erginy Fettahoglu (2008), entre otros.

El modelo KMV-Merton

Black and Scholes (1973) y Merton (1974) desarrollaron un modelo de precios de opciones que es usado para calcular indicadores de las empresas. El

modelo de Merton considera a las acciones como opciones call en el valor de los activos de la empresa.

Redes Neuronales Artificiales

Las Redes Neuronales (NN) Artificiales (A), conocida como (ANN), es otra herramienta de aprendizaje maquina basada en modelos computacionales inspirado de las redes biológicas y neuronales, fundamentado en el sistema nervioso central de los humanos. Lo más destacado de los algoritmos ANN en el campo de la predicción de la dificultad financiera es el Perceptron Multi-Capas (MLP), el cual está compuesto por tres capas: la capa de entrada tiene predictores, llamados atributos, la capa oculta contiene nodos no observables y la capa de salida contiene las respuestas, pudiendo existir varias capas ocultas de aplicaciones complejas. El algoritmo más frecuentemente usado para MLP es el algoritmo de Propagación Atrasada (BPA). BPA el cual usa gradientes descendentes los cuales pueden encontrar un mínimo local. Si la función tiene varios mínimos, MLP tiene muchos comparado con el Soporte Vectorial de Máquinas (SVM) (Witten y Frank, 2005).

III Metodología.

Muestra

La muestra para el desarrollo del modelo se seleccionó de la siguiente forma: 177 empresas quebradas y 150 empresas con buena salud financiera. Las empresas fueron tomadas de distintas bases de datos de distintos contadores públicos que participaron proporcionando los datos financieros de las empresas en las diferentes ciudades objeto de estudio. La técnica de muestreo utilizada fue el muestreo aleatorio simple. Las empresas quebradas se seleccionaron aquellas que tuvieran un horizonte de tiempo de 5 años incluyendo el año de la quiebra. Aquellas que tenían menos años fueron rechazadas de la muestra. Las empresas en operación también fueron seleccionadas aquellas que tuvieran 5 años de operación como mínimo. La muestra para la aplicación de la encuesta de percepción es de 5000 empresas las cuales son seleccionadas aleatoria mente en los principales centros comerciales de las ciudades objetivo.

Las empresas tanto para desarrollar el modelo como para aplicar las encuestas son de Nuevo León, Jalisco, Querétaro, Estado de México y Distrito Federal.

Variables.

Las variables independientes se dividieron en criterios de rentabilidad, liquidez, solvencia y eficiencia. Y se seleccionaron las razones más populares de cada rubro en función de la literatura financiera.

Rentabilidad:

- Rentabilidad de los fondos propios: Utilidad neta/capital social (ROE)
- Rentabilidad de los activos: Utilidad de operación/activo total (ROA)

Liquidez

- Activo circulante/pasivo circulante (ACPC)
- (Activo circulante-inventarios)/pasivo circulante(ACID)

Eficiencia

- Ciclo de conversión en efectivo: Periodo promedio del inventario + periodo promedio de cobranza - periodo promedio de pago. (CCE)

Solvencia

- Capital/Pasivo total (CCPT)
- Pasivo total/Activo total.(PT/AT)

Las variables para la encuesta de percepción están especificadas en el instrumento de medición tipificado por una encuesta. (Ver anexo I).

Horizonte de tiempo

Información financiera de los últimos cinco años de las empresas estudiadas 2006 – 2010.

Técnica estadística utilizada

Se utilizará la técnica econométrica de regresión logística cuya clasificación de las empresas es de la siguiente manera:Empresas quebradas 1, bancos no quebrados 0.Para la encuesta de percepción se utilizará la estadística descriptiva mediante la técnica gráfica de pastel.

Software para procesar datos.

Para el análisis se utiliza el software estadístico Statgraphics centurión XV.II.

Hipótesis de la investigación.

H₁. La falta de liquidez en las empresas pyme contribuye a la quiebra de la empresa.

H₂. El nivel de deuda en las pyme explica la quiebra.

H₃. La rentabilidad de la empresa es significativa para la quiebra.

H₄. La constante de la ecuación y el nivel de percepción de quiebra de los empresarios son congruentes entre si.

Proceso de análisis.

Fase I. Se describirán los indicadores financieros seleccionados de las empresas quebradas para entender mejor el episodio de la quiebra y sus movimientos previos al evento de la banca rota. La interpretación de las estadísticas descriptivas de la encuesta se incluye en esta fase y el resumen de estadísticas descriptivas de la encuesta de percepción se plasma en el anexo II tanto los gráficos como las tabulaciones.

Fase II. Se hará un análisis multivariado clúster de las empresas sanas y las quebradas para identificar grupos homogéneos y en un segundo tiempo el análisis econométrico para desarrollar el modelo logit.

Fase III. Se procederá a la explicación e interpretación del modelo desarrollado y a aplicar el modelo a las empresas seleccionadas en el horizonte de tiempo para detectar la evolución de la quiebra en las empresas. El modelo desarrollado en el año del cierre de la empresa es el que se aplica a cada uno de los años previos. A su vez, se intentará identificar un proceso de quiebra.

Fase IV. Se procede a aceptar o rechazar las hipótesis de investigación.

Fase V. Acorde a la evidencia encontrada se verifica el cumplimiento de objetivos, la resolución del problema y la respuesta a las preguntas de investigación.

Fase VI. Finalmente las conclusiones y recomendaciones finales.

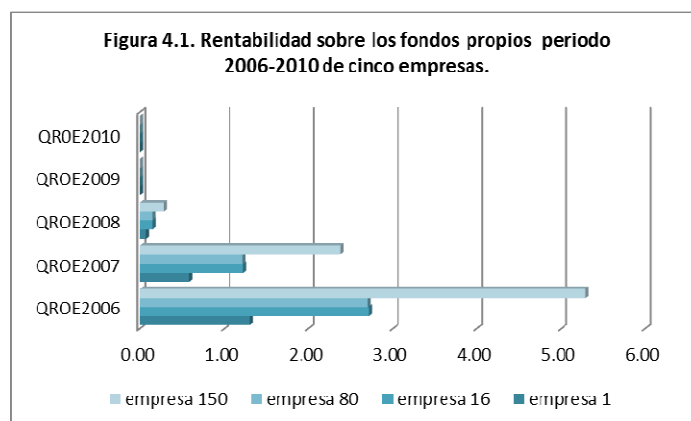
IV Análisis descriptivo de las empresas en banca rota.

Se analizan la rentabilidad sobre los fondos propios, la rentabilidad de los activos, la solvencia, la liquidez y la eficiencia de la empresa a lo largo de 5 años de operación de las empresas y tenemos los siguientes resultados:

Cuadro 4.1. Medidas de tendencia central y de desviación de la rentabilidad sobre los fondos propios.

Summary Statistics						
	Count	Average	Median	Standard deviation	Minimum	Maximum
QROE2006	150	2.36	2.04	0.93	1.17	5.29
QROE2007	150	1.06	0.92	0.42	0.53	2.38
QROE2008	150	0.13	0.11	0.05	0.06	0.29
QROE2009	150	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
QROE2010	150	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Total	750	0.71	0.11	1.02	0.00	5.29

Se observa en cada uno de los años en cuestión que la media es representativa de la muestra y los niveles de variación son importantes. Se aprecia también como a partir del año 2007 la rentabilidad sufre una rápida degradación a un ritmo acelerado por lo que ya para 2009 la rentabilidad era nula. También se aprecia que en el año 2006 fue el año con mayor rentabilidad sin recuperación en los próximos 4 años. Si fijamos la atención en la siguiente figura tenemos que se seleccionaron al azar 4 empresas y se graficaron sus rentabilidades: (ver figura 4.1):



Se puede apreciar un patrón similar una reducción gradual entre el primer y segundo año para después pasar abruptamente a una ausencia total de rentabilidad para el tercer año en las cuatro empresas.

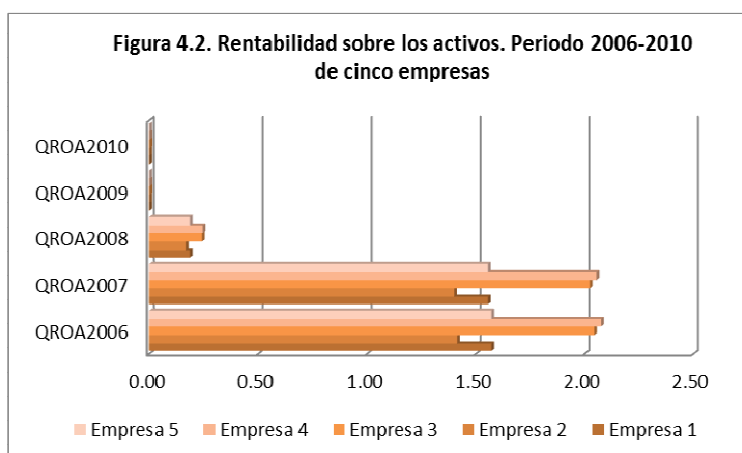
Pasemos ahora a describir al patrón en la rentabilidad sobre los activos:

Cuadro 4.2. Medidas de tendencia central y de dispersión de la rentabilidad sobre los activos.

Summary Statistics						
	Count	Average	Median	Standard deviation	Minimum	Maximum
QROA2006	150	2.86	2.47	1.13	1.42	6.40
QROA2007	150	2.83	2.45	1.12	1.40	6.33
QROA2008	150	0.34	0.29	0.13	0.17	0.76
QROA2009	150	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01
QROA2010	150	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01
Total	750	1.21	0.29	1.52	0.00	6.40

Podemos apreciar que la degradación del índice de rentabilidad sobre los activos es más lenta entre el primer y segundo año pero el decremento es más abrupto en el tercer año. Todo comparado con la degradación de la rentabilidad de los fondos propios. Se aprecia también que hay variaciones importantes en torno a la media por lo que tal volatilidad se debe a la inconsistencia con el uso de los activos y el tamaño de los activos entre las empresas.

Si graficamos nuevamente la rentabilidad sobre los activos tenemos el patrón que sigue durante el periodo de cinco años (ver figura 4.2.)



Se puede apreciar claramente un patrón de lenta degradación de la rentabilidad de los activos durante los dos primeros años. El patrón es muy similar para las cinco empresas. Por otro lado se identifica que si hay un tercer año de rentabilidad lo cual se explica debido a que la empresa sigue operando y la utilidad de operación aún no es afectada ni por los costos ni por los impuestos ni otros conceptos que afectan severamente el flujo de efectivo de estas empresas para poder obtener un nivel de rentabilidad sobre los fondos propios atractivo. Sin embargo, la reducción de la rentabilidad es significativa del segundo al tercer año. Y de igual forma que la rentabilidad sobre los fondos propios, la rentabilidad llega a 0 a partir del penúltimo año de operaciones de las empresas.

A continuación se revisan los niveles de liquidez de las empresas:

Cuadro 4.3. Medidas de tendencia central y de dispersión de la liquidez.

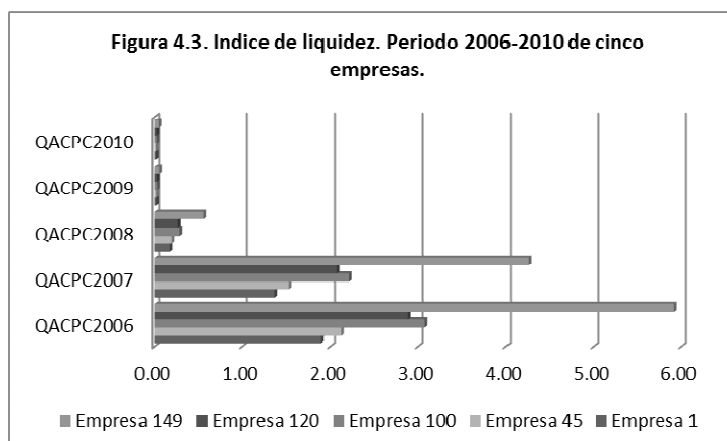
Summary Statistics

	Count	Average	Median	Standard deviation	Minimum	Maximum
QACPC2006	150	3.45	2.99	1.36	1.71	7.72
QACPC2007	150	2.48	2.15	0.98	1.23	5.56
QACPC2008	150	0.32	0.28	0.13	0.16	0.72
QACPC2009	150	0.03	0.03	0.01	0.02	0.07
QACPC2010	150	0.03	0.02	0.01	0.01	0.06
Total	750	1.26	0.28	1.61	0.01	7.72

Se observa en cada uno de los años en cuestión que la media es representativa de la muestra y los niveles de variación son elevados. Se aprecia también que la liquidez permanece robusta en los dos primeros años de análisis. Sin embargo, para el siguiente año cae abruptamente y en un

cuarto año vuelve a caer de manera abrupta quedando la empresa si bien no en niveles de cero liquidez pero sin capacidad de cumplir con los compromisos a corto plazo.

Para identificar el patrón de liquidez que siguen las empresas, se seleccionaron cinco empresas al azar dentro de un horizonte de los últimos cinco años de operación de la empresa y tenemos en la siguiente figura (ver figura 4.3.):



Vemos un patrón muy similar al de la rentabilidad sobre los activos. Las empresas sufren una degradación de su liquidez de manera lenta y se acelera sin llegar a cero en el último año de operaciones.

Se presume que esto es debido a que el indicador seleccionado describe los niveles operativos de la empresa con los que maneja su efectivo y no es una etapa final de resultados en donde aún no intervienen los pagos a largo plazo, los intereses y los impuestos. De ahí que se conserve hasta el último año la liquidez.

Si a la liquidez le aplicamos la prueba ácida tenemos:

Cuadro 4.4 Medidas de tendencia central y dispersión de la prueba ácida.

	Count	Average	Median	Standard deviation	Minimum	Maximum
QACID2006	150	2.309	1.995	0.911263	1.14	5.17
QACID2007	150	1.24073	1.07	0.489938	0.61	2.78
QACID2008	150	0.1746	0.15	0.0687728	0.09	0.39
QACID2009	150	0.0154	0.01	0.00729346	0.01	0.04
QACID2010	150	0.0006	0	0.00238282	0	0.01
Total	750	0.74807	0.15	1.0177	0	5.17

Vemos que el dinero disponible para pagar a corto plazo es óptimo para cumplir con las deudas a corto plazo hasta el segundo 2007. Sin embargo, a partir del tercer año, la capacidad de pago inmediato cae al tercer año a tan

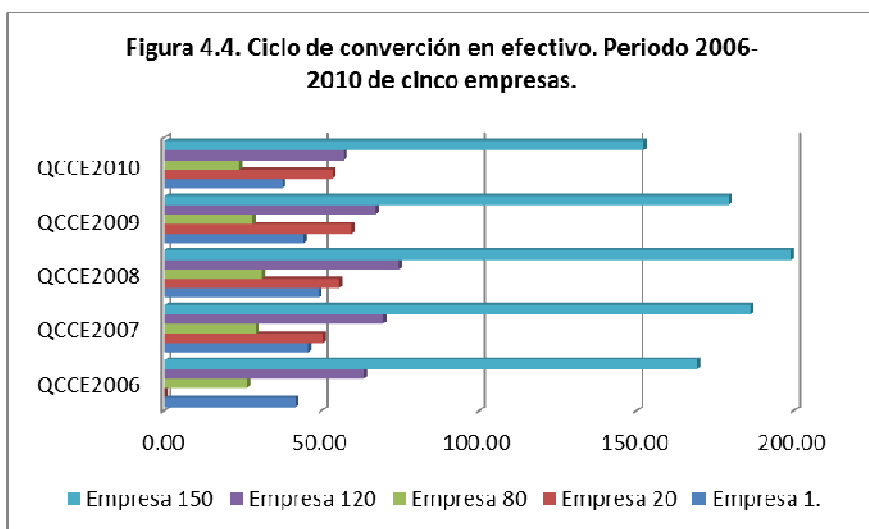
solo 17 centavos en promedio no teniendo capacidad bajo esta modalidad de liquidez los próximos años.

Cuadro 4.5. Medidas de tendencia central y de dispersión de la eficiencia.

Summary Statistics

	Count	Average	Median	Standard deviation	Minimum	Maximum
QCCE2006	150	54.3099	50.35	26.473	20.45	169.13
QCCE2007	150	59.741	55.385	29.1194	22.49	186.04
QCCE2008	150	63.9247	59.25	31.1561	24.1	199.1
QCCE2009	150	57.534	53.3	28.0428	21.7	179.2
QCCE2010	150	48.8787	45.315	23.8252	18.4	152.22
Total	750	56.8777	51.795	28.22	18.4	199.1

En cuanto al ciclo de conversión en efectivo, ya sea la mediana o la media se mantienen en un promedio de 57 días por los 5 años. Al centrar la atención en la desviación vemos que hay bastante dispersión de los datos en torno a la media y los rangos son muy amplios. El grado de dispersión y la medida de amplitud del rango se debe a una pésima gestión de las cuentas por cobrar, las cuentas por pagar y los inventarios por lo que se refleja que ante la diversidad de la administración del ciclo de efectivo de la empresa una inestabilidad en el manejo del capital de trabajo y de los inventarios de estas empresas. Ver gráfica 4.4:



Se aprecia que el patrón es el mismo. Hay una tendencia a crecer los días de conversión y disminuyen en los dos últimos años a niveles de los dos primeros años. Este decremento intuitivamente se debe a esfuerzos por revertir el desempeño negativo.

Al centrar la atención ahora en la participación del dinero de los dueños con respecto al financiamiento externo, tenemos:

Cuadro 4.6. Medidas de tendencia central y de los recursos propios con respecto a los recursos ajenos.

	Count	Average	Median	Standard deviation	Minimum	Maximum
QCCPT2006	150	0.62633	0.44	0.457587	0.24	2.69
QCCPT2007	150	0.501	0.35	0.365774	0.19	2.15
QCCPT2008	150	0.06013	0.04	0.0439949	0.02	0.26
QCCPT2009	150	0.06613	0.05	0.0484358	0.03	0.28
QCCPT2010	150	0.0742	0.05	0.0542832	0.03	0.32
Total	750	0.26556	0.09	0.361419	0.02	2.69

A pesar de que la mayor parte del financiamiento es por recursos internos vemos como por cada peso de deuda, como se comporta el recurso propio que va desde los 62 centavos, hasta los 7 centavos al momento del evento de la quiebra.

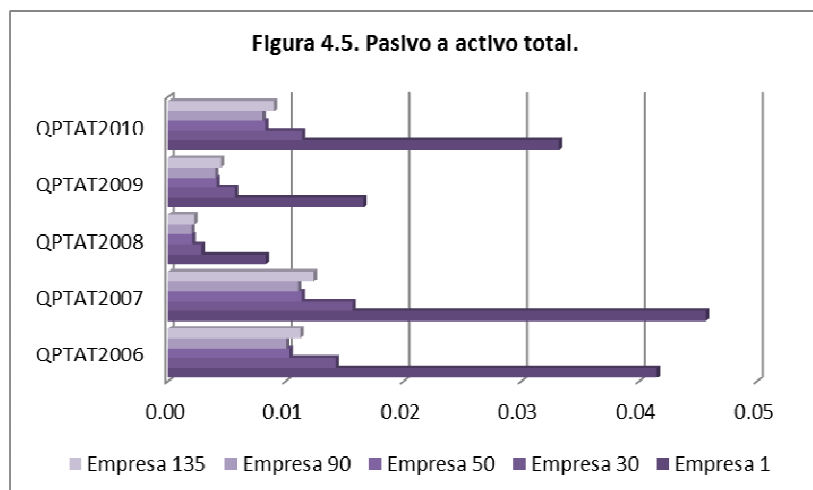
Finalmente si analizamos el pasivo total a activo total, tenemos que sigue una tendencia en la que disminuye el cociente de endeudamiento para después subir nuevamente en los dos últimos años de operaciones. El grado de dispersión es mínimo por lo que la media de cada año es representativa. El nivel de deuda es bastante bajo siendo consistente con la idea de que la mayor parte del financiamiento de las pyme es interno.

Cuadro 4.7. Medidas de tendencia central y de dispersión la solvencia.

Summary Statistics

	Count	Average	Median	Standard deviation	Minimum	Maximum
QPTAT2006	150	0.0216	0.02	0.0169516	0.01	0.1
QPTAT2007	150	0.02453	0.02	0.0187024	0.01	0.11
QPTAT2008	150	0.00273	0	0.00490126	0	0.02
QPTAT2009	150	0.00927	0.01	0.00676516	0	0.04
QPTAT2010	150	0.01767	0.01	0.01318	0.01	0.08
Total	750	0.01516	0.01	0.0154993	0	0.11

Si vemos la gráfica del radio de endeudamiento tenemos (ver figura 4.6):



Se aprecia un patrón similar para cada empresa seleccionada al azar y para cada año en cuestión. El grado de endeudamiento disminuye para nuevamente incrementarse en el último año de operaciones.

En torno a los resultados de la encuesta de percepción se tiene lo siguiente:

La crisis de seguridad y económica que viven las pymes en las ciudades seleccionadas afectan a los negocios en un 64% de estos en una reducción de sus ventas, el 18% ha despedido empleados, el 13% en una posible bancarrota y un 5% todas las anteriores consecuencias.

El 7% de los empresarios encuestados contestó que sus ventas se redujeron entre el 7% y el 15%, el 18% de los encuestados dijo que sus ventas se redujeron entre el 16 y el 25%, el 50% de los encuestados dijo que sus ventas se redujeron entre un 26 y un 25% y el 25%, contestaron que sus ventas se redujeron más del 50%.

De los factores que más afectan el desempeño de las empresas, el 81% contestó que son los impuestos, el 31% la falta de apoyo del gobierno, el 18% atribuye una afectación negativa al entorno económico poco dinámico y el 43% contestó que todas las anteriores afectan de manera simultanea.

De los apoyos del gobierno a las pymes, el 1% contestó que son suficientes, el 59% que no lo son, el 21% que no conoce los apoyos y el 19% son indiferentes a tales apoyos.

Al preguntar sobre si el entorno para los negocios de las pymes cambiaría favorablemente con el nuevo gobierno federal, el 21% de los empresarios expresó que si, el 60% que no habría cambios favorables y el 19% que tal vez.

Al cuestionar a los empresarios en torno al tiempo en que las ventas se recuperarían, el 5% dijo que en un año se estabilizan, el 26% en dos años, el 51% es a largo plazo, y el 18% no lo sabe.

Finalmente, al cuestionar si la situación actual se prolonga cual sería la probabilidad de que los negocios cierren, el 12% contestó que esta probabilidad está entre el 10 y el 30%, el 56% entre el 31% y el 50% y el 32% contestó que un 50% o más de probabilidades de cerrar.

V Análisis estadístico multivariado de los datos.

Clúster de las empresas sanas.

Cluster Analysis

Data variables:

ACPC2010
ACID2010
CCE2010
PCS2010
ROE2010
ROA2010
PTAT2010

Number of complete cases: 176

Clustering Method: Centroid

Distance Metric: Squared Euclidean

Clustering: observations

Standardized: yes

Cluster Summary

Cluster	Members	Percent
1	137	77.84
2	5	2.84
3	35	19.32

Centroids

Cluster	ACPC2010	ACID2010	CCE2010	PCS2010	ROE2010	ROA2010	PTAT2010
1	1.75285	1.35022	33.9716	0.0464234	1.48511	1.6654	0.0120438
2	2.56	1.97	26.418	0.206	2.17	2.432	0.05
3	3.59706	2.76912	58.9379	0.0758824	3.04588	3.41824	0.0188235

Se identificaron tres tipos de grupos de empresas con las siguientes características:

Clúster 1. Las empresas bien administradas menos rentables.

En este grupo está el 78% de las empresas. Se caracteriza por tener buenos niveles de liquidez tanto tradicional como inmediata. Un buen nivel de ciclo de conversión en efectivo dentro de los parámetros normales con 34 días en promedio. Los niveles de deuda y apalancamiento son escasos por lo que el financiamiento es en su mayor parte con recursos propios presentando si bien, buenos niveles de rentabilidad tanto de los fondos propios como de los activos, comparados con los otros dos grupos tienen la rentabilidad más baja.

Clúster 2. Empresas bien administradas y las más endeudadas.

En este grupo formado por el 3% de la muestra, se caracteriza por tener niveles elevados de liquidez y con el menor ciclo de conversión en efectivo con 26 días en promedio. Son las empresas con mayor grado de financiamiento externo no obstante, los niveles de deuda son bajos, con alto nivel de rentabilidad.

Clúster 3. Las empresas más rentables y más líquidas.

El 19% de las empresas están contenidas en este grupo. Se caracteriza por tener niveles excesivos de liquidez teniendo suficiente recursos para cumplir con los compromisos a largo plazo. Se presume que hay dinero ocioso. Estas empresas tienen el ciclo de conversión en efectivo más largo con 59 días en promedio. Los niveles de rentabilidad son los más altos de la muestra en promedio tres pesos por cada peso invertido de los fondos propios y presenta niveles muy bajos de endeudamiento.

Clúster de las empresas quebradas.

Cluster Analysis

Data variables:

QACID2010
QACPC2010
QCCE2010
QPCS2010
QPTAT2010
QROE2010
QROA2010

Number of complete cases: 150

Clustering Method: Centroid

Distance Metric: Squared Euclidean

Clustering: observations

Standardized: yes

Cluster Summary

Cluster	Members	Percent
1	137	91.33
2	4	2.67
3	9	6

Centroids

Cluster	QACID2010	QACPC2010	QCCE2010	QPCS2010	QPTAT2010	QR0E2010	QROA2010
1	0	0.0264234	47.1359	0.0656204	0.0154745	0	0.00094891
2	0	0.0325	31.5225	0.2875	0.07	0	0
3	0.01	0.0555556	83.1222	0.11	0.0277778	0	0.01

Se analizaron las empresas quebradas con información de su último estado financiero encontrando tres grupos de empresas con las siguientes características:

Clúster 1. Empresas sin liquidez, con menor nivel de deuda, no rentables.

Son las empresas que representan el 91% de la muestra. Su liquidez es la de menor nivel a pesar de que las tres no presentan liquidez alguna, sin rentabilidad de ningún tipo.

Clúster 2. Empresas sin liquidez, con mayor nivel de deuda y no rentables.

Representan el 3% de la muestra. Fueron empresas que su nivel de liquidez es nula, presentan los mayores niveles de deuda y sin rentabilidad.

Clúster 3. Empresas sin liquidez, más ineficientes y sin rentabilidad.

Estas empresas no tuvieron liquidez, su ciclo de conversión es el más amplio con casi un tercio del año y sin rentabilidad.

Análisis de regresión logística:

Modelo desarrollado:

[Logistic Regression - PROBLEM](#)

Dependent variable: PROBLEM

Factors:

ROE2010

ACPC2010

CCE2010

ROA2010

Cuadro 5.1. Estimated Regression Model (Maximum Likelihood)

Parameter	Estimate	Standard Error	Estimated Odds Ratio
CONSTANT	-.3710	41.3091	
ROE2010	-.0750	7.38929	.29954878

ACPC2010	-.0016	5.30981	.00009383
CCE2010	.0390	0.39397	.67289201
ROA2010	-.0040	0.42691	.42361751

Cuadro 5.2. Analysis of Deviance

Source	Deviance	Df	P-Value
Model	31.1092	4	0.0000000
Residual	.0673	322	1.0000000
Total (corr.)	32.6652	326	

Percentage of deviance explained by model = 93.39

Adjusted percentage = 91.28823

Cuadro 5.3. Likelihood Ratio Tests

Factor	Chi-Squared	Df	P-Value
ROE2010	6.0193	1	0.000029
ACPC2010	9.8387	1	0.000009
CCE2010	12.3834	1	0.000001
ROA2010	9.6328	1	0.000009

Cuadro 5.4. Residual Analysis

	Estimation	Validation
n	327	
ROE2010	1.9294E-6	
ACPC2010	.00072772	
CCE2010	.000062824	
ROA2010	.00005213	

Donde la ecuación del modelo es:

PROBLEM = $\exp(\eta)/(1+\exp(\eta))$

where

$\eta = -.3710 - .0750ROE2010 - .0016ACPC2010 + .0390CCE - .0040ROA2010$

El modelo tiene un poder predictivo de la probabilidad de quiebra de las pyme del 91.28% ya ajustado. Resultaron cuatro variables significativas que explican la quiebra: la rentabilidad de los recursos propios. La otra variable y la más influyente en el modelo es la liquidez, el ciclo de conversión en efectivo y finalmente la variable de rentabilidad de los activos.

La constante nos indica que el riesgo de que la empresa quiebre independientemente de una buena o mala administración es de, 37%.

Para aplicar el modelo de una manera práctica, haremos una transformación matemática de la ecuación para darle una distribución logística:

Se utilizará el modelo desarrollado para determinar la probabilidad de quiebra de las empresas seleccionadas en el periodo de tiempo especificado. Para alimentar el modelo se utilizan los datos de 50 empresas seleccionadas al azar y los resultados se dan a continuación

Cuadro 5.5. Resultados del modelo.

EMPRESA	2006 %	2007 %	2008 %	2009 %	2010 %
1	42.01	51.11	68.13	79.73	83.19
2	32.22	47.18	60.18	78.34	85.01
3	39.12	45.12	60.02	79.92	86.91
4	34.2	49.18	58.99	64.45	77.02
5	32.01	47.12	62.31	73.61	83.22
6	37.23	51.02	67.01	78.91	86.01
7	37.18	50.19	68.12	79.3	82.97
8	38.01	53.08	63.91	76.93	80.79
9	33.99	47.33	57.93	68.27	77.92
10	39.99	50.18	69.04	79.92	86.77
11	33.02	47.39	68.49	78.62	87.39
12	36.1	49.03	69.38	73.79	86.99
13	38.12	56.86	71.82	79.99	86.89
14	32.13	49.13	67.99	75.22	84.91
15	37.93	47.71	68.04	78.2	86.44
16	37.12	49.07	68.01	74.99	84.39
17	36.81	48.16	63.71	78.99	86.22
18	42.13	57.33	73.81	80.12	88.01
19	37.18	46.03	68.27	77.6	84.16
20	37.1	42.99	63.9	76.81	89.91
21	30.02	45.13	69.91	79.96	85.71
22	37.99	50.88	76.71	85.61	91.09
23	31.21	48.39	68.88	78.09	87.91
24	37.19	52.5	77.38	86.09	93.15
25	36.15	48.78	74.19	79.31	86.81
26	34.91	41.99	66.91	75.88	83.16
27	36.99	50.01	74.81	80.03	84.01
28	30.01	45.55	68.91	78.83	86.91
29	38.81	53.51	70.95	77.3	82.1
30	32.1	49.07	71.99	76.01	83.56
31	33.19	47.22	68.81	79.9	88.94
32	38.91	50.04	73.86	79	86.16
33	38.16	58.07	79.96	85.91	91.01
34	40.01	59.31	77.9	84.22	90.22
35	48.16	59.17	79.09	89.39	93.15
36	31.96	47.7	63.91	77.12	82.1
37	39.16	52.67	70.01	76.13	85.45
38	41.01	58.03	79.49	84.74	89.71
39	39.19	49.91	68.41	76.21	84.56
40	44.18	57.5	76.46	86.19	89.97
41	37.93	47.77	68.05	77.31	85.49
42	37.12	53.98	79.91	86.38	92.05
43	42.06	57.1	78.01	88.11	94.16
44	46.02	59.92	77.1	90.01	96.71
45	30.16	46.71	69.03	87.17	93.19
46	37.12	51.9	74.87	88.91	96.13
47	35.18	57.09	81.91	84.53	89.46
48	43.14	54.18	79.09	85.51	90.01
49	35.17	49.19	69.79	76.66	81.99
50	41.89	58.02	81.01	86.03	89.31
51	37.174	50.93	70.7274	80.005	86.986

El resumen estadístico de las salidas queda:

Cuadro 5.6. Medida de tendencia central y dispersión de la aplicación del modelo.

	Average	Standard deviation	Minimum	Maximum
2006	37.174	4.07756	30.01	48.16
2007	50.93	4.57515	41.99	59.92
2008	70.7274	6.12403	57.93	81.91
2009	80.005	5.23037	64.45	90.01
2010	86.986	4.22555	77.02	96.71

Se observa en los rangos dos situaciones: la primera, que los límites inferiores a partir del segundo año son regresivos en comparación con el límite superior del año anterior. Esto se debe a que hay empresas que durante el horizonte de tiempo su probabilidad de quiebra crece aun ritmo más lento en comparación con los índices de otras empresas. Esto es reflejo también de esfuerzos que realizan las empresas por mejorar los indicadores financieros que se ven plasmados en la reducción del porcentaje de probabilidad de quiebra o en la velocidad con la que esta crece. Segundo, se observa también que los rangos contienen datos contenidos en otros rangos. Esto es debido a los límites regresivos mencionados anteriormente. Sin embargo, para poder ubicar un resultado de aplicar la ecuación con precisión, el primer punto de referencia será la media y después se ubicaría en un rango específico.

Ahora bien, teniendo los parámetros de los índices financieros seleccionados que nos sirven para identificar patrones en los indicadores enmarcándolos en la identificación de un proceso, las salidas de la aplicación del modelo y sus estadísticas principales, ya se está en condiciones de asignar parámetros cuantitativos a las fases del proceso que se identifica observando la evolución de los indicadores financieros:

Las fases serán las que corresponden a los cinco años de estudio. Al primer año le corresponde la primera fase y así sucesivamente. Esto no significa que si hubiéramos ampliado el horizonte de tiempo a 10 años, habría diez fases. Lo que sucede con este criterio de selección es que años anteriores se presume que las empresas tienen indicadores sanos. Cada fase constará de los indicadores seleccionados: rentabilidad financiera, sobre los activos, liquidez, liquidez sin inventarios, ciclo de conversión en efectivo, participación de capital y apalancamiento financiero. A cada fase se le asignan los parámetros correspondientes del análisis descriptivo de cada indicador. En cuanto a los indicadores de riesgo de quiebra, se asignaran los desarrollados en el resumen

descriptivo del comportamiento del riesgo contenido en la tabla 5.6 que consta del nivel medio de quiebra en cada fase y el rango de riesgo de quiebra.

Las fases quedan definidas como se muestra a continuación:

1. Se considera que una empresa inicia **un proceso de riesgo de banca rota** cuando la probabilidad de quiebra promedio está en 37.17% que es la constante y en un rango de 30% a 48.16%. La característica principal de este proceso es que la rentabilidad de los fondos propios está ligeramente por encima de las dos unidades monetarias. Es decir, es robusta. De la misma manera es con la rentabilidad de los activos y la liquidez. Sin embargo, en cuanto eficiencia se refiere, los ciclos de conversión en efectivo están por arriba de los 50 días en promedio.
2. Se considera que una empresa entra **en serio riesgo de banca rota** cuando el porcentaje de probabilidad es cercano a 50.93% encontrándose en un rango entre el 41.99% y el 59.92%. Las características principales de este proceso es que la rentabilidad de los fondos propios baja en promedio en un 50% en promedio con respecto al periodo anterior. En cuanto la rentabilidad de los activos, se mantiene robusta al igual que la liquidez. Sin embargo, el ciclo de conversión en efectivo, se incrementa hasta en 10 días en promedio con respecto al año anterior encontrándose en un rango entre los 22 y los 186 días y sufriendo un incremento en los pasivos en un .3% en promedio con respecto año anterior.
3. Se considera que la empresa entra en **alto riesgo de quiebra** si el porcentaje de probabilidad se encuentra cercano a 70.72% contenido en un rango entre el 57.93% y el 81.91%. Las características principales de este proceso son: la rentabilidad de los fondos propios cae drásticamente por encima del 500%, se encuentra en un rango entre los 6 y 29 centavos con un promedio de 13 centavos. La rentabilidad de los activos cae de la misma forma encontrándose entre el rango entre los 17 y los 76 centavos teniendo en promedio 34 centavos. La liquidez se ve seriamente disminuida estribando en un rango entre los 16 y 72 centavos teniendo en promedio 32 centavos lo cual es insuficiente. En cuanto a eficiencia, el ciclo de conversión

en efectivo en promedio se incrementa entre 4 y 5 días más con respecto al periodo anterior incrementando su rango entre los 24 y 199 días. Los niveles de solvencia disminuyen.

4. Se considera que la empresa entra **en banca rota con posibilidades de revertir la tendencia** si la probabilidad de quiebra se encuentra cercana a 80% contenida en n rango entre el 64.95% y el 90.01% de quiebra. Las características principales de este proceso son: la rentabilidad de los fondos propios caen a niveles de cero e incluso negativos. Sucede lo mismo con la rentabilidad de los activos y los niveles de liquidez caen a solo tres centavos en promedio estando en un rango entre los dos y los siete centavos. El ciclo de conversión en efectivo disminuye en seis días en promedio con respecto al periodo anterior estando en un rango entre los 22 y los 180 días. La solvencia sigue en niveles mínimos.

5. Se considera que la empresa entra **en banca rota sin retorno** si la probabilidad de quiebra se encuentra cercana al 86.98% o superior en un rango entre el 77.02% y el 96.71%. Las características de este proceso son: la rentabilidad de los fondos propios están en niveles de cero y/o negativos, de la misma forma la rentabilidad de los activos, la liquidez en su nivel mínimo en promedio 3 centavos estando en un rango entre uno y seis centavos. El ciclo de conversión en efectivo baja a 49 días en promedio estando en un rango entre los 18 y 152 días. La diferencia con el proceso anterior es que la liquidez es el último indicador que sufre un movimiento negativo eliminando cualquier mejora en algún otro indicador.

Ahora para efectos del análisis, consideraremos desde el punto de vista de los resultados de la aplicación del modelo no de la definición de quiebra que dimos al inicio , que una empresa está en quiebra cuando la probabilidad de quiebra se ubica en 70% por ser un porcentaje bastante elevado y al ser el más adecuado como dato medio de la tabla 4.7 pues el dato anterior es de 50% el cual es manejable aún y el dato siguiente es 80% demasiado tarde para considerarlo por lo que se establece el 70% como referencia pertenecido este

dato medio a la fase IV. Esta aclaración la hacemos para ver si es posible que el modelo anticipe la quiebra antes del cierre de operaciones. Al estar el 70% ubicado en los rangos tanto en la fase tres como en la fase cuatro, tomaremos de referencia la probabilidad promedio de estas fases y el dato más cercano al 70% es el de la fase tres. De tal forma que cuando una empresa presente los índices referentes a la fase tres, diremos que esta en quiebra y que el modelo anticipa la quiebra dos años antes del cierre de operaciones. Si vemos el cuadro 4.6, observamos en rojo las empresas que ya están presentando probabilidad elevada anticipado el evento de la quiebra dos años antes. Se redondean las cifras para mayor certeza.

De la misma forma cualquier porcentaje derivado de la aplicación de la fórmula se podrá ubicar en la fase acorde al procedimiento anterior. Por ejemplo:

Si como resultado de aplicar el modelo a los datos de una empresa, nos resulta una probabilidad de quiebra del 89%, ¿En qué fase ubicamos este porcentaje?

Lo ubicamos al dato medio más cercano en la columna dos del cuadro 5.6. Se tienen dos datos próximos, 80% perteneciente a la fase IV y el 86.98% de la quinta fase. Seleccionamos entonces el 86.98% por estar más cerca con una diferencia de solo tres puntos porcentuales. Por tanto, estará contenido en el rango entre el 77% y el 96% pertenecientes a la quinta fase.

V. Conclusiones y recomendaciones.

Se desarrolló un modelo de probabilidad de quiebra para las empresas pyme en México. Tal modelo, predice la probabilidad de quiebra de las pyme con un grado de exactitud del 91.28% y se puede detectar la posibilidad de quiebra dos años antes de que ocurra el desafortunado evento tomando como referencia los parámetros de la fase tres además de ser consistente con la

rápida degradación de los indicadores. Las variables que resultaron significativas fueron las relacionadas con la liquidez, la eficiencia en el manejo de los recursos (capital de trabajo) y la rentabilidad financiera. La probabilidad de quiebra latente en las empresas es del 37%. Un porcentaje elevado consistente con la volatilidad de la duración que tienen estas empresas en operación al ser más vulnerables a los cambios de la situación de oferta y demanda del mercado. Además la encuesta de percepción de riesgo revela que el 56% de los empresarios de seguir el entorno actual en sus negocios perciben que cerrarán sus negocios en un rango de probabilidad entre el 31% y el 50% **consistente nuevamente con la constante de la ecuación.**

Es evidente que las crisis de seguridad y económica que vive el país afecta directamente las ventas de las empresas reduciéndose en promedio entre el 26% y el 35% consecuencia principalmente del poco dinamismo de la actividad económica del entorno sin descartar que los apoyos del gobierno a las pymes es un factor más que afecta negativamente. Además, la idea que tienen los empresarios de que la situación no cambiará con la llegada del nuevo gobierno es crucial para entender porque esperan que sus ventas se recuperen hasta dentro de tres años y que la probabilidad de quiebra de su negocio sea elevada. Es decir, entre el 31% y el 50%.

Mediante los resultados obtenidos damos solución al problema planteado al poder proveer la información referente a que variables debe de tomar en cuenta el empresario para evitar entrar en un proceso en donde se pone en riesgo la sobrevivencia de la empresa pudiendo implementar mecanismos efectivos que permitan por un lado reducir la probabilidad de quiebra y por otro evitar entrar a este camino. Los elementos relevantes para poder planear la evasión de la quiebra es tener índices sanos de liquidez, un eficiente manejo del capital de trabajo y un buen sistema de costos y de planeación de impuestos y de deuda para asegurar una buena rentabilidad.

Los objetivos secundarios o específicos se cumplieron cabalmente al desarrollar un modelo cuantitativo que bien empleado permite realizar un proceso de planeación efectivo financieramente hablando al implementar mecanismos de alerta para prevenir la quiebra. Se cumplió el determinar los

factores que según los empresarios afectan negativamente a su negocio. **De capital importancia fue el encontrar que la constante de la ecuación y la percepción que tienen los empresarios de la quiebra de su negocio es congruente.**

Se ponen las bases para incrementar el conocimiento en función del porque las pymes son tan vulnerables en torno al manejo y gestión interna de la empresa y a su vez, despertar el interés profundizar más en aspectos financieros formales más complejos en la comunidad científica y académica y porque no empresarial.

Al demostrar la utilidad del empleo de técnicas estadísticas avanzadas puede despertar el interés por usarlas en pro del buen funcionamiento financiero de las empresas y más aún empezar a generar la teoría de la quiebra pyme en el país.

Se logró también la contribución de la investigación al ofrecer alternativas para los empresarios en como planear bajo bases científicas específicas que les facilita su trabajo de administración. Para las autoridades, ya cuentan con una herramienta de planeación de cuanto impactaría si las empresas que son objeto de estudio quiebran, en la recaudación de impuestos o en su defecto por parte de la Secretaría de Economía en que aspectos dirigir los programas de apoyo a las mipyme. Para los académicos se les ofrece los inicios de la base teórico – práctica de aspectos financieros para que ya sea apoyen más con más investigación al tema o filtren en las clases de finanzas estos nuevos conocimientos.

Una segunda y no menos importante contribución en esta investigación es el establecimiento de parámetros bien definidos y conceptualizados para poder aplicar el modelo de quiebra desarrollado y determinar el estatus de cada empresa en cada componente del periodo de tiempo que se desee utilizar para estudiar a las empresas que sin esto, el modelo resultaría bastante ambiguo y los resultados se pudiesen interpretar de múltiples maneras restando efectividad a los resultados.

Se logró también identificar un patrón financiero que siguen las empresas que tiene un inicio y un final que este, es la quiebra. Este patrón identificado que consta de cinco fases hizo posible la definición de un proceso de quiebra el cual hasta ahora era desconocido y con esta investigación se puede describir perfectamente bien el camino que sigue la empresa hacia el fenómeno de la quiebra. **De tal manera que se le da origen con esta investigación al concepto de ciclo de quiebra empresarial**

También se contestaron las preguntas de investigación planteadas en la primera sección de esta investigación al poder desarrollar el modelo que prediga la probabilidad de quiebra, al determinar los factores que explican la quiebra en estas empresas y facilitar las bases para desarrollar procedimientos de estabilización financiera de estas empresas.

Finalmente la primera hipótesis planteada se comprobó al encontrar que la liquidez si es un factor que explica la quiebra empresarial. A su vez, la segunda hipótesis referente a que la deuda explica la quiebra es rechazada debido a que no fue una variable significativa y la mayor parte del financiamiento de este tipo de empresa es con recursos propios. La tercera hipótesis referente a que la rentabilidad de la empresa es determinante de la quiebra se comprobó satisfactoriamente así como la cuarta hipótesis queda demostrada al encontrar que el capital de trabajo (explicado a través del ciclo de conversión en efectivo) explica la quiebra. Y la cuarta hipótesis quedo demostrada al contrastar la constante de la ecuación con la percepción promedio de quiebra que tienen los empresarios de sus negocios es congruente.

Recomendaciones.

Se recomienda realizar investigaciones más específicas en torno al tamaño de las empresas estudiadas, a la región, ampliar la muestra, tomar en cuenta aspectos cualitativos, por sector y actividad económica e incluir empresas de servicios.

Se recomienda también ampliar el estudio hacia las empresas ubicadas en el noroeste del país incluyendo a Chihuahua, Sonora, Sinaloa y Baja California Norte.

En cuanto a los empresarios que utilicen el modelo para propósitos de un proceso de planeación más efectiva de sus negocios y para el gobierno para que desarrollen verdaderos programas que sean efectivos y realmente contribuyan al fortalecimiento de la actividad empresarial de las pyme en el país.

Anexo I ENCUESTA PARA MEDIR LA PERCEPCIÓN QUE LOS EMPRESARIOS PYMES TIENEN EN RELACIÓN AL DESEMPEÑO DE SU NEGOCIO Y MÚLTIPLES PROBLEMÁTICAS.

1. ¿Cómo considera usted que la crisis de seguridad actual ha afectado a su negocio?
 - a) Una reducción de las ventas.
 - b) Despido de empleados.
 - c) Posible bancarrota.
 - d) Todas las anteriores.

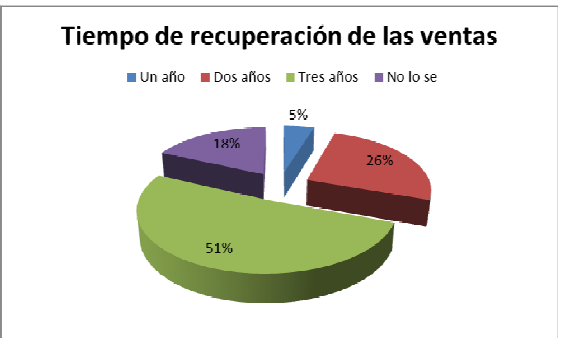
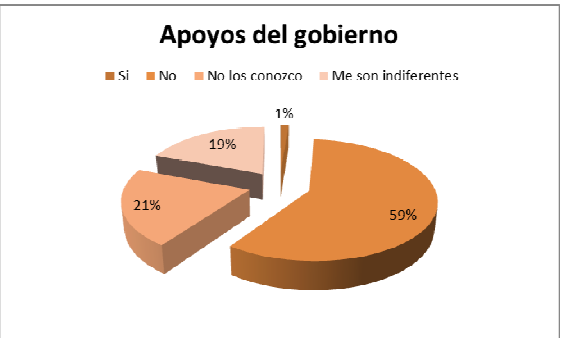
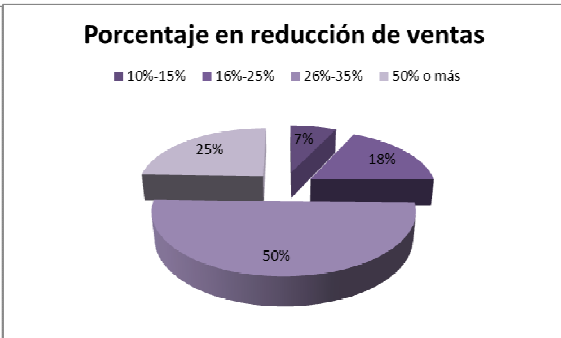
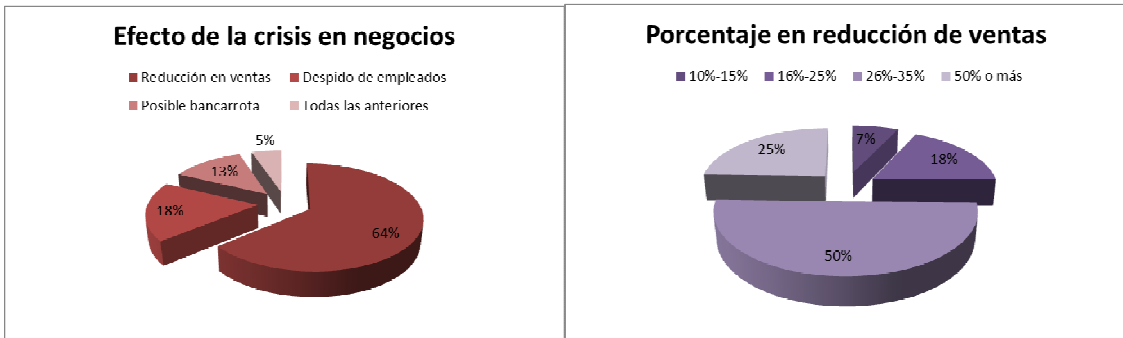
2. ¿En qué porcentaje se han reducido sus ventas?

- a) Entre un 10% y 15%
 - b) Entre un 15 y 25%
 - c) Entre un 25 y 35%
 - d) Más del 50%.
3. ¿Cuáles de los siguientes factores afecta además de la crisis, a su negocio?
- a) El incremento en los impuestos.
 - b) La falta de apoyo del gobierno para impulsar a la pyme.
 - c) La economía que no crece.
 - d) Todas las anteriores.
4. ¿Usted cree que los apoyos que el gobierno otorga a la las empresas pequeñas y medianas son los correctos?
- a) Si b) No c) No los conozco d) Me es indiferente.
5. ¿Usted piensa que con el nuevo gobierno la situación económica cambie para su negocio?
- a) Si b) No. c) Tal vez.
6. ¿En que tiempo cree que su negocio vuelva a la normalidad y se estabilice?
- a) En un año. b) En dos años c) en tres años
 - c) No lo se.
7. Con la situación actual de su negocio, con la situación económica igual, y en el peor de los escenarios, ¿Qué porcentaje de probabilidad cree que tenga de cerrar su negocio?
- a) Entre un 10% y un 30% b) Entre un 31 y un 50% c) mas del 50%.

Gracias.

Anexo II. Resumen de estadísticas descriptivas de la encuesta de percepción.

1	Reducción en ventas	3199	2	10%-15%	352	3	Impuestos	408
	Despido de empleados	912		16%-25%	910		Falta de apoyos	1534
	Posible bancarrota	629		26%-35%	2512		Economía poco dinámica	916
	Todas las anteriores	260		50% o más	1226		Todas las anteriores	2142
		5000			5000			5000



Bibliografía:

- Ackoff R. L. (1999). Re-Creating the Corporation, A Design of Organization for the 21. Century. Oxford University Press, New York.
- Altman E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.

- Altman E. I. and McGough, T. 1974. Evaluation of a Company as a Going Concern. *Journal of Accountancy* (December): 51-57.
- Altman, E. I., Margaine, M., Schlosser, M., & Vernimmen, P. (1974). Financial and statistical analysis for commercial loan evaluation: A french experience. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 9(2), pp. 195-211.
- Altman, E. I., & Narayanan, P. (1997). An international survey of business failure classification models. *Financial Markets, Institutions & Instruments*, 6(2), 1-57.
- Altman, E. I.; Haldeman, R. C.; Narayanan, P. (1977): "ZETA Analysis. A New Model to Identify Bankruptcy Risk Corporations". *Journal of Banking and Finance*. June: 29-54
- Altman, E. I. (1993). *Corporate financial distress and bankruptcy: A complete guide to predicting & avoiding distress and profiting from bankruptcy*. New York: Wiley.
- Altman, E. I. (2000): "Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z-Score and ZETA Models". *Working Paper*. NYU Salomon Center. July.
- Altman, E. I. (2005). An emerging market credit scoring system for corporate bonds. *Emerging Markets Review*, 6(4), 311-323.
- Altman, E.I., Hotchkiss, E. (2005). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy: Predict and Avoid Bankruptcy, Analyze and Invest in Distressed Debt*. 3. Edition, John Wiley & Sons, New Jersey.
- Altman, E. I., & Edith Hotchkiss. (2006). *Corporate financial distress and bankruptcy: Predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt*. Hoboken, N.J.: Wiley.
- Altman, E. I., Hartzell, J., & Peck, M. (1995a). Emerging markets corporate bonds: A scoring system. *The Future of Emerging Market Flows*, edited by R. Levich. Kluwer, Holland: J.P. Mei, 1997.
- Altman, E., Fargher, N., Kalotay, E. (2010): "A Simple Empirical Model of Equity-Implied Probabilities of Default". Working Paper.
- Avramov, D., Chordia, T., Jostava, G., Philipov, A. (2007). Momentum and Credit Rating. *The Journal of Finance*, 62(5), 2503-2520.
- Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure, Empirical Research in Accounting: Selected Studies. *Journal of Accounting Research*, 5, 71-111.
- Beaver W. H., McNichols, M. F., Rhie, J. W. (2005). Have Financial Statements Become Less Informative? Evidence from the Ability of Financial Ratios to Predict Bankruptcy. *Review of Accounting Studies*, 10, 93-122.
- Bell, T. B.; Ribar, G. S. and J. Verchio (1990), "Neural Nets versus Logistic Regression: A Comparison of Each Model's Ability to Predict Commercial Bank Failures", en Srivastava R. P. (editor) *Auditing*

Symposium X Deloitte & Touche, Symposium on Auditing Problems; Kansas: 29-53.

- Bharath, S. T. and Shumway, T. (2004). Forecasting Default with the KMV-Merton Model. Working Paper, *University of Michigan*.
- Black, F. and Scholes, M. (1973). The Pricing of Options and Corporate Liabilities. *Journal of Political Economy*, 81(3), 637-654.
- Blay, A. (2005): "Independence threats, litigation risk, and the auditor's decision process". *Contemporary Accounting Research* (22): 759 - 789.
- Brockett, P.; Golden, L.; Jang, J. and C. Yang (2006), "A comparison of neural network, statistical methods, and variable choice for life insurers' financial distress prediction", *The Journal of Risk and Insurance*, 73 (3): 397 – 419.17
- Campbell, J. Y., Hilscher, J., & Szilagyi, J. (2008). In search of distress risk. *The Journal of Finance*, 63(6), 2899-2939.
- Canbas, S., Cabuk, A., & Kilic, S. B. (2005). Prediction of commercial bank failure via multivariate statistical analysis of financial structures: The Turkish case. *European Journal of Operational Research*, 166(2), 528-546.
- Çakır, M. (2005). Firma Başarısızlığının Dinamiklerinin Belirlenmesinde Makina Öğrenmesi Teknikleri: Ampirik Uygulamalar ve Karşılaştırmalı Analiz, *Uzmanlık Yeterlilik Tezi*, Türkiye Cumhuriyeti Merkez Bankası İstatistik Genel Müdürlüğü.
- Datta, S., Iskandar-Datta, M. (1995). Reorganization and Financial Distress: An Empirical Investigation. *Journal of Financial Research*, 18(1), 15-32.
- Chava, S., & Jarrow, R. A. (2004). Bankruptcy prediction with industry effects. *Review of Finance*, 8(4), 537-569.
- Deakin, E. B. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure. *Journal of Accounting Research*, 10(1), 167-179.
- Deakin E. B. (1977). Business Failure Prediction: An Empirical Analysis. In Altman E. I. and Sametz, A. (eds.), *Financial Crises: Institutions and Markets in a Fragile Environment*, John Wiley, New York, 72-88.
- de Llano, P.; Piñeiro, C.; Rodríguez, M. (2011): "Contraste de los modelos de pronóstico del fallo empresarial en las pymes sanas gallegas". *XXV Congreso de AEDEM*. Valencia.
- de Llano, P.; Rodríguez, M.; Piñeiro, C. (2010): "Bankruptcy Prediction Models in Galician companies. Application of Parametric Methodologies and Artificial Intelligence". *International Conference on Applied Business & Economics* (ICABE). A Coruña.
- Dichev, I. D., (1998). Is the Risk of Bankruptcy a Systematic Risk, *The Journal of Finance*, 53(3), 1131-1147.
- Dubois, D. and H. Prade (1992), "Putting rough sets and fuzzy sets together. In *Intelligent Decision Support*", en Slowinski, R. (editor)

Handbook of Applications and Advances in Rough Set Theory, Kluwer Academic; Dordrecht: 203–232

- İstanbul.Ergin, E. and Fettahoğlu, A. (2008). *PazarVerilerineDayalıFinansalBaşarısızlıkTahminModeli: BSM (Black-Scholes.Merton)*, KocaeliÜniversitesi, İktisadiveIdariBilimlerFakültesiDergisi, 4(6), 45-61.
- Edmister Robert O. (1972): "An Empirical Test of Financial Ratio. Analysis for Small Business Failure Prediction"; Journal of Financial and Quantitative Analysis; March; pp. 1477-1493.
- Ferguson, M. F. and Shockley, R. L. (2003). Equilibrium Anomalies. *The Journal of Finance*, 53(6), 2549-2580.
- Fitzpatrick Paul J. (1932): "A Comparison of Ratios of Successful Industrial Enterprises with those of Failed Firms"; Certified Public Accountant; october, november and december, p.598-731
- Frydman, H.; Altman, E. I. and D. L. Kao (1985), "Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress", *The Journal of Finance*, XL (1): 269-291.
- Gharghori, P., Chan, H., Faff, R. (2006). Investigating the Performance of Alternative Default-Risk Models: Option-Based Versus Accounting-Based Approaches.*Australian Journal of Management*, 31(2), 207-234.
- Griffin J. M. and Lemmon, M. L. (2002). Book to Market Equity, Distress Risk, and Stock Returns. *The Journal of Finance*, 58(5), 2317-2336.
- Hansen, J. and W. Messier (1991), "Artificial neural networks: foundations and application to a decision problem", *Expert Systems with Applications*, 3: 135–141.
- Härdle, W.; Moro, R.; Schäfer, D. (2005): Predicting Bankruptcy with Support Vector Machines. SFB 649 Discussion Paper n° 009, 2005.
- Hashi, I. (1997). The Economics of Bankruptcy, Reorganisation and Liquidation.*Russian and East European Finance and Trade*, 33(4), 6-34.
- Haslem, J. A., Scheraga, C. A., &Bedingfield, J. P. (1992). An analysis of the foreign and domestic balance sheet strategies of the U.S. banks and their association to profitability performance. *Management International Review*.
- Hillegeist, S., Keating, E., Cram, D., Lundstedt, K. (2004). Assessing the Probability of Bankruptcy. *Review of Accounting Studies*, 9(1), 5-34.
- Jaggi, B. and Lee, P. (2002). Managers of Firms in Financial Distress Face Tricky Accounting Choices, Lubin Working Research, Lubin School of Business of Pace University, 3-4.
- Jones, S., &Hensher, D. A. (2004). Predicting firm financial distress: A mixed logit model. *The Accounting Review*, 79(4), pp. 1011-1038.
- Kahl, M. (2002). Economic Distress, Financial Distress and Dynamic Liquidation. *The Journal of Finance*, 57(1), 135-168.

- Karels, G. V., &Prakash, A. J. (1987). Multivariate normality and forecasting of business bankruptcy. *Journal of Business Finance & Accounting*, 14(4), 573-593.
- Keasey, K. and McGuinness, P. (1990). The Failure of UK Industrial Firms for the Period 1976-1984, Logistic Analysis and Entropy Measures. *Journal of Business Finance and Accounting*, 17(1), 119-135.
- Keasey, K. and R. Watson (1987), "Non-Financial Symptoms and the Prediction of Small Company Failure. A Test of Argenti's Hypotheses", *Journal of Business Finance and Accounting*, 14 (3): 335-354.
- Koh, H. and S. Tan (1999), "A neural network approach to the prediction of going concern status", *Accounting and Business Research*, 29 (3): 211–216.
- Lau, A. H. L. (1987). A Five-state Financial Distress Prediction Model. *Journal of Accounting Research*, 25(1), 127-138.
- Li, H., Lee, Y., Zhou, Y., &Sun, J. (2011). The random subspace binary logit (RSBL) model for bankruptcy prediction. *Knowledge-Based Systems*, 24(8), 1380-1388.
- Libby, R. (1975). Accounting Ratios and The Prediction of Failure, Some Behavioral Evidence. *Journal of Accounting Research*, 13(1), 150-162.
- Makridakis, S. (1991). What Can We Learn from Corporate Failure? *Long Range Planning*, 24(4), 115-126.
- Martin, D. (1977): "Early Warning of Bank Failure: a Logit regression approach". *Journal of Banking and Finance*. Vol. 1, Núm. 3, pp. 249-276.
- Matsumura, E.; Subramanyam, K.; Tucker, R. (1997): "Strategic auditor behaviour and going - concern decisions". *Journal of Business Finance and Accounting* (24), 77 - 759.
- McKee, T. and T. Lensberg (2002), "Genetic programming and rough sets: a hybrid approach to bankruptcy classification", *European Journal of Operational Research*, 138: 436–451.18
- Merton, R. C. (1974). On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates. *The Journal of Finance*, 29(2), 449-470.
- Merwin Charles (1942): "Financing Small Corporations in Five Manufacturing Industries, 1926-36"; New York National Bureau of Economics Research.
- Messier, W.F. and Hansen, J.V. (1988). Inducing Rules for Expert System Development: An Example Using Default and Bankruptcy Data. *Management Science*, 34(12), 1403-1415.
- Meyer, P. A., &Pifer, H. W. (1970). Prediction of bank failures *The Journal of Finance*, 25(4), 853.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), pp. 109-131.

- Opler, T. C. and Titman, S. (1994). Financial Distress and Corporate Performance. *The Journal of Finance*, 49(3), 1015-1040.
- Peel, M. J.; Peel, D. A. and P. F. Pope (1986), "Predicting Corporate Failure. Some Results for the UK Corporate Sector", *Omega: The International Journal of Management Science*, 14 (1): 5-12.
- Piñeiro, C.; de Llano, P.; Rodríguez, M. (2011): "Fracaso empresarial y auditoría de cuentas". XXV Congreso de AEDEM. Valencia.
- Purnanandam, A. K. (2007). Financial Distress and Corporate Risk Management: Theory and Evidence, Working Paper, Ross School of Business, University of Michigan.
- Reese, S. and Mc Mahon, T. (2003). Valuing Your Company's Distressed Assets. Presentation on the First Annual Turnaround Management and Corporate Restructuring Summit, Institutional Investors Seminars.
- Robinson, D. (2008): "Auditor Independence and Auditor-Provided Tax Service: Evidence from Going-Concern Audit Opinions Prior to Bankruptcy Filings". *Auditing: a Journal of Practice&Theory* , 27 (2): 31 – 54.
- Rodríguez, M., Rodríguez, C., de Llano, P. (2010): "Contraste de la Capacidad Predictiva de la Opinión Técnica de Auditoría Frente a Modelos Paramétricos Multivariantes de Predicción de Insolvencia y Fracaso Empresarial". XIV Encuentro ASEPUC.
- Rose, P. S.; Andrews, W. T. and G. A. Giroux (1982), "Predicting Business Failure: A Macroeconomic Perspective", *Journal of Accounting Auditing and Finance*, Fall: 20-31.
- Ruiz, E.; Gómez, N. (2001): "Análisis empírico de los factores que explican la mejora de la opinión de auditoría: compra de opinión y mejora en las prácticas contables de la empresa". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, XXXVI (134).
- Scherer, S. P. (1988). From Warning to Crisis: A Turnaround Primer: *Management Review*, 77(9), 30-36.
- Shrader, M. and K. Hickman (1993), 'Economic Issues in Bankruptcy and Reorganization', *Journal of Applied Business Research*, Vol. 9, No. 3, pp. 110±18.
- Schwartz, K.; Menon, K. (1985): "Auditor switches by failing firms". *Accounting Review* (60), 248 - 261.
- Schwartz, K.; Soo, B. (1995): "An Analysis of form 8-K disclosures of auditor changes by firms approaching bankruptcy". *Auditing: A journal of Practice & Theory*, 14 (1), 125 – 136.19
- Shumway T. (2001). Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model. *The Journal of Business*, 74(1), 101-124.
- Slowinski R. and C. Zopounidis (1995), "Application of the rough set approach to evaluation of bankruptcy risk", *International Journal of Intelligent Systems In Accounting, Finance & Management*, 4 (1): 27–41.

- Sun, J. and H. Li (2009), "Financial distress early warning based on group decision making", *Computers & Operations Research*, 36: 885 – 906.
- Sun, J., & Li, H. (2011). Dynamic financial distress prediction using instance selection for the disposal of concept drift. *Expert Systems with Applications*, 38(3), 2566-2576.
- Tennyson, B. N., Ingram, R. W., Dugan, M. T. (1990). Assessing the Information Content of Narrative Disclosures in Explaining Bankruptcy. *Journal of Business Finance and Accounting*, 17(3), 391-410.
- Tucker, R. R.; Matsumura, E. M. (1998): "Going concern judgements: an economic perspective". *Behavioral Research in Accounting* (10): 197 - 218.
- Uğurlu, M. and Aksoy, H. (2006). Prediction of Corporate Financial Distress in an Emerging Market: The Case of Turkey. *Cross Cultural Management: An International Journal*, 13(4), 277-295.
- Van den End, W. J., and Tabbae, M. (2005). Measuring Financial Stability: Applying MfRisk Model to the Netherlands. De Nederlandsche Bank Working Paper, No.30.
- Vassalau, M. and Xing, Y. (2004). Default Risk in Equity Returns. *The Journal of Finance*, 59(2), 831- 868.
- West, R. (1985). A factor-analytic approach to bank condition. *Journal of Banking & Finance*, 9(2), 253-266.
- Whitaker, R. B. (1999). The Early Stages of Financial Distress. *Journal of Economics and Finance*, 23(2), 123-133.
- Winakor Arthur and Smith Raymond (1935): "Changes in Financial Structure of Unsuccessful Industrial Companies"; Bureau of Business Research, Bulletin No. 51, University of Illinois.
- Witten, I. H. and Frank, E. (2005). *Data Mining Practical Machine Learning Tools and Techniques*. 2. Edition, Elsevier, Morgan Kaufman Publishers, San Francisco.
- Wruck, K. H. (1990). Financial Distress, Reorganization and Organizational Efficiency. *Journal of Financial Economics*, 27, 419-444.
- Zavgren, C.V. (1985). Assessing the Vulnerability to Failure of American Industrial Firms, A Logistic Analysis. *Journal of Business Finance and Accounting*, 12(1),19-45.
- Zmijewski, M. E. (1984), "Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models", *Journal of Accounting Research*, Supplement: 59-82.