

**PROPUESTA DE MODELO PARA LA EVALUACIÓN Y PREDICCIÓN DEL
RIESGO DE INSOLVENCIA FINANCIERA DE PEQUEÑAS Y MEDIANAS
EMPRESAS MANUFACTURERAS EN COLOMBIA**

LUCY CAROLINA FORERO GALÁN

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECÁNICAS
ESCUELA DE ESTUDIOS INDUSTRIALES Y EMPRESARIALES
BUCARAMANGA

2015

**PROPUESTA DE MODELO PARA LA EVALUACIÓN Y PREDICCIÓN DEL
RIESGO DE INSOLVENCIA FINANCIERA DE PEQUEÑAS Y MEDIANAS
EMPRESAS MANUFACTURERAS EN COLOMBIA**

LUCY CAROLINA FORERO GALÁN

Trabajo de Grado para optar al título de
Ingeniera Industrial

Director

CARLOS ENRIQUE VECINO ARENAS

Ingeniero Industrial

Ph.D. en Administración

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECAÑICAS
ESCUELA DE ESTUDIOS INDUSTRIALES Y EMPRESARIALES
BUCARAMANGA

2015

DEDICATORIA

*A Dios por iluminar mi carrera universitaria
A mis padres por su ejemplo de vida y apoyo en mi proceso de aprendizaje.*

AGRADECIMIENTOS

La autora del proyecto expresa sus agradecimientos a:

Carlos Enrique Vecino Arenas, por sus aportes de conocimiento y colaboración en el planteamiento, dirección y desarrollo del proyecto.

Luz Stella Peña, funcionaria de la Superintendencia de Sociedades, por permitir la toma de datos del sistema de información de registro empresarial SIREM.

La Universidad Industrial de Santander y su cuerpo docente, por brindar los conocimientos para el desarrollo del proyecto.

TABLA DE CONTENIDO

INTRODUCCIÓN.....	15
TABLA DE CUMPLIMIENTO DE OBJETIVOS	17
1. ESPECIFICACIONES DEL PROYECTO	18
1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	18
1.2 JUSTIFICACIÓN DEL PROYECTO	21
1.3 OBJETIVOS.....	22
1.3.1 Objetivo general	22
1.3.2 Objetivos específicos	22
1.4 ALCANCE DEL PROYECTO	23
2. MARCO TEÓRICO	24
2.1 SECTOR MANUFACTURERO EN COLOMBIA	24
2.2 PEQUEÑAS Y MEDIANAS EMPRESAS EN COLOMBIA	27
2.3 INDICADORES FINANCIEROS.....	29
2.4 SOLVENCIA FINANCIERA.....	31
2.5 EVALUACIÓN Y PREDICCIÓN DEL RIESGO DE INSOLVENCIA FINANCIERA	32
2.6 MODELOS DE REGRESIÓN.....	33
2.6.1 Correlación de variables.....	33
2.6.2 Análisis discriminante.....	34
2.6.3 Regresión binaria por el modelo logit.....	37
2.6.4 Regresión binaria por el modelo probit o normit.....	39
2.7 EVALUACIÓN DE SOLVENCIA DE LAS PYMES EN COLOMBIA.....	40
2.8 MODELOS PARA LA PREDICCIÓN DE SOLVENCIA ECONÓMICA EXISTENTES.....	47
2.8.1 Métodos univariantes	47
2.8.2 Modelo Z Score de Altman.....	47

2.8.3	Modelo Z1 de Altman	49
2.8.4	Modelo Z2 de Altman	49
2.8.5	Modelo O Score logit.....	50
2.8.6	Inteligencia artificial	51
3.	METODOLOGÍA	53
3.1	SELECCIÓN DE MUESTRA Y TOMA DE DATOS.....	54
3.2	SELECCIÓN DE VARIABLES INICIALES.....	55
3.3	ELECCIÓN DEL MODELO A UTILIZAR.....	56
3.4	SELECCIÓN DE VARIABLES SIGNIFICATIVAS.....	56
3.5	PRUEBAS DE SUPUESTOS	56
3.6	CÁLCULO DE COEFICIENTES DEL MODELO	57
3.7	RESULTADOS Y CÁLCULO DE ERRORES ESTADÍSTICOS	57
4.	RESULTADO DE CADA UNA DE LAS FASES DE LA CONSTRUCCIÓN DEL MODELO	58
4.1	SELECCIÓN DE LA MUESTRA Y TOMA DE DATOS.....	58
4.2	SELECCIÓN DE VARIABLES INICIALES.....	59
4.3	ELECCIÓN DEL MODELO A UTILIZAR.....	61
4.4	SELECCIÓN DE VARIABLES SIGNIFICATIVAS.....	62
4.5	PRUEBA DE SUPUESTOS	65
4.5.1	Supuesto de linealidad	65
4.5.2	Supuesto no multicolinealidad.....	66
4.5.3	Supuesto de independencia de errores.....	66
4.5.4	Número de sujetos	67
4.6	CÁLCULO DE COEFICIENTES DEL MODELO	68
4.6.1	Comportamiento de las variables de la función.....	70
4.7	RESULTADOS Y CÁLCULO DE ERRORES ESTADÍSTICOS	71
4.7.1	Validación de resultados	73
5.	COMPARACIÓN CON EL MODELO DE ANÁLISIS DISCRIMINANTE	75
6.	OBSERVACIONES	79

7.	CONCLUSIONES	80
8.	RECOMENDACIONES Y FUTURAS INVESTIGACIONES	82
	BIBLIOGRAFÍA	83

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Clasificación de pequeña y mediana empresa Colombiana	27
Tabla 2. Indicadores financieros más representativos.....	30
Tabla 3. Variables iniciales del modelo	60
Tabla 4. Prueba de igualdad de medias de los grupos.....	63
Tabla 5. Estadísticos de colinealidad	66
Tabla 6. Prueba de independencia de errores de Durbin Watson	67
Tabla 7. Variables del modelo	68
Tabla 8. Variables finales del modelo.....	69
Tabla 9. Resultados para las 90 empresas iniciales.....	71
Tabla 10. Probabilidad de cancelación para las 90 empresas	71
Tabla 11. Probabilidad de cancelación para empresas de validación del modelo.....	73
Tabla 12. Resultados para empresas de validación del modelo (10 empresas) ...	73
Tabla 13. Resultados globales del modelo (100 empresas).....	74

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1. Participación en el mercado de pymes en Colombia por sector, subsector y tamaño.....	28
Gráfico 2. Criterio de clasificación en el análisis discriminante	36
Gráfico 3. Metodología de aplicación.....	53
Gráfico 4. Función Logit.....	70
Gráfico 5. Predicción y zona de incertidumbre con análisis discriminante.....	77
Gráfico 6. Predicción de acierto del análisis discriminante sin contar zona de incertidumbre	77
Gráfico 7. Predicción de acierto del modelo logit.....	78

LISTA DE ANEXOS

Anexo A. Información financiera de las PYMES manufactureras en Colombia

Anexo B. Prueba de normalidad univariante

Anexo C. Tabla de correlación de Spearman

Anexo D. Artículo publicable “Modelo para la evaluación y predicción de riesgo de insolvencia financiera de las PYMES manufactureras en Colombia”

RESUMEN

TÍTULO:

Propuesta de modelo para la evaluación y predicción del riesgo de insolvencia financiera de pequeñas y medianas empresas manufactureras en Colombia.*

AUTOR:

FORERO GALÁN, Lucy Carolina.**

PALABRAS CLAVE:

Riesgo de insolvencia financiera, PYMES manufactureras colombianas, regresión logística binaria, fracaso empresarial.

DESCRIPCIÓN:

Este proyecto propone un modelo de predicción de riesgo de insolvencia financiera para las pequeñas y medianas empresas colombianas pertenecientes al sector manufactura. El desarrollo del mismo, se fundamenta en la aplicación de las técnicas estadísticas de análisis discriminante y regresión logística binaria para el análisis de las variables independientes, las cuales son netamente cuantitativas, denotadas como los indicadores calculados a partir de los estados financieros de las empresas observadas

Según el comportamiento de los datos de entrada, la regresión logística binaria muestra ser la más indicada para el análisis de los ratios financieros; la información generada por el modelo permite predecir el estado de las empresas con uno o dos años de anticipación, y es asociada a la probabilidad de cancelación de actividades de la compañía, dependiente de las razones financieras más influyentes para el suceso.

Los resultados del modelo elaborado bajo la regresión *logit*, hacen de este un modelo altamente confiable que se puede generalizar a la población, obteniendo un porcentaje de acierto para las 100 empresas de observación del 92%. Las variables que evalúan financieramente y explican significativamente la cancelación de actividades de este tipo de empresas se resumen en nivel de endeudamiento, rotación del activo y rentabilidad del activo.

* Proyecto de grado

** Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de estudios Industriales y Empresariales.
Director: Carlos Enrique Vecino Arenas, Ph.D en Administración.

ABSTRACT

TITLE:

Proposed model for evaluation and prediction of financial insolvency risk of small and medium manufacturing companies in Colombia.*

AUTHOR

FORERO GALÁN, Lucy Carolina.**

KEYWORDS

Financial insolvency risk, Colombian manufacturing SMEs, binary logistic regression, business failure.

DESCRIPTION:

This project suggest a model of financial insolvency risk prediction for Colombian small and medium companies in the manufacturing industry. The development of this project is based on the application of statistical techniques of discriminant analysis and binary logistic regression for analysis of independent variables; these variables are purely quantitative and are denoted by ratios calculated from the financial statement of the companies observed.

According to the behavior of input data, the most appropriated technique for the analysis of financial ratios is the binary logistic regression; the information generated by the model allows to predict the status of the companies with one or two years previously, and it is associated with the probability of termination of activities of each company, dependent of the most influential financial ratios for the event.

The results of the model development under the binary logistic regression, make this a highly reliable model that can be generalized to the population; with a success rate to the 100 companies observed of 92%. The variables, which evaluate the financial solvency to the companies and that explain significantly the cancellation of activities for each one of these are summarized in: debt to equity, asset rotation and return on total assets.

* Degree Project

**Universidad Industrial de Santander. Faculty of Physique Mechanics Engineering. School of Industrial and Managerial Studies. Project manager: Carlos Enrique Vecino Arenas, Ph.D.

INTRODUCCIÓN

Para lograr la competitividad y productividad requeridas, las pymes manufactureras necesitan contar con una serie de recursos que financien vía pasivo o vía patrimonio la adopción de activos como inversiones para el desarrollo de la actividad a la que cada una dedica, así como capital destinado para investigación y desarrollo. Dado que estas empresas son formadas por un capital de patrimonio limitado y reducido, se ven obligadas a recurrir al financiamiento vía pasivo o deuda.

El Estado pone a disposición de las PYMES diferentes fuentes de financiamiento, a bajo costo y respaldado por el Fondo Nacional de Garantías,¹ ente que expresa el interés por conocer los modelos de evaluación y predicción de riesgo de insolvencia financiera de las empresas a las cuales respalda, separándolas por sector económico y tamaño, dado que por medio de una evaluación, las empresas pueden conocer su situación y minimizar los riesgos presentados.

Uno de los modelos a realizar es el de evaluación y predicción de riesgo de insolvencia financiera para las pymes manufactureras. Para la elaboración del mismo, se tienen en cuenta variables cuantitativas de indicadores financieros sin incluir las variables macroeconómicas, se selecciona el análisis estadístico que mejor se ajuste al comportamiento los datos presentados por las empresas y se desarrolla el análisis, presentándose como alternativas el análisis discriminante y el análisis de regresión logística binaria. Del modelo resultante se evalúa su precisión, determinada por los errores estadísticos.

Este proyecto está constituido por siete capítulos. En el primer capítulo, se presentan las especificaciones del proyecto: planteamiento del problema

¹ UNIVERSIDAD ICESI. CENCEA, consultorio contable y financiero. [en línea]. Disponible en la web: <http://www.icesi.edu.co/censea/lineas_financiacion.php> [Citado en 18 de mayo de 2015]

observado, justificación de la realización del proyecto, objetivos trazados, y alcance del proyecto. En segundo capítulo, se muestra el marco teórico, explicando los términos más relevantes para el transcurso del proyecto: características de las empresas de observación, solvencia financiera, evaluación y predicción de riesgo de insolvencia financiera, modelos de regresión estadística, y evaluación de solvencia financiera con enfoque para las pymes en Colombia. En el capítulo tercero se expone la metodología, especificando los pasos a seguir para la elaboración del modelo: Toma de datos, selección de variables, pruebas de supuestos y cálculo de coeficientes del modelo. En el capítulo cuarto se presentan los resultados de cada una de las fases definidas en la metodología. Seguidamente, en el capítulo quinto, se realiza la comparación de los modelos elaborados bajo el análisis discriminante y la regresión logística binaria. Finalmente, en los capítulos sexto, séptimo y octavo se presentan las observaciones, conclusiones, recomendaciones y futuras investigaciones generadas dentro del proceso de desarrollo del proyecto.

TABLA DE CUMPLIMIENTO DE OBJETIVOS

OBJETIVO	LOGRO
Objetivo General	
Diseñar una propuesta de modelo basado en el análisis de los ratios financieros, para la evaluación y predicción del riesgo de insolvencia financiera de pequeñas y medianas empresas manufactureras en Colombia.	Numeral 4.6. Cálculo de coeficientes del modelo
Objetivos específicos	
Revisar la literatura existente relacionada con el uso de modelos de solvencia económica en pequeñas y medianas empresas en Colombia.	Numeral 2.7. Evaluación de solvencia de las PYMES en Colombia
Recopilar la información financiera de las PYMES manufactureras.	Anexo A. Información financiera de las PYMES manufactureras en Colombia
Identificar los indicadores financieros más significativos que reflejan el nivel de solvencia económica de las empresas PYMES manufactureras.	Numeral 4.4 Selección de variables significativas Numeral 4.6. Cálculo de coeficientes del modelo
Formular un modelo que evalúe la solvencia económica de las pequeñas y medianas empresas manufactureras de Colombia.	Numeral 4.6. Cálculo de coeficientes del modelo
Realizar un artículo de carácter publicable con los resultados de la aplicación del modelo.	Anexo D. artículo publicable con requisitos de la revista Cuadernos de Administración

1. ESPECIFICACIONES DEL PROYECTO

A continuación, se describen las generalidades, las cuales incluyen el planteamiento del problema, justificación, objetivos trazados y alcance del proyecto

1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Las micro, pequeñas y medianas empresas representan el principal motor de la economía para el crecimiento de la productividad, la generación de empleo y la reducción de la heterogeneidad estructural. Se considera que las empresas de menor tamaño son el motor de la economía dado que en toda América Latina son estas empresas las que predominan en cantidad respecto a las otras empresas de los otros tamaños. Según el Centro de Desarrollo de la Organización para la Cooperación y Desarrollo Económico OCDE en Colombia, más del 96% de las empresas están conformadas por Mipymes.²

La apertura de los mercados mundiales para el comercio de bienes, el cambio constante y avanzado de la tecnología y los cambios culturales, políticos y económicos, han generado la necesidad en las empresas colombianas de aumentar sus ventajas competitivas para apresurar su crecimiento, lograr su permanencia en el mercado, y competir libremente con las empresas multinacionales, las cuales son las impulsadoras del comercio internacional actual.

Además de buenas prácticas administrativas, gran parte de las estrategias de crecimiento en las empresas se centran en las decisiones de inversión, las cuales, en las PYMES se ven limitadas por los pocos recursos y el escaso financiamiento

² ORGANIZACIÓN PARA LA COOPERACIÓN Y DESARROLLO ECONÓMICO (OCDE). Perspectivas económicas de América Latina 2013, políticas de pymes para el cambio estructural. 2013; p. 72.

al que tienen acceso³, dado a que estas se encuentran expuestas a una débil estructura de endeudamiento y menor rentabilidad económica⁴.

Según datos de la Confederación Colombiana de Cámaras de Comercio (Confecámaras), en Colombia una empresa sobrevive en promedio 12 años⁵. En el año 2014 se han creado 275.000 empresas; y se han cerrado operaciones en 89.000, mayormente del sector manufactura con un 33,21%. La causa principal del cierre de operaciones radica en que estas empresas son creadas con un capital de trabajo que no alcanza a soportar las inversiones que las hacen mantenerse competitivas en el mercado.⁶

Según el estudio adelantado por la red de medios de pago Visa titulado “Perspectivas de las Mipymes en América Latina”⁷, menos del 15% del crédito total en la región tiene como destino el sector de las pymes, y éstas presentan mayores tasas de interés (pasando de una tasa de aproximadamente 10% en mayo de 2011 a aproximadamente 12% en febrero de 2012).

Representado 96,4% del total de compañías existentes en Colombia, las pequeñas y medianas empresas son actores estratégicos en el crecimiento de la

³ Ibid., p. 50.

⁴ UNIVERSIA. 12 años es el promedio que una empresa Colombia sobrevive en el mercado. [en línea]. 2014. Disponible en la web: <<http://noticias.universia.net.co/empleo/noticia/2014/09/19/1111726/12-anos-promedio-empresa-colombiana-sobrevive-mercado.html>> [Consultado en 7 de octubre de 2014]

⁵ Ibid.

⁶ PORTAFOLIO. Cerca de 90.000 han cerrado en el último año. [en línea]. Disponible en la web: <<http://www.portafolio.co/negocios/90-mil-empresas-han-cerrado-2014-colombia?hootPostID=7bf2c9e0c35d8a9fa6ba3f3792436c12>> [Consultado el 7 de octubre de 2014]

⁷ ORGANIZACIÓN PARA LA COOPERACIÓN Y DESARROLLO ECONÓMICO (OCDE). Op.Cit., p. 74.

economía, la transformación del aparato productivo nacional y el mejoramiento de la posición competitiva de Colombia⁸. Por tanto, el estado debe poner a disposición de las pymes diferentes fuentes de financiamiento a bajo costo que estén respaldadas por Fondo Nacional de Garantías (FNG), ya que otorga un incentivo a la participación de las instituciones financieras.

El Fondo Nacional de Garantías de Colombia, compuesto mayormente por capital público otorga garantías de un porcentaje de la deuda entre 50 y 60 % para créditos relacionados con capital de trabajo, inversiones, capitalización, leasing, cupos rotativos de crédito, créditos de BANCÓLDEX y de Colciencias, y para la creación de empresas.⁹ El FNG, al administrar capital público debe realizar una evaluación previa para el otorgamiento de las garantías definida en la Ley 905 de 2004¹⁰, basado en la predicción de quiebra de las empresas, lo que conlleva al incumplimiento de pago de crédito.

Realizar la evaluación de solvencia de las empresas y la predicción de riesgo de quiebra requiere del uso de técnicas estadísticas, las cuales analizan datos de empresas para pronosticar la situación de otras en un tiempo determinado. Para efectuar este análisis, se considera pertinente segmentar los modelos por características similares de las empresas, de tal forma que el modelo logre mayor homogeneidad.

⁸ PORTAFOLIO. La banca, el músculo financiero de la mipyme colombianas. [en línea]. Disponible en la web:

<<http://www.portafolio.co/negocios/banca-el-musculo-financiero-las-mipymes-colombianas>> [Consultado el 7 de octubre de 2014].

⁹ ORGANIZACIÓN PARA LA COOPERACIÓN Y DESARROLLO ECONÓMICO (OCDE), Op. Cit., p. 87.

¹⁰ SECRETARÍA GENERAL DE LA ALCALDÍA MAYOR DE BOGOTÁ. Op. Cit.

Además del Fondo Nacional de Garantías para el otorgamiento de créditos, los resultados obtenidos por medio de esta evaluación y predicción de riesgo, sirven a las empresas mismas como herramienta de alarma para realizar cambios en las decisiones estratégicas de administración, y a otras entidades para determinar los vínculos con las mismas.

1.2 JUSTIFICACIÓN DEL PROYECTO

La estructura financiera es la encargada de establecer la durabilidad de las empresas en el mercado y contribuye al crecimiento de las mismas. Para conocer la capacidad de permanencia en el mercado, se considera importante el diseño de un modelo que evalúe la solvencia financiera, de forma que facilite los posibles vínculos con los mercados de crédito y logre que estas empresas aumenten su visión de inversión y su eficiencia productiva.

Cada sector de la economía nacional presenta diferentes características que los clasifica, por lo tanto es importante realizar una segmentación entre cada uno de ellos para formular modelos de evaluación y predicción del riesgo de insolvencia financiera.

Este trabajo de grado realiza una variación de los modelos de solvencia económica existentes con un enfoque al sector manufacturero de Colombia, se excluyen a las grandes empresas por el fácil acceso que estas presentan a las calificadoras de riesgo y las microempresas por el difícil acceso a los datos de estados financieros. El modelo final resulta para pequeñas y medias empresas del sector industrial de Colombia.

1.3 OBJETIVOS

1.3.1 Objetivo general

Diseñar una propuesta de modelo basado en el análisis de los ratios financieros, para la evaluación y predicción del riesgo de insolvencia financiera de pequeñas y medianas empresas manufactureras en Colombia.

1.3.2 Objetivos específicos

- Revisar la literatura existente relacionada con el uso de modelos de solvencia económica en pequeñas y medianas empresas en Colombia.
- Recopilar la información financiera de las PYMES manufactureras.
- Identificar los indicadores financieros más significativos que reflejan el nivel de solvencia económica de las empresas PYMES manufactureras.
- Formular un modelo que evalúe la solvencia económica de las pequeñas y medianas empresas manufactureras de Colombia.
- Realizar un artículo de carácter publicable con los resultados de la aplicación del modelo.

1.4 ALCANCE DEL PROYECTO

El presente proyecto describe el proceso seguido para la elaboración de un modelo de predicción de riesgo de insolvencia financiera para las pequeñas y medianas empresas Colombianas pertenecientes al sector manufacturero. La función final resulta haciendo uso de regresiones estadísticas de los datos tomados de los estados financieros de las empresas pertenecientes a este grupo, demostrando el cumplimiento de los supuestos para la aplicación de cada una de las regresiones.

Como resultado de cada una de las fases que constituyen el proceso metodológico de la construcción del modelo se encuentran:

- Recopilación de modelos de quiebra elaborados en Colombia, con sus respectivos resultados.
- Variables significativas para discriminación entre empresas PYMES manufactureras colombianas próximas a cancelar la matrícula mercantil y empresas que continuarán en el mercado colombiano.
- Función final de predicción de riesgo de insolvencia financiera para las empresas pequeñas y medianas pertenecientes al sector manufacturero Colombiano.
- Porcentaje de eficacia del modelo.
- Artículo publicable con la aplicación de la investigación y resultados de la misma.

2. MARCO TEÓRICO

Los temas relacionados con la evaluación y predicción del riesgo de insolvencia financiera serán explicados brevemente en este capítulo, resaltando las ventajas del uso de los indicadores financieros y del análisis estadístico. Se realiza la clasificación de las empresas de estudio por tamaño y sector, se definen los términos relevantes para el proyecto, y se muestran los modelos de solvencia financiera utilizados en el mundo y en las pymes colombianas.

2.1 SECTOR MANUFACTURERO EN COLOMBIA

En la contabilidad nacional sectorial se le llama industria manufacturera a las empresas que realizan operaciones productivas dedicadas a la transformación continua y a gran escala de materias primas. El Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE), ha establecido la siguiente clasificación por subsectores para las actividades manufactureras en Colombia:

- Elaboración de productos alimenticios y bebidas.
- Fabricación de productos de tabaco.
- Fabricación de productos textiles.
- Confección de prendas de vestir, adobo y teñido de pieles.
- Curtido y adobo de cueros; fabricación de calzado; fabricación de artículos de viaje, maletas, bolsos de mano y similares; artículos de talabartería y guarnicionería.
- Transformación de la madera y fabricación de productos de madera y de corcho, excepto muebles; fabricación de artículos de cestería y espartería.
- Fabricación de papel, cartón y productos de papel y cartón.
- Actividades de edición e impresión y de reproducción de grabaciones.
- Coquización, fabricación de productos de la refinación del petróleo y combustible nuclear.

- Fabricación de sustancias y productos químicos.
- Fabricación de productos de caucho y de plástico.
- Fabricación de otros productos minerales no metálicos.
- Fabricación de productos metalúrgicos básicos.
- Fabricación de productos elaborados de metal, excepto maquinaria y equipo.
- Fabricación de maquinaria y equipo
- Fabricación de maquinaria de oficina, contabilidad e informática.
- Fabricación de maquinaria y aparatos eléctricos
- Fabricación de equipo y aparatos de radio, televisión y comunicaciones.
- Fabricación de instrumentos médicos, ópticos y de precisión y fabricación de relojes.
- Fabricación de vehículos automotores, remolques y semirremolques.
- Fabricación de otros tipos de equipo de transporte.
- Fabricación de muebles; industrias manufactureras
- Reciclaje.

Para los años 2002 a 2012, las empresas pertenecientes a este sector de la economía son codificadas por medio de la letra D en el código de clasificación industrial internacional uniforme (CIIU) en la 3 revisión.¹¹

El sector industrial colombiano es catalogado como uno de los sectores con mayor capacidad para generar empleo en la economía, y son las empresas con menos de 40 empleados las que generan más del 90% del empleo de este sector.

¹¹ DEPARTAMENTO ADMINISTRATIVO NACIONAL DE ESTADÍSTICA (DANE). Clasificación industrial internacional uniforme de todas las actividades económicas (CIIU) revisión 3.1 adaptada para Colombia. 2002. [en línea] Disponible en la web: <http://formularios.dane.gov.co/senApp/nomModule/aym_index.php?url_pag=clasificaciones&alr=&cla_id=2> [Citado en 24 de mayo de 2015]

El comportamiento del PIB por grandes ramas de actividad en el periodo 2012–2013 fue positivo, excepto en la industria manufacturera, la cual presentó un decrecimiento del 1,2% respecto a 2012. De acuerdo al análisis de expertos, los malos resultados del sector se han desatado desde épocas atrás, por el rezago tecnológico de las empresas y el efecto de la revaluación.¹²

De acuerdo con las manifestaciones de los miembros de la Asociación Nacional de Industriales ANDI del 2012, los factores que en mayor medida obstaculizan la dinámica del sector son:

- Los bajos niveles de demanda y la rotación de cartera, como factores inducidos por la agudización de los niveles de empobrecimiento y el aumento de la presencia de productos extranjeros.
- Los altos costos laborales.
- La disminución en los niveles de protección en la economía y el auge del contrabando.
- La preeminencia de una cultura corporativa poco acorde con los requerimientos del entorno competitivo.
- La restricción del crédito y los altos costos financieros.

¹² SUPERINTENDENCIA DE SOCIEDADES. Comportamiento de las 1.000 empresas más grandes del sector real. Colombia. 2014, p. 5.

2.2 PEQUEÑAS Y MEDIANAS EMPRESAS EN COLOMBIA

En Colombia, las pequeñas y medianas empresas se ven determinada por la Ley 905 de 2004¹³ la cual las define en el Capítulo I, Artículo 2° de la forma:

Tabla 1. Clasificación de pequeña y mediana empresa Colombiana

TIPO DE EMPRESA	ACTIVOS [SMLV]	EMPLEADOS
Pequeña	Entre 500 y 5.000	Entre 11 y 50
Mediana	Entre 5.000 y 30.000	Entre 51 y 200

Fuente: Ley 905 de 2004.

Las pequeñas y medianas empresas se han identificado como un sector que en los últimos años ha aportado de manera creciente puntos en el PIB nacional, contando con unos activos que alcanzan 2,2 veces el mismo. Estas pymes en Colombia representan el 96% de las empresas del país, generan 66% del empleo, pagan el 50% de salarios y realizan el 25% de las exportaciones tradicionales.¹⁴

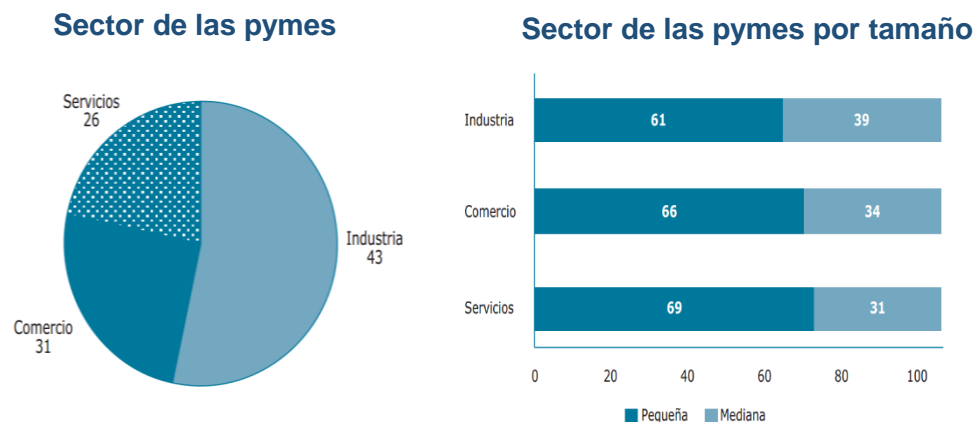
En cuanto al financiamiento, el porcentaje de pymes del sector industrial que solicitaron créditos bancarios presentó un descenso al pasar de 47% en el 2012 a un 36% en el 2013, esta tendencia ocurrió mayormente por las empresas medianas al pasar del 55% en 2012 a 41% en el 2012, y el sector que mayormente solicitó estos créditos fue el textil con un 47% para el 2013. El porcentaje de aprobación de créditos para el sector industria disminuyó para el año 2013, pasando de 95% a 93% respecto al 2012.

¹³ COLOMBIA. SECRETARÍA GENERAL DE LA ALCALDÍA MAYOR DE BOGOTÁ. Ley 905 de 2004. Por medio de la cual se modifica la ley 590 de 2000 sobre promoción del desarrollo de la micro, pequeña y mediana empresa colombiana y se dictan otras disposiciones. 2004.

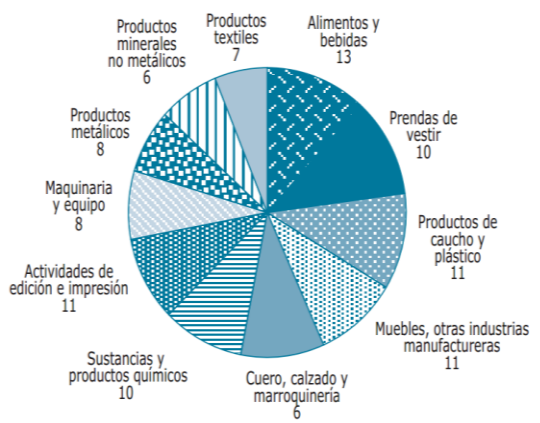
¹⁴ VELASQUEZ, Francisco. La estrategia, la estructura y las formas de asociación: fuentes de ventaja competitiva para las pymes colombianas. 2004.

En el Gráfico 1. Se observa la composición porcentual del sector industrial en Colombia para las pymes, con su representación en el mercado y los tamaños de las mismas.

Gráfico 1. Participación en el mercado de pymes en Colombia por sector, subsector y tamaño



Composición del sector Industrial en las pymes



Fuente: La gran encuesta pyme 2014.

2.3 INDICADORES FINANCIEROS

Los indicadores financieros indican relaciones de cifras encontradas en los estados financieros y demás informes de la empresa, con el fin de conocer el comportamiento de los aspectos de las empresas, estos deben medirse y compararse con valores ya establecidos como lo son: estándar de la industria, valor objetivo o meta para el indicador, índices anteriores, otros índices calculados.

Las razones financieras principales se basan en los índices de liquidez, rentabilidad, actividad y endeudamiento, los cuales no se encuentran aislados, por el contrario se encuentran relacionados uno de otro, dado que un aumento o disminución en uno de ellos también varía el resultado del cálculo de otros indicadores.

Al realizar el análisis de liquidez se estudia el comportamiento del capital de trabajo y palanca de crecimiento. Se entiende como la capacidad de generar flujos de caja para atender las obligaciones de corto plazo financieras o comerciales, e indica el riesgo de iliquidez que presenta la empresa.

El análisis de rentabilidad da una idea de la eficiencia que se ha logrado con los activos que posee la empresa, en donde se tiene en cuenta el margen de utilidad de las ventas y los recursos invertidos para lograr estas ventas. Con los márgenes de rentabilidad se puede conocer si la empresa genera valor y cuál es el valor económico agregado de la misma.

El análisis de endeudamiento muestra el riesgo de adquisición de una deuda y su respectivo efecto en la rentabilidad de los accionistas, a su vez que indica hasta qué punto la empresa puede adquirir una deuda, la cual determina su capacidad de endeudamiento.

Tabla 2. Indicadores financieros más representativos

Índices de liquidez	
Razón corriente	Activo corriente / Pasivo corriente
Prueba ácida	Activo corriente – Inventario / Pasivo corriente
Capital de trabajo	Activo corriente – pasivo corriente
Importancia del activo corriente	Activo corriente / Activo total
Razón de efectivo	Efectivo / Pasivo corriente
Índices de actividad	
Rotación de cuentas por cobrar	Ventas a crédito / Promedio cuentas por cobrar
Rotación de cuentas por pagar	Compras a crédito / Promedio cuentas por pagar
Rotación de inventario	Costo ventas / Inventario promedio
Rotación de activo corriente	Ventas netas / Activos corrientes
Índices de rentabilidad	
Rentabilidad operativa del activo	Utilidad operativa / Activo
Rentabilidad neta del activo	Utilidad neta / Activo
Rentabilidad antes de impuesto del patrimonio	Utilidad antes de impuesto / Patrimonio
Rentabilidad neta del patrimonio	Utilidad neta / Patrimonio
Margen neto	Utilidad bruta / Ventas
Margen operativo	Utilidad operativa / Ventas
Margen bruto	Utilidad bruta / Ventas
Índices de endeudamiento	
Índice de endeudamiento	Pasivo total / Activo total
Razón deuda patrimonio	Pasivo total / Patrimonio total
Razón deuda de largo plazo	Pasivo de largo plazo / pasivo de largo plazo + Patrimonio

En la Tabla 2 se listan los indicadores financieros más importantes y más populares, clasificados en razones de liquidez, razones de actividad, razones de rentabilidad y razones de endeudamiento.

Para todos los grupos de interés de las empresas (dueños, administradores, acreedores financieros, proveedores) es de gran importancia tener conocimiento acerca de los indicadores financieros, ya que estos proporcionan información necesaria para la evaluación de alternativas y toma de decisiones.

2.4 SOLVENCIA FINANCIERA

La solvencia financiera se define como capacidad de generar fondos para cumplir con los compromisos pactados con terceros en los momentos determinados, ya sean en el corto o en el largo plazo. Si bien es cierto que la “prueba de solvencia” de una empresa está dada por la razón de liquidez “razón corriente”, la solvencia de una empresa no es un índice de liquidez, dado que se pueden generar recursos ilíquidos respaldados que puedan dar cumplimiento a las obligaciones.

El término de solvencia financiera está ligado a dos grandes aspectos:

- Quiebra de las empresas o compañías, dado que la falta de solvencia representa una escasez en los recursos necesarios para dar cumplimiento a las obligaciones adquiridas.
- Riesgo de crédito, dado que representa la probabilidad de incumplimiento en el pago por falta de recursos para su liquidación.

2.5 EVALUACIÓN Y PREDICCIÓN DEL RIESGO DE INSOLVENCIA FINANCIERA

Para realizar una evaluación de riesgo de insolvencia financiera, desde el año 1966 se han venido desarrollando modelos que hacen uso de los indicadores financieros, obtenidos de los estados financieros de las empresas, y de datos cualitativos como tamaño o sector de las mismas.

Para la realización de esta evaluación y predicción de riesgo, se han iniciado con ratios de carácter estático derivados del balance general, siendo fácilmente manipulables, razón que impulsó el desarrollo de nuevos métodos dinámicos para la evaluación de la solvencia financiera de las compañías, los cuales logran un análisis más profundo.

En el año 1977 Edward Altman desarrolló el modelo Z-Score para la predicción de bancarrota para las empresas, por medio de un análisis dinámico. Edward Altman fue el pionero en la construcción de modelos para la gestión del riesgo de crédito y la predicción de quiebra, seguido por James Ohlson en 1980 con el modelo *logit* condicional y el modelo *probit* y por la aplicación de las redes neuronales. Este contenido se profundiza en el numeral 2.8. (Modelos para la predicción de riesgo de insolvencia financiera).

Las sociedades calificadoras de riesgo se encargan de evaluar la solvencia financiera de las grandes empresas, en especial las cotizantes en la bolsa, y proporcionan una calificación expresada en letras del abecedario a las empresas evaluadas. Estas calificaciones de riesgo del negocio, incluyen aspectos tanto cuantitativos como cualitativos de: situación del sector al que pertenece, salud financiera de la empresa analizada y fortalezas y debilidades a nivel gerencial.

2.6 MODELOS DE REGRESIÓN

El análisis de regresión es una técnica para investigar y modelar la relación entre variables, tratando de explicar una variable dependiente por medio de variables independientes o explicativas. A continuación se explica a profundidad la correlación de variables, el análisis discriminante y posteriormente la regresión binaria *logit* y *probit*.

2.6.1 Correlación de variables

La correlación es una técnica estadística usada para determinar la relación entre dos o más variables medida por medio del valor cuantitativo denominado coeficiente de correlación (ρ), este valor del coeficiente de correlación puede variar entre -1 (indicando una relación perfectamente inversa) hasta +1 (indicando una relación perfectamente directa) y entre más cercano se encuentre al cero menor relación tienen las variables. Cuantifica la magnitud y dirección de una variable respecto a otra u otras.

El coeficiente de correlación más utilizado es el coeficiente de correlación de Pearson, y se utiliza cuando se tienen datos con distribución normal. Se calcula de la siguiente manera:

$$\rho = \frac{cov_{ij}}{S_i S_j}$$

Donde cov_{ij} es la covarianza de las variables y S_i es la varianza de cada una de las mismas.

Cuando los datos no presentan distribución normal, se halla el coeficiente de correlación no paramétrico de Spearman de la siguiente forma:

$$R_s = 1 - \frac{6\sum d^2}{n(n^2 - 1)}$$

Donde d es la diferencia de rangos de las variables y n el número total de datos.

2.6.2 Análisis discriminante

El análisis discriminante es una técnica estadística inferencial multivariante, propuesta por primera vez por el matemático Fisher. Esta técnica se utiliza para clasificar una serie de elementos en dos o más grupos definidos previamente, los grupos son determinados por una variable dependiente categórica (que utiliza valores discretos), y la variable categórica es definida por las variables continuas discriminantes o independientes.

El uso del análisis discriminante se basa en la identificación de las características o variables que discriminan a los grupos, y en la creación de una función para distinguir los miembros que pertenecen a cada uno de ellos.

Por medio de este análisis se logra saber cuántas y cuáles variables discriminantes son necesarias para la creación de la combinación lineal que alcance la mejor clasificación de los miembros en los grupos, donde se maximice la distancia entre grupos.

Las variables discriminantes utilizadas en el análisis discriminante solo son de carácter cuantitativo, y si se desea trabajar con variables de carácter cualitativo se tendrá que recurrir al análisis con regresión logística, el cual tiene el mismo propósito.

2.6.2.1 Supuestos.

Para realizar un análisis discriminado multivariable, se debe cumplir con los siguientes requisitos:

- Se tiene una variable categórica y el resto de variables son de intervalo o de razón y son independientes respecto de ella.
- Se necesitan al menos dos grupos, y para cada grupo se necesitan dos o más casos.
- El número de variables discriminantes debe ser menor que el número de objetos menos 2, es decir, (x_1, x_2, \dots, x_p) . Donde $p < (n-2)$ siendo n el número de objetos.
- Ninguna variable discriminante puede ser combinación lineal de las otras variables discriminantes.
- La distribución de las variables independientes debe ser una distribución normal multivariable.
- El número máximo de funciones discriminantes es el mínimo (número de variables, número de grupos menos 1), con q grupos, $(q-1)$ funciones discriminantes.
- Las matrices de covarianza dentro de cada grupo deben ser aproximadamente iguales.

2.6.2.2 Procedimiento del análisis.

Para realizar el análisis discriminante se sigue un procedimiento parecido al análisis factorial. Se parte de n miembros o individuos, con p características o variables independientes, se seleccionan las variables independientes, se halla la función discriminante y se clasifican los miembros en los grupos, de tal manera que se maximiza la varianza entre los grupos y se minimiza la varianza dentro de los mismos.

Para la selección de las variables independientes se identifican las variables más importantes de modelos validados en investigaciones previas o se aplican pruebas estadísticas, que consisten en un análisis descriptivo (cálculo de medias y desviaciones), correlación entre variables y diferencias significativas.

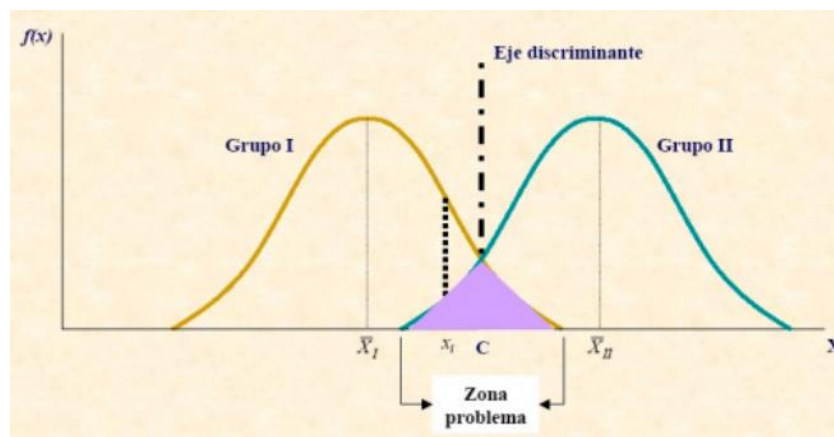
Para seleccionar la función discriminante se utilizan los coeficientes de las variables discriminantes, la función discriminante presenta el siguiente modelo matemático

$$Z = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_r x_r$$

Donde a_j representa el coeficiente de ponderación de las variables discriminantes, x_j representa las variables independientes y Z la variable dependiente.

Para asignar los miembros a cada grupo, se diseña la regla de decisión calculada con el valor medio de los centroides de los grupos; el valor hallado de Z se compara con la regla para decidir a cual grupo pertenece cada uno. En el Gráfico 2 se presenta ilustradamente el corte discriminante junto con la zona de incertidumbre generada de este análisis de regresión

Gráfico 2. Criterio de clasificación en el análisis discriminante



Fuente: Santiago de la Fuente. 2011

2.6.3 Regresión binaria por el modelo *logit*.

Los modelos de regresión logística están fundamentados en el uso del método de máxima verosimilitud para estimar los parámetros de los mismos. El objetivo, se basa en conocer la relación entre una variable dependiente cualitativa con una o más variables explicativas independientes, o covariables, ya sean cualitativas o cuantitativas, resultando una ecuación del modelo de tipo exponencial.

El objetivo primordial que resuelve esta técnica es el de modelar cómo influye en la probabilidad de ocurrencia de un suceso de la variable dicotómica, la presencia o no de diversos factores y el valor o nivel de cada uno de los mismos.

Por sus características, los modelos de regresión logística permiten dos finalidades:

- Cuantificar la importancia de la relación existente entre cada una de las covariables y la variable dependiente, lo que lleva implícito también clarificar la existencia de interacción y confusión entre covariables respecto a la variable dependiente.
- Clasificar individuos dentro de las categorías de la variable dependiente, según la probabilidad que tenga de pertenecer a una de ellas dada la presencia de determinadas covariables.

2.6.3.1 Supuestos.

Para realizar la regresión logística binaria es necesario cumplir con:

- Linealidad al aplicar el modelo, pasando la variable dicotómica discreta a continua por medio de la probabilidad de ocurrencia.
- No multicolinalidad, en el que una variable discriminatoria no sea dependiente de otra variable.

- Número de sujetos observados significativo para la aplicación de la regresión.
- Independencia de errores o de residuos.
- No debe excluirse toda variable que en un análisis univariado previo demostrara una relación "suficiente" con la variable dependiente.
- Se debe analizar la fuerza, sentido y significación de los coeficientes, sus exponenciales y estadísticos de prueba, en donde se prueba que un coeficiente aislado β es distinto de 0.

2.6.3.2 Procedimiento del análisis.

La regresión logística binaria es similar a la realización del análisis discriminante, para este caso, se seleccionan las variables exógenas (de cualquier naturaleza) que describen la variable categórica, persiguiendo el siguiente modelo:

$$Y = f(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_r X_r)$$

Dónde f es una función real que depende de una expresión lineal, acotada por los valores 0 y 1 y utiliza un modelo exponencial *logit* sigue la forma:

$$Y = \ln\left(\frac{p_i}{1 + p_i}\right) = f(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_r X_r)$$

$$p_i = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_r X_r)}}$$

Siendo β_i los parámetros de las variables explicativas y p_i la probabilidad de ocurrencia de la hipótesis.

2.6.4 Regresión binaria por el modelo *probit* o *normit*.

Este modelo de correlación de variables se fundamenta en el método de máxima verosimilitud al igual que el modelo *logit*, con la diferencia que este trabaja con la función de una normal estándar (probabilística) y no con un modelo logístico. El modelo *normit* sigue la forma que se muestra a continuación:

$$Y = f(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_r X_r)$$

Donde f es una función de distribución normal estándar acotada por los valores 0 y 1 así:

$$Y = \int_{-\infty}^z \frac{1}{\sqrt{2\pi}} (e^{-t^2/2}) dt$$

Donde los estimadores positivos en aumento causan un aumento también en la variable respuesta, y los estimadores negativos en aumento causan disminución en la misma.

Los modelos *logit* y *probit* son muy similares, lo que determina la utilización de cada uno de estos es la distribución de los datos, siendo el modelo *probit* diseñado para datos con distribución normal.

2.7 EVALUACIÓN DE SOLVENCIA DE LAS PYMES EN COLOMBIA

En Colombia, se han desarrollado investigaciones acerca de la medición y evaluación de la solvencia financiera, estos estudios han servido de gran ayuda a las entidades prestadoras de crédito financiero para conocer la probabilidad de impago, y a las empresas mismas para la valoración de su gestión administrativa. Las investigaciones y estudios realizados al respecto se muestran a continuación y se evalúan para pymes y para empresas en general del país:

- Fredy Romero, en su investigación, “Variables financieras determinantes del fracaso empresarial para la pequeña y mediana empresa en Colombia: análisis bajo modelo *Logit*”¹⁵, identifica las variables financieras que mejor explican la situación de fracaso empresarial bajo la perspectiva de modelos de capacidad predictiva *logit* en la pequeña y mediana empresa en Colombia. Asimismo, constatar la utilidad de la información financiera ofrecida por el tipo de empresas que son objeto de análisis.

Para alcanzar este fin, se tomaron los registros contables de todas las empresas que estaban obligadas a reportar ante la Superintendencia de Sociedades de Colombia para los años 2005 al 2011, a partir de estos se calcularon 40 ratios financieros y 5 variables de cuentas de los estados financieros, se adicionaron variables categóricas como su antigüedad, sector y tamaño para ser aplicados diferentes modelos *logit*.

Se identificaron 13 factores relativos a variables financieras y 6 factores relativos a variables categóricas de sector y edad. Aplicando la regresión

¹⁵ ROMERO, Fredy. Variables financieras determinantes del fracaso empresarial para la pequeña y mediana empresa en Colombia: análisis bajo modelo *Logit*. Universidad del Norte. En: Revista Pensamiento y Gestión No. 34 (2013); p. 235-277.

logística binaria, se logra un acierto de 68,10% en el modelo de 13 factores, 69,0% para el modelo de 19 factores, 69,5% para el modelo 1 (solo variables financieras), 70% para el modelo 2 (variables financieras y variables *dummy* año y edad), 70% para el modelo 3 (variables financieras y variables *dummy* año, edad y tamaño), 72,4% para el modelo 4 (variables financieras y variables *dummy* año, edad y sector) y 72,4% para el modelo 5 (variables financieras y variables *dummy* edad, sector, año y tamaño).

- Silvia Durán y Francy Reyes en su proyecto de grado, “Propuesta de modelo para la estructura de una calificadora de riesgo pymes en Colombia”¹⁶, diseñan dos modelos de predicción de quiebra de las pymes en Colombia, partiendo del análisis discriminante y la regresión logística binaria. Para el modelo desarrollado mediante el análisis discriminante se tuvieron en cuenta cuatro variables financieras (X_1 : prueba ácida; X_2 : Nivel de endeudamiento; X_3 : Margen neto de utilidad; X_4 : Rentabilidad del activo) con un corte discriminante en 0,0542 y una probabilidad de 82,7% de acertar, el modelo consideraba el nivel de endeudamiento como el indicador con mayor predictor de riesgo, seguido por el margen neto de utilidad, y a la rentabilidad de la activo como el indicador de menor influencia para la predicción de riesgo de insolvencia financiera.

Para el modelo desarrollado por medio de la regresión logística binaria se tuvieron en cuenta dos variables (X_1 : Margen neto de utilidad; X_2 : Rentabilidad del activo), considerando como mayor predictor del riesgo a la rentabilidad del activo; la probabilidad de acierto se consideró en 96,3%.

¹⁶ DURAN, Silvia. REYES, Francy. Propuesta de modelo para la estructura de una calificadora de riesgo pymes en Colombia. Trabajo de Grado Ingeniería Industrial. Universidad Industrial de Santander. 2013.

A su vez, se evaluó el gobierno corporativo y el protocolo familiar, a los que se les asignó un porcentaje de 10% para cada uno al elaborar el modelo de calificación de riesgo.

- Jorge Pérez, Karen González y Mauricio Lorepa en su proyecto, “Modelos de predicción de la fragilidad empresarial: aplicación al caso colombiano para el año 2011”¹⁷, logran la estimación de que una empresa entre en riesgo de quiebra. Para alcanzar este objetivo se utilizaron los estados financieros reportados por las empresas en la Superintendencia de Sociedades en el año 2011.

De estos estados se concluyeron indicadores financieros que fueron útiles como variables explicativas en la estimación de modelos de regresión binaria, a partir de los cuales se identificaron como relevantes las razones financieras de rentabilidad del activo, rotación del activo y nivel de endeudamiento para la medición de la probabilidad de riesgo de quiebra con los modelos *logit* y *probit*.

Al aumentar la rotación del activo y la rentabilidad del activo disminuye el riesgo de quiebra mientras que al aumentar el nivel de endeudamiento aumenta el riesgo. Las variables cualitativas de sector utilizadas permiten mostrar que pertenecer a los sectores de manufactura, agricultura, ganadería, caza, silvicultura y pesca aumentan el riesgo y pertenecer al sector de actividades inmobiliarias, empresariales y de alquiler disminuye el riesgo.

Los resultados del modelo *logit* tienen un porcentaje de acierto de 83,2% y del modelo *probit* de un 80,8%.

¹⁷ PÉREZ, Jorge; GONZÁLEZ, Karen; LOPERA, Mauricio. Modelos de predicción de la fragilidad empresarial: aplicación al caso colombiano para el año 2011. Universidad de Antioquia. En Revista Perfil de Coyuntura Económica No. 22 (2013); p. 205-228.

- Claudia Sepúlveda, Walter Reina y Juan Gutiérrez, en su estudio llamado “Estimación del riesgo de crédito en empresas del sector real en Colombia”¹⁸, propusieron un modelo *probit* para datos de panel desbalanceado con efectos aleatorios, que permite estimar la probabilidad de quiebra de las empresas del sector real en Colombia e inferir el riesgo de crédito. Para su realización, se tomó la información de empresas solventes y en estrés financiero por sectores, de las bases de datos de la Superintendencia de Sociedades y de BPR Benchmark, durante 2002–2008 por sectores económicos y se realizó un análisis fundamental, centrado en los indicadores de rentabilidad, apalancamiento, liquidez y solvencia.

El aporte de esta investigación es el énfasis en los apalancamientos operativo y financiero y su efecto en la probabilidad de quiebra. Como principal hallazgo se resalta el efecto menos nocivo del apalancamiento operativo frente al apalancamiento financiero en épocas de crisis.

Las variables independientes más significativas fueron: cobertura de intereses con un elasticidad de 26,83%, relación flujo de caja operativo a la deuda con una elasticidad de 33,22%, ROCE con una elasticidad de -0,02%, apalancamiento financiero con elasticidad de 3,06% y apalancamiento operativo con elasticidad de 1,63%.

El modelo permite predecir correctamente el 88% de las situaciones de las empresas (quiebra o solvencia financiera) y halla la probabilidad promedio de quiebra de 0,00472%, aumentando un 0,71% y un 0,68% para los sectores industria manufacturera y construcción respectivamente y disminuyendo un 1,48% para el sector transporte, alimento y comunicación

¹⁸ SEPÚLVEDA, Claudia; REINA, Walter; GUTIÉRREZ, Juan. Estimación del riesgo de crédito en empresas del sector real en Colombia. Universidad de Antioquia. En Revista Estudios Gerenciales Vol 28, No 124 (2012); p. 169-190.

- Ángela González en su investigación “Determinantes del riesgo de crédito comercial en Colombia”¹⁹, estima la probabilidad de incumplimiento de las empresas, sus determinantes y el nivel de riesgo crediticio corporativo agregado del sistema financiero. En el desarrollo del mismo se utiliza un modelo *logit* ordenado generalizado con variables explicativas que contienen información de firmas y variables macroeconómicas, diferenciando por las categorías de riesgo asociadas a los créditos corporativos.

Para la realización del modelo se tuvieron en cuenta los indicadores financieros: razón corriente, ROA e índice de endeudamiento; aspectos cualitativos: entidad que otorga el título, tamaño y garantía idónea; variables macroeconómicas: crecimiento económico, IPC, sector económico y desempleo. Con este modelo se determina la categoría en la que la empresa se encuentra, presentándose cinco categorías (A: riesgo normal, B: riesgo aceptable, C: riesgo apreciable, D: riesgo considerable, E: riesgo de incobrabilidad).

Los resultados muestran que las variables liquidez, rentabilidad y crecimiento económico presentan relaciones positivas con el modelo, es decir, cada aumento en cada uno de estas variables aumenta la capacidad de solvencia económica; por tamaño de empresa se evidencia que al aumentando el mismo de empresa presenta menor riesgo de insolvencia. El conjunto de variables macroeconómicas mejora el poder explicativo del modelo, a la vez que se encuentra una alta persistencia en las categorías asociadas con mayor riesgo crediticio.

¹⁹ GONZÁLEZ, Ángela. Determinantes del riesgo de crédito comercial en Colombia. En *Outlier*. Vol. 6, (Ene 2010); p65-105.

- José Alzáte Marín, en su artículo “Cómo medir la quiebra de las empresas en Santander. El modelo logístico: una herramienta para evaluar el riesgo de quiebra”²⁰, utiliza el modelo *logit* no lineal para establecer las relaciones entre las variables explicativas (indicadores dinámicos, de tamaño, de endeudamiento, de rentabilidad, de eficiencia y de liquidez) con la probabilidad de quiebra.

Aplicando la regresión para los indicadores del año 2002, concluyó que aumentos en el activo entre empresas, en los indicadores de endeudamiento, indicadores de rentabilidad, ciclo operativo (margen entre cuentas por cobrar y cuentas por pagar), rotación de proveedores, prueba ácida y razón corriente aumentaban el riesgo de quiebra; mientras que incrementos en el patrimonio entre empresas, en los indicadores dinámicos de activo, ventas, patrimonio y utilidad, margen bruto, rotación de cartera, rotación de inventarios y capital de trabajo disminuían el riesgo. A su vez, los indicadores más significativos para la predicción de quiebra son el crecimiento de los activos y la rentabilidad de los mismos, con un 76,34% de porcentaje de acierto.

- Oscar Martínez, en su investigación para el Banco de la República denominada “Determinantes de fragilidad en las empresas colombianas”²¹, utiliza el modelo *logit* para determinar las variables relevantes para pronosticar el estrés financiero de las empresas colombianas en el año 2001.

²⁰ ALZÁTE, José. Cómo medir la quiebra de las empresas en Santander. El modelo logístico: una herramienta para evaluar el riesgo de quiebra. En revista CIFE, Ed. 13. 2008, p 151-160. [En línea]. Disponible en la web: < http://www.usta.edu.co/otras_pag/revistas/r_cife/cife13/RC13_7.pdf > [Citado en 18 de junio de 2015]

²¹ MARTÍNEZ, Oscar. Determinantes de fragilidad en las empresas colombianas. Banco de la república. 2011. [En línea]. Disponible en la web: <<http://www.banrep.org/docum/ftp/borra259.pdf>> [Citado en 18 de mayo de 2015]

El modelo se elaboró por medio del reporte de 9.000 empresas del año 2000 y se logró identificar correctamente al 82% de las compañías frágiles y no frágiles. Los indicadores resultantes de del análisis de variables cuantitativas y *dummy*, determinantes del riesgo de estrés financiero fueron: utilidad antes de impuestos sobre activos, obligaciones financieras sobre activos y disponible sobre activos, incluyendo indicadores de rentabilidad, endeudamiento y liquidez.

La aplicación de las técnicas estadísticas de análisis discriminante y regresión logística binaria se han utilizado como herramienta de predicción de quiebra para las empresas alrededor del mundo.

En el caso colombiano, se ha abordado la temática de forma general y en la presente investigación aplicada, se realiza un enfoque para las empresas pequeñas y medianas pertenecientes al sector manufacturero.

2.8 MODELOS PARA LA PREDICCIÓN DE SOLVENCIA ECONÓMICA EXISTENTES

La necesidad de la medición de la solvencia financiera ha llevado a expertos a diseñar modelos para la evaluación de esta y predecir la insolvencia de las empresas.

Los modelos más relevantes desarrollados a lo largo del tiempo en el tema de la evaluación y predicción del riesgo financiero se explican brevemente a continuación. Se inicia con los métodos univariantes, se sigue con los métodos de regresión multivariantes (profundizando los modelos de Altman-análisis discriminante y regresión logística) y se culmina con inteligencia artificial.

2.8.1 Métodos univariantes

En el año 1966 se empieza a evaluar la predicción de riesgo de insolvencia financiera por medio del análisis de varianza y el test de clasificación dicotómica. Para la realización de este, se partió de 30 ratios financieros de 158 empresas, se realizaron los cálculos y quedaron seis ratios, uno por cada categoría.

El análisis realizado trataba de determinar el potencial informativo de los datos contables, diferenciaba los dos grupos de empresas, pero no lograba medir dicha diferencia.

2.8.2 Modelo Z Score de Altman

Edward Altman utilizó el análisis mutivariable en el año 1968 para diseñar el modelo Z de Altman. Con la aplicación de este modelo se logra la clasificación de las empresas en solventes e insolventes.

El modelo se basó en la selección de cinco variables (liquidez, rentabilidad, apalancamiento, solvencia y actividad) de una muestra de 66 empresas (33

activas y 33 empresas que habían quebrado). Las variables seleccionadas eran las variables discriminantes y describían la solvencia de las empresas de la muestra, las cuales eran manufactureras cotizantes en bolsa.

El modelo obtenido fue:

$$Z = 1,2X_1 + 1,4X_2 + 3,3X_3 + 0,6X_4 + 0,99X_5$$

Siendo:

X_1 = Capital de trabajo / Activo total

X_2 = Utilidades retenidas / Activo total

X_3 = Utilidades antes de intereses e impuestos / Activo total

X_4 = Valor de mercado del capital / Pasivo total

X_5 = Ventas / Activo total

Si $Z \geq 2,99$ la empresa no tendría problemas de insolvencia en el futuro y si $Z \leq 1,81$, en el futuro la empresa tendría altas posibilidades de caer en insolvencia. Para valores $\{1,82 \leq Z \leq 2,98\}$ la empresa se encontraba en una "zona gris" o no bien definida.

El modelo Z Score de Altman ajustado para los modelos emergentes se aplicó originalmente en México y a lo largo del tiempo se utilizó en otros países, el cual consistía en:

$$Z = 6,56X_1 + 3,26X_2 + 6,72X_3 + 1,05X_4 + 3,25$$

Dónde:

X_1 = Capital de trabajo/activo total

X_2 = Utilidades retenidas/ activo total

X_3 = Utilidad operativa/ activo total

X_4 = Valor en libros de la acción/pasivos totales

Si $Z < 3,75$ la empresa se encontraba en zona roja o alerta, si $3,75 < Z < 5,65$ la empresa se encontraba en zona gris y si $Z > 5,65$ la empresa se encontraba en una zona blanca.

2.8.3 Modelo Z1 de Altman

El modelo Z1 es una variación del modelo Z original, el cual se adaptó para poder ser aplicado a todo tipo de empresas manufactureras, en este, se sustituye la variable discriminante X_4 por el valor del capital contable en lugar del valor de mercado del capital y se modifica la ponderación de cada índice. La función resultante fue:

$$Z1 = 0,717X_1 + 0,847X_2 + 3,1X_3 + 0,420X_4 + 0,998X_5$$

La regla de decisión quedo condicionada a:

Si $Z1 \geq 2,90$ la empresa no tendría problemas de insolvencia en el futuro; si $Z1 \leq 1,23$ en el futuro tendría altas posibilidades de caer en insolvencia. Si el resultado $1,24 \leq Z1 \leq 2,89$, la empresa se encontraba en la "zona gris".

2.8.4 Modelo Z2 de Altman

Este modelo es un ajuste del modelo Z1 en la que se elimina la razón de rotación de activos X_5 , para aplicarlo a todo tipo de empresas y no sólo a manufactureras. Este nuevo modelo pondera de manera importante la generación de utilidades en relación al activo, así como su reinversión. La función final es:

$$Z2 = 6,56X_1 + 3,26X_2 + 6,72X_3 + 1,05X_4$$

Si $Z2 \geq 2,60$, la empresa no tendría problemas de insolvencia en el futuro; si $Z2 \leq 1,10$ la empresa en el futuro tendría altas posibilidades de caer en

insolvencia. Las empresas se ubicarán en una zona no bien definida si el resultado es de $1,11 \leq Z2 \leq 2,59$.

2.8.5 Modelo O Score *logit*

James A. Ohlson desarrolló dos modelos de predicción de insolvencia utilizando el método de estimación de máxima verosimilitud, denominados *logit* y *probit* para llevar a cabo la regresión.

Para la elaboración de la regresión *logit*, se tuvieron en cuenta empresas pertenecientes al sector industrial, y se estimaron tres modelos (para un año antes de la quiebra, para dos años antes de la quiebra y para tres años antes de la quiebra) obteniéndose:

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-O_i}}$$

Donde P_i está asociado a la probabilidad de fracaso ($0 \leq P_i \leq 1$) y O_i varía según el año de quiebra así:

$$O_1 = -1,32 - 0,407X_1 + 6,03X_2 - 1,43X_3 + 0,0747X_4 - 2,37X_5 - 1,83X_6 + 0,285X_7 \\ - 1,72X_8 - 0,521X_9$$

$$O_2 = 1,84 - 0,519X_1 + 4,76X_2 - 1,71X_3 + 0,29X_4 - 2,74X_5 - 2,18X_6 - 0,78X_7 \\ + 1,98X_8 - 0,4218X_9$$

$$O_3 = 1,13 - 0,478X_1 + 5,29X_2 - 0,99X_3 + 0,062X_4 - 4,62X_5 - 2,25X_6 - 0,521X_7 \\ - 1,91X_8 + 0,212X_9$$

Dónde:

$$X_1 = \text{tamaño} = \frac{\text{logaritmo de los activos totales}}{\text{por el índice de precios}}$$

$$X_2 = \frac{\text{Pasivos Totales}}{\text{Activos Totales}}$$

$$X_3 = \frac{\text{Capital de Trabajo}}{\text{Activos Totales}}$$

$$X_4 = \text{Razón corriente}$$

$$X_5 = \text{Dummy solvencia} = \begin{cases} 1: \text{total de los pasivos} > \text{el total de los activos} \\ 0: \text{De lo contrario} \end{cases}$$

$$X_6 = \frac{\text{Retorno sobre los activos o EBIT}}{\text{Activos Totales}}$$

$$X_7 = \frac{\text{Resultado operacional}}{\text{total de las obligaciones}}$$

$$X_8 = \text{dummy rentabilidad} = \begin{cases} 1: \text{ingresos en los últimos dos años} < 0 \\ 0: \text{De lo contrario} \end{cases}$$

$$X_9 = \text{Cambio de ingresos en } t = \frac{\text{Ingreso Neto}(t) - \text{Ingreso Neto}(t - 1)}{|\text{Ingreso Neto}(t)| + |\text{Ingreso Neto}(t - 1)|}$$

El modelo *logit* de Ohlson clasificó correctamente 96.12% de la muestra de empresas industriales (probabilidad de quiebra). Estos resultados le indicaron que la combinación de la tasa de errores de Tipo I y II, eran mínimas en un punto límite de 0,038; lo que significó que 17.4% de las empresas sanas y 12.4% de las empresas en quiebra no fueran correctamente clasificadas.

2.8.6 Inteligencia artificial

Este tipo de modelo consiste en la elaboración de algoritmos capaces de generar conocimiento a través del análisis de los ratios. Las técnicas utilizadas para predecir el fracaso por medio de inteligencia artificial son en su mayoría redes neuronales, la cual se basa en un sistema de cálculo interconectado.

Las redes neuronales se integran de neuronas en niveles de entrada, ocultas y de salida, que permiten realizar las tareas dependiendo del número de neuronas y la conexión de las mismas, utilizan programas de simulación escritos en lenguajes de Pascal o C, que modelan la operación de la red.

Las entradas del modelo son los datos financieros o ratios, Como salida se emplea una única neurona, que da una salida continua entre -0,5 y +0,5. En el aprendizaje se asigna el valor de -0,5 a la empresa quebrada y +0,5 a la no quebrada.

Este método presenta mayor robustez que los métodos de regresión lineal o regresión binaria, y no asume distribuciones de probabilidad o igualdad de matrices de covarianza; pero a su vez requiere de un tiempo mayor para su desarrollo.²²

Una de sus primeras aplicaciones se llevó a cabo en el año 1993 en España por medio de 66 compañías bancarias, de estas, se seleccionaron 32 para la base de aprendizaje (15 habían quebrado y 17 continuaban) y con las otras 34 compañías se desarrolló la estructura para las neuronas. La red neuronal logró aprender y predecir correctamente el estado para las 32 empresas iniciales y 30 de las 34 empresas finales, logrando un 89% de acierto para las 34 compañías y un 93% para las 66.²³

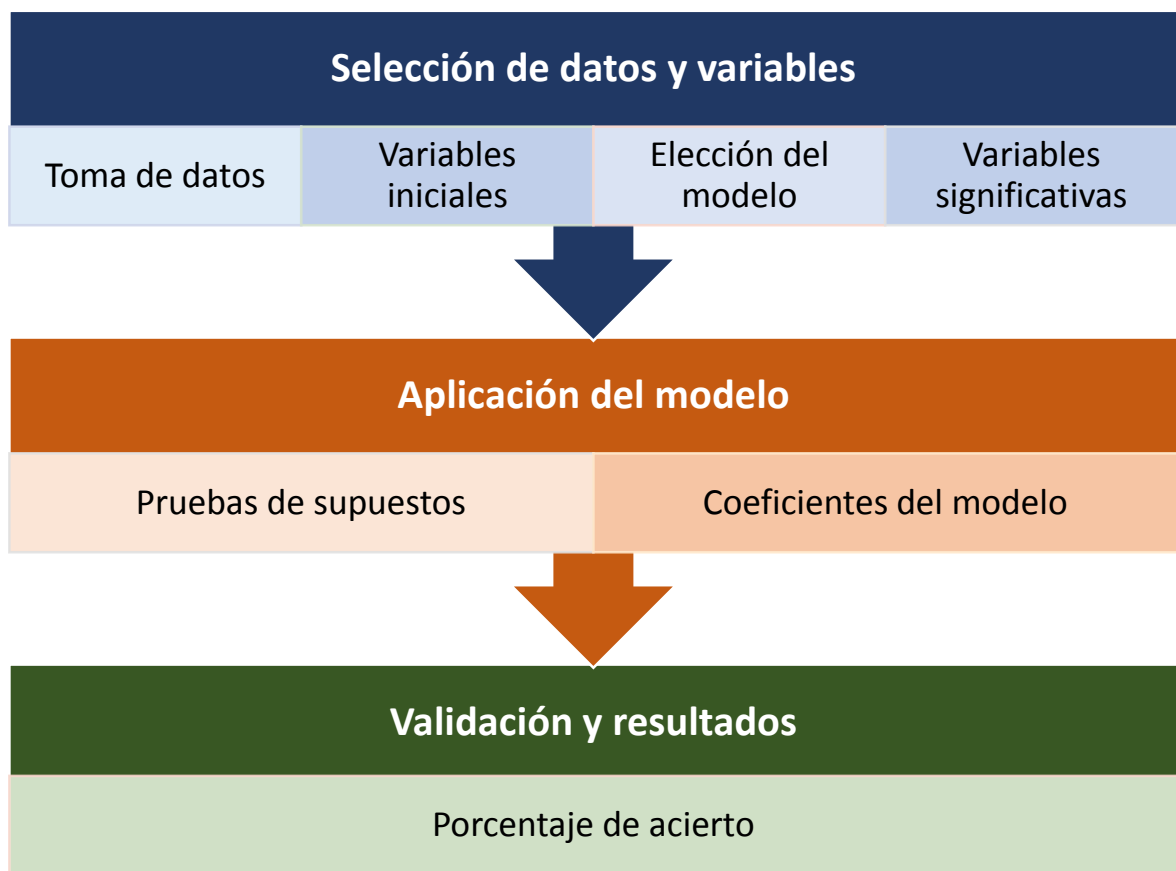
²² TASCÓN, María; CASTAÑO, Francisco. Variables y modelos para la identificación y predicción del fracaso empresarial: revisión de la investigación empírica reciente. Universidad de León. En: Revista de contabilidad. Enero-Junio, 2012, Vol 15, no. 1. p. 7-58.

²³ SERRANO, Carlos. Predicción de la quiebra bancaria mediante el empleo de redes neuronales artificiales. Univ. de Zaragoza. En: Revista española de financiación y contabilidad Vol. 23, n. 74 enero-marzo 1993 p. 153-176.

3. METODOLOGÍA

El proceso de elaboración del modelo de evaluación de solvencia financiera consta de siete pasos, por medio de los cuales se aplica el análisis más adecuado y se logra la función más acorde dependiente de la realidad de las pymes manufactureras de Colombia.

Gráfico 3. Metodología de aplicación



3.1 SELECCIÓN DE MUESTRA Y TOMA DE DATOS

Para seleccionar la muestra se tienen en cuenta las empresas que pertenezcan a los tamaños pequeño y mediano del sector manufacturero de Colombia, se debe tener en cuenta aplicar la regla estadística del emparejamiento, es decir la igualdad del número de muestras para empresas activas y el número de muestras de las empresas inactivas, con el fin de que la muestra no quede sesgada hacia algún grupo en específico.

El tamaño de las empresas se define por medio de los activos del Balance General según lo define la Ley 905 de 2004²⁴ y el sector se define por medio del código de clasificación industrial internacional uniforme (CIIU)²⁵ para los años evaluados.

Para conocer el número apropiado de empresas a utilizar en cada una de las regresiones estadísticas se tienen en cuenta los siguientes aspectos:

- La regresión *logit* permite el uso de múltiples variables con relativamente pocos casos. Se sugiere que el número de sujetos para poder usar la técnica estadística sin problemas debe ser superior a 10 (k+1) donde k es el número de variables explicativas. Si se introducen interacciones o variables *dummy*, el número de elementos en la muestra debe aumentar.²⁶

²⁴ COLOMBIA. SECRETARÍA GENERAL DE LA ALCALDÍA MAYOR DE BOGOTÁ. op. Cit

²⁵ DEPARTAMENTO ADMINISTRATIVO NACIONAL DE ESTADÍSTICA DANE. Op. Cit.

²⁶ DOMINGUEZ, Emma; ALDANA, Daisy. Regresión logística, un ejemplo de su uso en endocrinología. Instituto Nacional de endocrinología. En: Revista Cubana Endocrinol Vol 12 (2001), p. 58-64.

- Si una de las variables dicotómicas (en especial si es la de respuesta) no tiene al menos 10 casos en cada uno de sus 2 valores posibles, entonces las estimaciones no son confiables.²⁷
- El análisis discriminante se recomienda un total de 20 observaciones por variable.²⁸

Para obtener los datos de los estados financieros de las pequeñas y medianas empresas manufactureras de Colombia activas se puede visitar la página web del Sistema de Información y Reporte Empresarial (SIREM) de la Superintendencia de Sociedades²⁹, la cual pone a disposición pública los estados financieros para las empresas que se encuentran sometidas a vigilancia por parte de esta entidad.

Para obtener los datos de las empresas que han cerrado actividades, se debe recurrir a las instalaciones de la Superintendencia de Sociedades, dado que esta información no se encuentra disponible en la página web.

3.2 SELECCIÓN DE VARIABLES INICIALES

Las variables iniciales del modelo serán exclusivamente cuantitativas, calculadas por medio de los estados financieros como las razones financieras más importantes, incluyendo índices de actividad, rentabilidad, liquidez y

²⁷ Ibid., p. 58-64.

²⁸ MAHÍA, Ramón. Redes de información y análisis de datos, regresión logística (2002). [En línea] disponible en <http://www.uam.es/personal_pdi/economicas/rmc/documentos/discriminante.PDF> [Citado en 18 de mayo de 2015]

²⁹ SUPERINTENDENCIA DE SOCIEDADES. Sistema de Información y Reporte Empresarial SIREM. [En línea] Disponible en la web <<http://sirem.supersociedades.gov.co/Sirem2/>> [Citado en 6 de octubre de 2015]

endeudamiento. No se trabajará con variables *dummy* debido a la dificultad para el acceso a la información de las mismas.

3.3 ELECCIÓN DEL MODELO A UTILIZAR

Conociendo el comportamiento de los datos de los indicadores financieros o variables, se decide qué modelo se ajusta más a los mismos, seleccionando el análisis discriminante o el modelo de regresión logística binaria para el desarrollo del modelo o función.

3.4 SELECCIÓN DE VARIABLES SIGNIFICATIVAS

La selección de las variables significativas se realizará con el uso de la técnica de correlación de variables, dónde se indica el grado y sentido en que se relacionan las variables explicativas por medio de los coeficientes de correlación.

Se efectúa un análisis univariado para conocer la significancia de la diferencia de medias de los dos grupos, y concluir si las variables poseen valor discriminante entre los grupos o no para la variable respuesta.

3.5 PRUEBAS DE SUPUESTOS

Para verificar el cumplimiento de requisitos para la aplicación de cada una de las regresiones, se aplican diferentes pruebas de supuestos.

Para el análisis discriminante las pruebas de normalidad y de igualdad de covarianzas en los grupos y para la regresión logística binaria las pruebas de linealidad, no multicolinealidad e independencia de errores.

3.6 CÁLCULO DE COEFICIENTES DEL MODELO

Con ayuda de algún software estadístico se ingresan los datos de las variables más representativas y explicativas de la variable dicotómica de solvencia financiera, obteniendo así los coeficientes que acompañan a cada una de las variables explicativas y el coeficiente constante en la función.

3.7 RESULTADOS Y CÁLCULO DE ERRORES ESTADÍSTICOS

Partiendo de los indicadores financieros de las empresas, se aplica el modelo desarrollado para cada una de las empresas y se determina si el resultado es favorable (continuación de la empresa) o desfavorable (cierre de la empresa) por medio del punto de corte de la función.

Con las empresas utilizadas para la validación del modelo se calcula la eficacia de la función obtenida. Se realiza la comparación del resultado del modelo con la realidad de la empresa, determinando el porcentaje de predicciones correctas, al igual que el porcentaje de empresas que se predijeron como solventes siendo insolventes y el porcentaje de empresas que se predijeron insolventes siendo solventes.

4. RESULTADO DE CADA UNA DE LAS FASES DE LA CONSTRUCCIÓN DEL MODELO

El desarrollo del modelo de predicción de riesgo de insolvencia financiera se construye con los siguientes cálculos, pruebas y supuestos:

4.1 SELECCIÓN DE LA MUESTRA Y TOMA DE DATOS

En el momento de la toma de datos no se tiene claro aún cuales variables de las razones financieras son significativas para el modelo, por lo tanto, para escoger el número de empresas, o tamaño muestral, se revisan los modelos anteriormente elaborados para lograr una idea de cuántas variables son significativas para dicha predicción.

Las funciones desarrolladas con anterioridad y explicadas en el marco teórico, incluyen un promedio de tres a cinco variables explicativas entre variables *dummy* y variables cuantitativas.

Se decide tomar la información de un total de 100 empresas, que se dividen en:

- 45 empresas que continúan actividades y 45 empresas canceladas para la elaboración del modelo
- 5 empresas que continúan actividades y 5 empresas canceladas para validación del modelo

En la página web del Sistema de Información y Reporte Empresarial (SIREM)³⁰ se buscan los estados financieros Balance General y Estado de Resultados de las 50 empresas activas.

³⁰ SUPERINTENDENCIA DE SOCIEDADES. Op. Cit.

El conocimiento del estado cancelado de las empresas se consulta en la página web del Registro Único Empresarial y Social de la Red de Cámaras de Comercio (RUES)³¹ con la identificación del Registro Mercantil cancelado, y los estados financieros son tomados del Sistema de información de la Superintendencia de Sociedades.

Las empresas se escogen al azar de los sistemas de información anteriormente mencionados y se relacionan en el Anexo A, detallando el número de salarios mínimos del total de los activos utilizado para conocer el tamaño de cada empresa.

Se utilizan los estados financieros desde el año 2006 hasta el año 2011 para las empresas activas en el año 2013, y los datos de las empresas con matrícula mercantil cancelada son tomados hasta con dos años de anticipación al año de su cancelación, en el mismo rango de tiempo.

Se toman datos de 73 empresas canceladas y de estas quedan 50 dado que el patrimonio para 23 empresas es negativo, lo que indica que la empresa ya está en estrés financiero y no necesita de un modelo para su predicción de bancarrota en el futuro.

4.2 SELECCIÓN DE VARIABLES INICIALES

Se inicia con un total de 20 razones financieras, mostradas en la Tabla 3, clasificados en índices de liquidez, índices de actividad, índices de rentabilidad e índices de endeudamiento.

³¹ CONFECÁMARAS, RED DE CÁMARAS DE COMERCIO. Registro único Empresarial y Social. [En línea] disponible en la web < http://www.rues.org.co/RUES_Web/Consultas > [Citado en 18 de mayo de 2015]

Tabla 3. Variables iniciales del modelo

CLASIFICACIÓN	SIGLA	RAZÓN FINANCIERA
Índices de liquidez	RC	Razón corriente
	PA	Prueba ácida
	IAC	Importancia del activo corriente
	RE	Razón de efectivo
	KTNA	Capital de trabajo neto sobre activos
Índices de actividad	RI	Rotación del inventario
	RCC	Rotación de cuentas por cobrar
	RCP	Rotación de cuentas por pagar
	RAF	Rotación de activos fijos
	RotA	Rotación del activo
Índices de endeudamiento	NEn	Nivel de endeudamiento
	RDP	Razón deuda patrimonio
	EC	Endeudamiento corriente
	CECP	Concentración del endeudamiento en el corto plazo
	MC	Multiplicador de capital
Índices de rentabilidad	ROpA	Rentabilidad operativa del activo
	ReA	Rentabilidad del activo
	MN	Margen neto
	MO	Margen operativo
	MB	Margen bruto

De las variables de la Tabla 3, se elimina la concentración de la deuda en el corto plazo, dado que en muchos casos es igual a 1, lo que indica que no se posee pasivo no corriente. La variable no presenta poder discriminante entre los grupos para la elaboración de la regresión.

Para calcular las razones de rotación de cuentas por cobrar y rotación de cuentas por pagar, se hace el hipotético que las compras y ventas son realizadas a crédito al 100%, dado que no se cuenta con la información del porcentaje de transacciones a crédito.

La variable dependiente o variable respuesta es el estado en el que se encuentra la empresa. Para realizar el análisis de los datos se considera como una variable dicotómica, tomando los valores de 0 para las empresas activas y 1 para las empresas canceladas.

4.3 ELECCIÓN DEL MODELO A UTILIZAR

Dado que la principal diferencia entre los modelos de análisis discriminante y regresión logística se debe al comportamiento estadístico de los datos, se realiza la prueba de normalidad univariable para cada uno de los grupos, los resultados de la prueba se muestran en el Anexo B, y los principales hallazgos se resumen en el siguiente párrafo.

Hipótesis nula y alterna para la prueba de normalidad:

Ho = Los datos presentan una distribución normal

Ha = Los datos no presentan una distribución normal

El tamaño muestral de cada variable independiente es de 45 datos por cada grupo, por lo que se observa la prueba de normalidad de Shapiro Wilk (tamaño de muestra inferior a 50 datos) y no la prueba de Kolmogorov-Smirnov. Tan solo las variables de importancia del activo corriente, capital de trabajo neto sobre activos y nivel de endeudamiento presentan nivel de significancia superiores a 0,05 para los dos grupos, considerándose las únicas variables con distribución normal.

Se decide trabajar con la regresión logística binaria para el análisis de los datos, dado que no presenta requisito de normalidad para la aplicación de la regresión.

4.4 SELECCIÓN DE VARIABLES SIGNIFICATIVAS

Con ayuda del software estadístico SPSS se halla el índice de correlación bivariado de las 90 empresas. En el Anexo C, se detallan los índices de correlaciones no paramétrico de Spearman y el nivel de significancia para cada una de ellas.

Hipótesis nula y alterna de la matriz de correlaciones:

Ho = El coeficiente de correlación obtenido procede de una población cuyo coeficiente de correlacion es 0.

Ha = El coeficiente de correlación obtenido procede de una población cuyo coeficiente de correlación es diferente de 0.

Por un alto índice de correlación bivariada y un nivel de significancia de cero, se decide eliminar las siguientes variables:

1. Se eliminan las variables razón corriente y prueba ácida, con una correlación de 0,936 y 0.828 respectivamente con la variable capital de trabajo neto sobre activos. Se decide trabajar con esta variable dado que no solo mide razones a corto plazo, sino que compara el activo total con el activo corriente después de pagadas las deudas corrientes, en forma de porcentaje.
2. Se eliminará una variable entre razón deuda patrimonio, endeudamiento corriente, multiplicador de capital y nivel de endeudamiento.
3. Se eliminan las variables ROpA, margen neto y margen operativo, con una correlación de 0,824, 0,945 y 0,735 respectivamente con la variable rentabilidad del activo. Se decide trabajar con la rentabilidad del activo dado que esta indica la eficiencia en el uso de los recursos, ya sea por costos operacionales o no operacionales.

Seguidamente, se realiza el análisis univariado de diferencia de medias utilizando la prueba no paramétrica de U de Mann Whitney mostrado en la Tabla 4. Las variables cuya diferencia de media de grupos no sea significativa se eliminarán, dado que no se considera que explica o discrimina para la variable respuesta.

Hipótesis nula y alterna de la prueba de igualdad de medias no paramétrica de U de Mann Whitney:

Ho = Las medias de los grupos son iguales

Ha = Las medias de los grupos son diferentes

Tabla 4. Prueba de igualdad de medias de los grupos

PRUEBAS DE IGUALDAD DE LAS MEDIAS DE LOS GRUPOS					
Razón	Lambda de Wilks	F	gl1	gl2	Sig.
RC	0,892	10,695	1	88	0,002
PA	0,827	18,352	1	88	0,000
IAC	0,979	1,931	1	88	0,168
RE	0,893	10,534	1	88	0,002
KTNA	0,828	18,307	1	88	0,000
RI	0,931	6,530	1	88	0,012
RCC	0,976	2,152	1	88	0,146
RCP	0,952	4,433	1	88	0,038
RAF	0,983	1,479	1	88	0,227
RotA	0,800	22,063	1	88	0,000
NEn	0,771	26,173	1	88	0,000
RDP	0,934	6,218	1	88	0,015
EC	0,943	5,317	1	88	0,023
ROpA	0,836	17,324	1	88	0,000
ReA	0,854	15,076	1	88	0,000
MN	0,924	7,243	1	88	0,009
MO	0,929	6,745	1	88	0,011
MB	0,970	2,708	1	88	0,103
MC	0,934	6,218	1	88	0,015

Fuente: Datos calculados en el software estadístico SPSS

Se excluyen las siguientes variables:

- Razón deuda patrimonio, endeudamiento corriente y multiplicador de capital con una correlación de 1, 0,938 y 1 respectivamente con la variable nivel de endeudamiento. Se decide trabajar con nivel de endeudamiento dado que es la variable que mayor diferencia de medias entre grupos presenta.
- Importancia del activo corriente por el nivel de significancia de 0,168 en la prueba de igualdad de medias de grupos.
- Rotación de cuentas por cobrar por el nivel de significancia de 0,146 en la prueba de igualdad de medias de grupos.
- Rotación de activos fijos por el nivel de significancia de 0,227 en la prueba de igualdad de medias de grupos.
- Margen bruto por el nivel de significancia de 0,103 en la prueba de igualdad de medias de grupos.

Para realizar una separación completa de variables, y no incumplir con el supuesto de no multicolinealidad, se decide dejar solo una variable para cada uno de los ítems de clasificación de las razones. Se eliminan las siguientes variables:

Indicadores de liquidez:

- Razón de efectivo, dado que se observó en los estados financieros que algunas empresas presentaban valores muy pequeños de caja y de bancos (similares a 0) y se consideró un error al pasar los estado financieros a la superintendencia de sociedades

Indicadores de actividad:

- Rotación de cuentas por pagar, dado que el indicador se halló haciendo el hipotético de compras 100% a crédito.
- Rotación de inventario, ya que, a pesar de que son empresas pertenecientes al mismo sector de manufactura, no todas las empresas pertenecen al mismo subsector de los mencionados en el numeral 2.1, variando los niveles necesarios de inventarios para la elaboración de bienes

Las variables finales para la regresión logística binaria, después de depurarlas con la correlación bivariada, análisis univariado de igualdad de medias, y separación completa de variables son:

- Capital de trabajo neto sobre activos en los indicadores de liquidez
- Rotación del activo en los indicadores de actividad
- Nivel de endeudamiento en los indicadores de endeudamiento
- Rentabilidad del activo en los indicadores de rentabilidad

4.5 PRUEBA DE SUPUESTOS

Para garantizar la utilización del modelo de regresión logística binaria, se realizan las siguientes pruebas para cumplir los supuestos de la misma

4.5.1 Supuesto de linealidad

Este supuesto se garantiza mediante el uso de la regresión logística. La variable respuesta (cancelación o permanencia de la empresa) es una variable dicotómica, que toma valores de 0 o 1 según el estado de la empresa.

Los datos de la variable respuesta para la elaboración del modelo no presentan linealidad, pero después de hallar la función final, la variable respuesta se convierte en lineal por medio de la probabilidad de cancelación de la matrícula mercantil.

4.5.2 Supuesto no multicolinealidad

Dado que el modelo presenta más de dos variables independientes, se requiere del cumplimiento del supuesto. Con ayuda del software SPSS se hallan los estadísticos de colinealidad y se presentan en la Tabla 5 por medio de la tolerancia y el factor de inflación FIV.

Tabla 5. Estadísticos de colinealidad

COEFICIENTES			
Modelo		Estadísticos de colinealidad	
		Tolerancia	FIV
1	KTNA	0,6712	1,4898
	RotA	0,9307	1,0744
	NEn	0,7676	1,3028
	ReA	0,8066	1,2398

Fuente: Datos calculados en el software estadístico SPSS

El supuesto de no multicolinealidad se cumple, ya que el valor de la tolerancia no es menor a 0,1, ni el factor de inflación FIV mayor a 10 para ninguna de las variables.³²

4.5.3 Supuesto de independencia de errores

El supuesto de independencia de errores se torna necesario cuando se tienen más de dos variables independientes.

Para su verificación, se realiza la prueba de Durbin Watson, este estadístico se encuentra mide el grado de autocorrelación entre el residuo correspondiente a cada observación y la anterior, en el rango de 0-4, con un valor de cerca de dos se

³² ESTEBAN, María; MORAL, Paz; ORBE, Susan; REGÚLEZ, Marta; ZARRAGA, Ainhoa; ZUBIA, María. *Econometría Básica aplicada con Gretl.*, p. 108-116. [En línea]. Disponible en la web <http://cvb.ehu.es/open_course_ware/castellano/social_juri/gretl/contenidos/tema-6.pdf> [Citado en 18 de mayo de 3015]

indica que no hay primer orden correlación serial, valores por debajo de 2 indican una correlación serial positiva y valores por encima de 2 una correlación serial negativa.³³

Tabla 6. Prueba de independencia de errores de Durbin Watson

RESUMEN DEL MODELO					
Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado corregida	Error típ. de la estimación	Durbin-Watson
1	0,692	0,479	0,455	0,371	0,862

Fuente: Datos calculados en el software estadístico SPSS

El supuesto de independencia de errores mostrado en la Tabla 6. no se cumple, debido a que el valor de Durbin Watson (0,862) no se encuentra próximo a 2, e indica una correlación serial positiva. Por lo anterior, se debe realizar un análisis más cuidadoso de los resultados finales.

4.5.4 Número de sujetos

El número de sujetos (90 empresas) para el análisis de la regresión logística binaria cumple con el supuesto de ser mayor a $10(K+1)$ donde k es igual al número de variables del modelo.

$$10(K + 1) < No. \text{empresas}$$

$$10(4 + 1) < 90$$

$$50 < 90$$

³³ PINDYCK, Robert. *Econometric Models and Economic Forecasts*. McGraw-Hill, 1991. 3 Edición.

4.6 CÁLCULO DE COEFICIENTES DEL MODELO

En el mismo software estadístico utilizado para la aplicación de las pruebas de supuestos, se halla el modelo de regresión logística binaria con las cuatro variables resultantes (capital de trabajo neto sobres activos, rotación del activo, nivel de endeudamiento y rentabilidad del activo) y la constante del modelo, Quedando como lo muestra la Tabla 7.

Tabla 7. Variables del modelo

VARIABLES EN LA ECUACIÓN						
	B	E.T.	Wald	Gl	Sig.	Exp(B)
RotA	-6,921	2,262	9,360	1	0,002	0,001
ReA	-96,047	35,045	7,511	1	0,006	0,000
NEn	13,547	4,873	7,730	1	0,005	764871,402
KTNA	-0,898	2,391	0,141	1	0,707	0,407
Constante	1,553	1,596	0,948	1	0,330	4,727

Fuente: Datos calculados en el software estadístico SPSS

Los valores de β representan los coeficientes que acompañan cada una de las variables de la función *logit* de la forma:

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(-6,921RotA - 96,047ReA + 13,547NEn - 0,898KTNA + 1,553)}}$$

Dónde P representa la probabilidad de cancelación de actividades de la empresa, seleccionando empresas activas con una probabilidad entre 0 y 0,5 y las empresas canceladas con una probabilidad entre 0,5 y 1.

La significancia de las variables de la función final es calculada por medio de la significancia del estadístico de Wald, el cual permite corroborar la relevancia de la presencia de cada una de ellas en el modelo.

Hipótesis del estadístico de Wald

$H_0 =$ El coeficiente β_i que acompaña la variable es 0

$H_a =$ El coeficiente β_i que acompaña la variable es diferente de 0

Con un nivel de significancia de 0,05, se hace necesario eliminar las variables: capital de trabajo neto sobre activos junto con la constante de la regresión, obteniendo la función final como se muestra a continuación

Tabla 8. Variables finales del modelo

VARIABLES EN LA ECUACIÓN						
	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
RotA	-6,449	2,043	9,967	1	0,002	0,002
ReA	-90,157	33,167	7,389	1	0,007	0,000
NEn	14,614	4,592	10,130	1	0,001	2221801,439

Fuente: Datos calculados en el software estadístico SPSS

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(-6,449RotA - 90,157ReA + 14,614NEn)}}$$

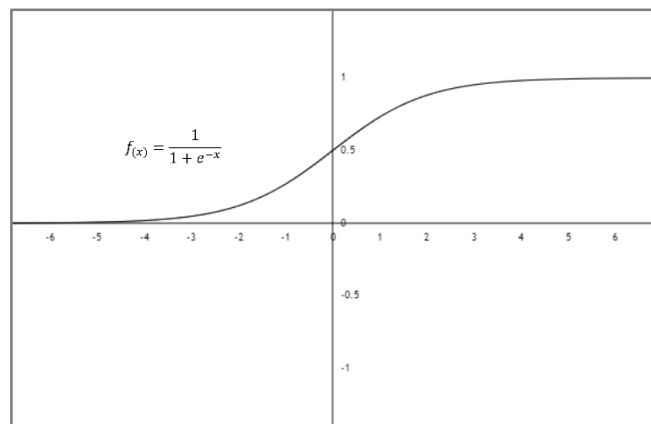
Las variables que aportan significativamente a la función final son rotación del activo (RotA), rentabilidad del activo (ReA) y nivel de endeudamiento (NEn). El valor obtenido en el Exp(B) para la rotación del activo y la rentabilidad del activo indican que a medida que aumentan las variables independientes, disminuye la variable dependiente; lo contrario se da para la variable nivel de endeudamiento.

Para comprobar que las variables seleccionadas son las óptimas para la predicción del riesgo de insolvencia de las empresas, se realizan otras combinaciones de ratios para los ítems de liquidez, rentabilidad, actividad y endeudamiento, resultando los indicadores seleccionados en un principio como la combinación óptima para el modelo de regresión.

4.6.1 Comportamiento de las variables de la función

Para analizar el impacto a la probabilidad de cancelación según el comportamiento de cada una de las variables finales, se hace uso de la función logística.

Gráfico 4. Función *Logit*



Para las variables que presentan coeficiente negativo, un aumento en la variable implica una disminución para el valor x de la función exponencial, lo que hace disminuir la probabilidad de ocurrencia. Es decir, Un aumento rotación del activo disminuye la probabilidad de cancelación de la empresa, al igual que un aumento en la rentabilidad del activo.

Inverso a lo anterior, para las variables que presentan coeficiente positivo, un aumento en la variable implica un aumento para el valor x de la función exponencial, lo que hace aumentar la probabilidad de ocurrencia. Es decir, un aumento en el nivel de endeudamiento causa un aumento también en la probabilidad de cancelación.

4.7 RESULTADOS Y CÁLCULO DE ERRORES ESTADÍSTICOS

Con el modelo obtenido se reemplazan las variables para las 90 empresas utilizadas en la construcción del mismo. En la Tabla 9 se muestra el porcentaje de acierto global del modelo de 92,2%, así como el 95,6% de acierto de predicción para empresas activas y 88,9% para empresas canceladas.

Tabla 9. Resultados para las 90 empresas iniciales

TABLA DE CLASIFICACIÓN			
Observado	Pronosticado		Porcentaje correcto
	activa	cancelada	
activa	43	2	95,56
cancelada	5	40	88,89
Porcentaje global			92,22

Fuente: Datos calculados en el software estadístico SPSS

Tabla 10. Probabilidad de cancelación para las 90 empresas

Empresa	Estado	Prob. cancelación	δ punto corte
1	Activa	0,000	0,500
2	Activa	0,000	0,500
3	Activa	0,000	0,500
4	Activa	0,000	0,500
5	Activa	0,000	0,500
6	Activa	0,014	0,486
7	Activa	0,000	0,500
8	Activa	0,030	0,470
9	Activa	0,000	0,500
10	Activa	0,218	0,282
11	Activa	0,030	0,470
12	Activa	0,002	0,498
13	Activa	0,123	0,377
14	Activa	0,000	0,500
15	Activa	0,000	0,500
46	Cancelada	0,559	0,059
47	Cancelada	0,714	0,214
48	Cancelada	1,000	0,500
49	Cancelada	0,925	0,425
50	Cancelada	0,878	0,378
51	Cancelada	1,000	0,500
52	Cancelada	0,993	0,493
53	Cancelada	1,000	0,500
54	Cancelada	0,999	0,499
55	Cancelada	1,000	0,500
56	Cancelada	1,000	0,500
57	Cancelada	1,000	0,500
58	Cancelada	0,261	-0,239
59	Cancelada	1,000	0,500
60	Cancelada	1,000	0,500

16	Activa	0,000	0,500
17	Activa	0,000	0,500
18	Activa	0,007	0,493
19	Activa	0,000	0,500
20	Activa	0,144	0,356
21	Activa	0,003	0,497
22	Activa	0,000	0,500
23	Activa	0,584	-0,084
24	Activa	0,000	0,500
25	Activa	0,225	0,275
26	Activa	0,127	0,373
27	Activa	0,073	0,427
28	Activa	0,351	0,149
29	Activa	0,009	0,491
30	Activa	0,063	0,437
31	Activa	0,005	0,495
32	Activa	0,404	0,096
33	Activa	0,370	0,130
34	Activa	0,161	0,339
35	Activa	0,033	0,467
36	Activa	0,143	0,357
37	Activa	0,000	0,500
38	Activa	0,096	0,404
39	Activa	0,000	0,500
40	Activa	0,000	0,500
41	Activa	0,000	0,500
42	Activa	0,896	-0,396
43	Activa	0,000	0,500
44	Activa	0,008	0,492
45	Activa	0,000	0,500
61	Cancelada	1,000	0,500
62	Cancelada	0,337	-0,163
63	Cancelada	0,996	0,496
64	Cancelada	1,000	0,500
65	Cancelada	1,000	0,500
66	Cancelada	0,999	0,499
67	Cancelada	0,999	0,499
68	Cancelada	0,413	-0,087
69	Cancelada	0,110	-0,390
70	Cancelada	1,000	0,500
71	Cancelada	0,990	0,490
72	Cancelada	1,000	0,500
73	Cancelada	0,986	0,486
74	Cancelada	1,000	0,500
75	Cancelada	0,469	-0,031
76	Cancelada	0,993	0,493
77	Cancelada	0,861	0,361
78	Cancelada	0,948	0,448
79	Cancelada	0,788	0,288
80	Cancelada	1,000	0,500
81	Cancelada	1,000	0,500
82	Cancelada	0,968	0,468
83	Cancelada	0,992	0,492
84	Cancelada	1,000	0,500
85	Cancelada	0,983	0,483
86	Cancelada	1,000	0,500
87	Cancelada	1,000	0,500
88	Cancelada	1,000	0,500
89	Cancelada	0,991	0,491
90	Cancelada	1,000	0,500

Los valores que están mal predichos varían en porcentajes entre 8% y 39%, respecto al punto de corte (0,5). Dado que la variación mayor es muy alta, no se considera un rango de zona de incertidumbre comprendido entre {0,11 y 0,89} $\{(0,5-0,39) \text{ y } (0,5+0,39)\}$ dado que el 16% de las empresas que están clasificadas correctamente, entrarían en la zona.

4.7.1 Validación de resultados

Para asegurar que los resultados obtenidos son apropiados para otras muestras, se emplean las cinco empresas de cada grupo, se aplica el modelo y se obtiene la probabilidad de cancelación. Los resultados de la validación del modelo se presentan a continuación:

Tabla 11. Probabilidad de cancelación para empresas de validación del modelo

Empresa	Estado	Prob. cancelación
91	Activa	0,00058229
92	Activa	0,632935
93	Activa	1,1736E-07
94	Activa	7,0667E-05
95	Activa	0,0001981
96	Cancelada	0,99998897
97	Cancelada	0,99714597
98	Cancelada	0,99983908
99	Cancelada	0,99999244
100	Cancelada	0,99999995

Con el corte de clasificación de 0,5, una de las empresas no pertenece al estado real, la cual es activa y se pronosticó cancelada con una probabilidad de 63%. El porcentaje de acierto global para la validación del modelo y el porcentaje de acierto global para las 100 empresas se detallan a continuación

Tabla 12. Resultados para empresas de validación del modelo (10 empresas)

TABLA DE CLASIFICACIÓN			
Observado	Pronosticado		Porcentaje correcto
	activa	cancelada	
activa	4	1	80
cancelada	0	5	100
Porcentaje global			90

Tabla 13. Resultados globales del modelo (100 empresas)

TABLA DE CLASIFICACIÓN			
Observado	Pronosticado		Porcentaje correcto
	activa	cancelada	
activa	47	3	94
cancelada	5	45	90
Porcentaje global			92

El modelo resultante de la regresión logística binaria predice el riesgo de insolvencia financiera con un porcentaje de acierto global de 92%, el cual se puede generalizar a la población. Este modelo presenta una mayor precisión para las empresas que seguirán activas con un porcentaje de acierto de 94% que para las empresas que cancelarán las actividades con un porcentaje de 90%.

5. COMPARACIÓN CON EL MODELO DE ANÁLISIS DISCRIMINANTE

Sin cumplir los supuestos para la aplicación de la regresión por el análisis discriminante, y suponiendo en cumplimiento de los mismos, se realiza el modelo para la predicción de insolvencia financiera para el mismo grupo de observación.

Para su elaboración, se parte de las variables resultantes de la selección de variables para la regresión logística binaria (Capital de trabajo neto sobre activos, rotación del activo, nivel de endeudamiento y rentabilidad del activo), se calculan los coeficientes que acompañan a cada una de las mismas y el punto de corte de los grupos, quedando de la siguiente forma:

$$Z = 0,917RotA + 1,47ReA + 0,685KTNA - 3,566NEnd + 0,872$$

$$Pc = \frac{Centroide_1 + Centroide_2}{2} = \frac{-2,49 + 2,49}{2} = 0$$

Dónde Z representa la clasificación de las empresas, seleccionando las empresas como canceladas con $F < 0$ y como activas $0 < F$.

Un aumento en las variables rotación del activo, rentabilidad del activo y capital de trabajo neto sobre activos, genera un aumento en la variable respuesta, implicando una clasificación inclinada hacia la continuación de las actividades; contrariamente para aumentos en el valor del nivel del endeudamiento.

Con el modelo obtenido se reemplazan las variables para las 90 empresas utilizadas en la construcción del mismo, y se discriminan según los valores mayor o menor al punto de corte. Se obtiene un porcentaje de acierto global de 87%, así como el 82% de acierto de predicción para empresas activas y 91% para empresas canceladas.

La zona de incertidumbre se encuentra por medio de las empresas cuya predicción no fue acertada. Para las empresas que continuaron en el mercado se encontró un valor mínimo de -0,86 (debiendo ser mayor a 0) y para las empresas que cancelaron sus actividades un valor máximo de 1 (debiendo ser menor a 0).

Se excluyen los datos extremos del resultado del modelo de la regresión, y se halla la zona gris, comprendida entre -0,46 y 0,46. Se obtiene que, Para las 45 empresas activas el 28% de éstas entran en la zona de incertidumbre, y para las 45 empresas canceladas, el 24%.

En la validación del modelo, se encuentra un porcentaje de acierto de 80%, ya que una empresa activa fue pronosticada cancelada, y una empresa cancelada fue pronosticada activa. En la zona gris se encuentran dos empresas canceladas y dos empresas activas, representando el 40%.

El modelo resultante del análisis discriminante predice el riesgo de insolvencia financiera con un porcentaje de acierto global de 86% (porcentaje de acierto para las 100 empresas). Este modelo presenta una mayor precisión para las empresas que cancelarán actividades con un porcentaje de acierto de 90% que para las empresas seguirán activas con un porcentaje de 82%. La zona de incertidumbre global se encuentra en un 28%.

Gráfico 5. Predicción y zona de incertidumbre con análisis discriminante

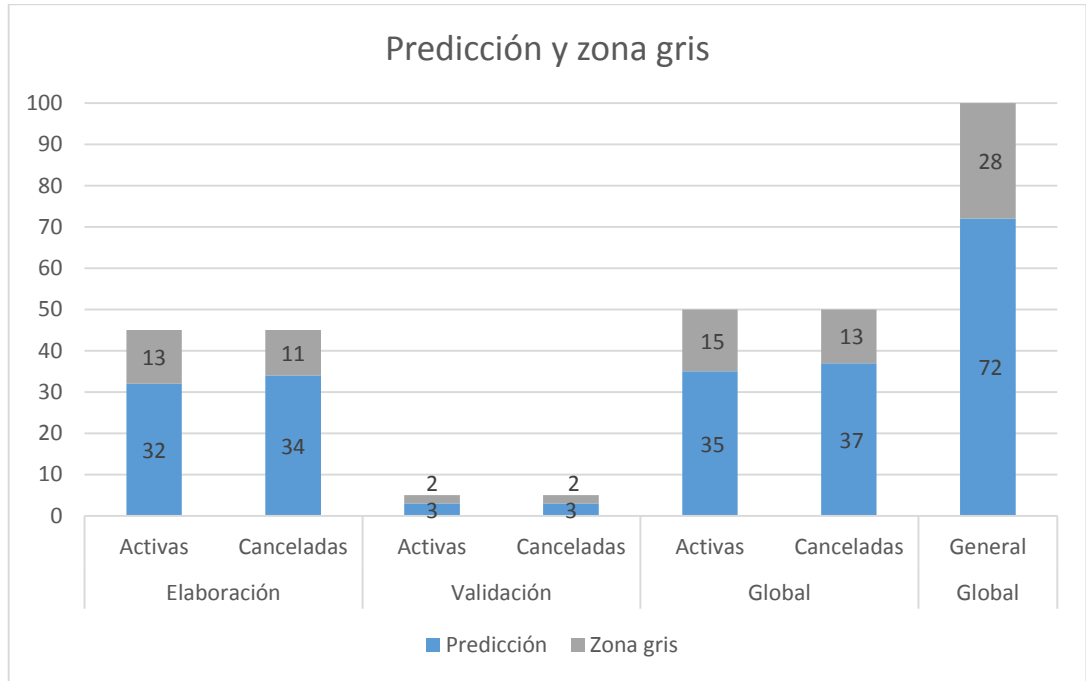


Gráfico 6. Predicción de acierto del análisis discriminante sin contar zona de incertidumbre

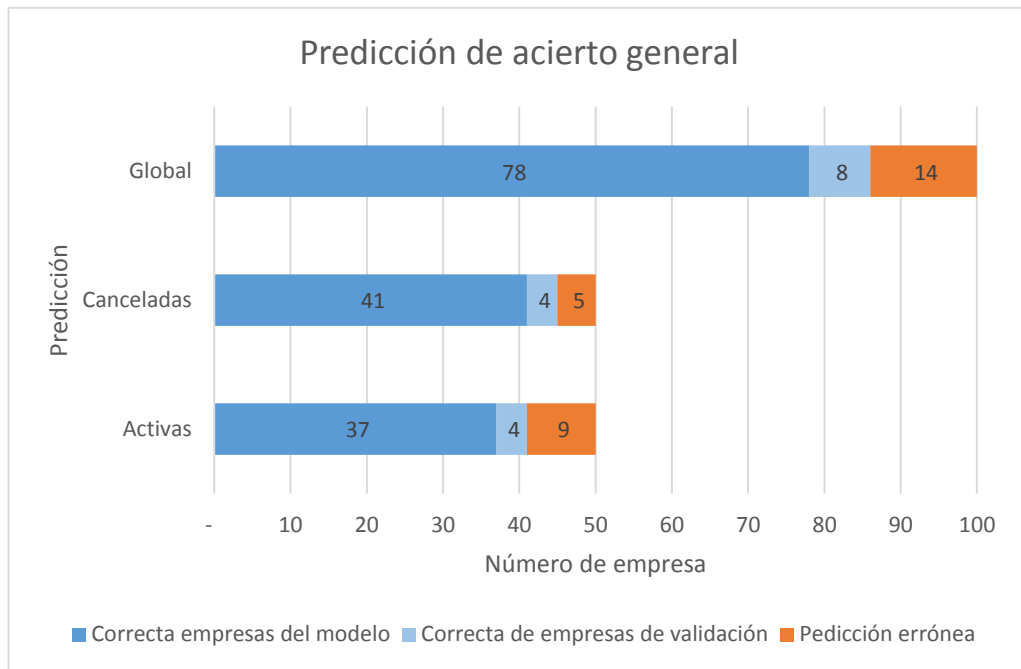
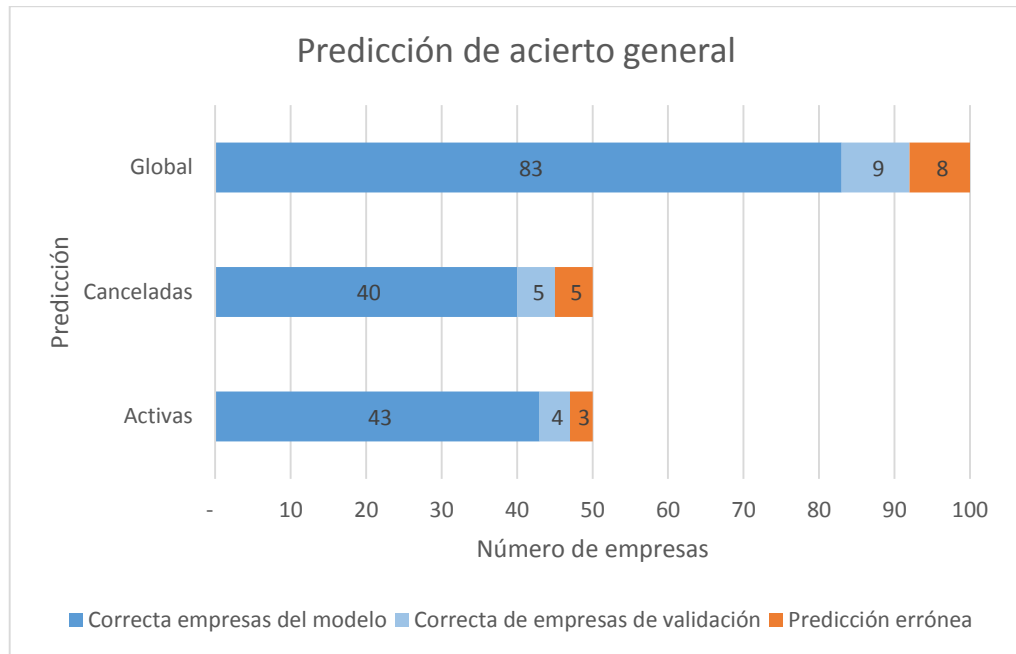


Gráfico 7. Predicción de acierto del modelo *logit*



6. OBSERVACIONES

- El modelo desarrollado en el presente proyecto de grado es aplicable únicamente para las empresas manufactureras pequeñas y medianas de Colombia, definido por la muestra tomada, y logra una predicción de riesgo de insolvencia para un periodo de hasta dos años de anticipación a la cancelación de las actividades.
- El modelo elaborado se encuentra sujeto a los reportes presentados por parte de las empresas a la Superintendencia de Sociedades, dado que fue de los sistemas de información brindados por este ente estatal donde se tomaron los datos para el desarrollo de las regresiones.

7. CONCLUSIONES

- La importancia del uso de los métodos estadísticos como el análisis discriminante y la regresión logística binaria en las empresas, se justifica por la priorización y ponderación de las razones financieras para determinar el riesgo de cancelación de actividades o continuación en la industria.
- El reto de las empresas consiste en mantenerse competitivo en el mercado, respondiendo a las necesidades y exigencias de los consumidores. El conocimiento y la aplicación de este modelo de predicción de riesgo de insolvencia financiera, o de cancelación, permite al personal administrativo tomar decisiones estratégicas enfocadas a lograr el sostenimiento de las compañías.
- Las empresas canceladas no siempre terminan la ejecución de la razón social tan pronto son insolventes financieramente, se evidencian casos en los que el patrimonio es negativo, lo que implica pérdida por parte de los socios de las compañías.
- El comportamiento de los parámetros, es el que define la selección del modelo para la elaboración de la regresión, según los datos de entrada de las empresas seleccionadas, la regresión logística binaria es la más apropiada para realizar dicho análisis. Así mismo, los estudios anteriormente realizados muestran que la regresión *logit* es el método estadístico mayormente utilizado para predecir el riesgo de fracaso empresarial.
- El modelo elaborado por medio de la regresión logística binaria predice correctamente un porcentaje sin zona de incertidumbre de 92,22% para las 90 empresas iniciales, 90% para 10 empresas de validación y 92% para las 100 empresas, con un corte de probabilidad de cancelación de 0,5; mientras que el

modelo elaborado por medio del análisis discriminante predice correctamente un porcentaje del 87% para las 90 empresas iniciales con un 26% de zona de incertidumbre, 80% para las 10 empresas de validación con un 40% de zona de incertidumbre y 86% para las 100 empresas con una zona de incertidumbre del 28%; con un corte discriminante de 0.

- Los indicadores más representativos a la hora de definir el estado posterior de las empresas son la rentabilidad del activo, rotación del activo y nivel de endeudamiento. Las dos primeras variables son inversos al resultado de probabilidad de cancelación y la tercera directa al mismo. La variable que mejor predice es el nivel del endeudamiento por la menor significancia en el estadístico de wald.
- La prueba del estadístico de Wald, así como sustitución del modelo a las 10 empresas no utilizadas en la elaboración de la regresión, permiten dar validez a la función final en la población. Por medio esta sustitución, se logra el análisis más cuidadoso de los resultados, como lo sugiere la no comprobación del supuesto de independencia de errores.
- No se presenta zona gris o zona de incertidumbre en el modelo *logit* desarrollado, tan solo un corte discriminante en 0,5 en la probabilidad de cancelación o quiebra. De trabajarse con la zona de incertidumbre, el 16% de las empresas evaluadas entraría allí, sin definir un resultado futuro de la empresa.

8. RECOMENDACIONES Y FUTURAS INVESTIGACIONES

- El análisis de regresión binaria *logit* desarrollado en el proyecto, trabaja solo con ratios financieros, derivados de los estados financieros balance general y estado de resultados, haciendo uso de variables netamente cuantitativas ajenas a la medición directa del entorno. Para futuras investigaciones se recomienda incluir al modelo variables *dummy*, que formen parte de las características internas de cada una de las empresas de observación, así como variables macroeconómicas que afectan la productividad y solvencia de las compañías.
- Se propone el desarrollo de un modelo que evalúe la solvencia financiera de las pequeñas y medianas empresas manufactureras colombianas haciendo uso de otras técnicas estadísticas diferentes a la de regresión logística binaria, en especial la de redes neuronales. Se propone esta técnica, ya que no presenta problemas con la distribución de datos o igualdad de dispersiones, y se muestran resultados significativamente mejores en la predicción y la estimación de tasas de clasificación frente al análisis discriminante y las regresiones binarias.
- Se plantea la investigación aplicada para el desarrollo de un modelo de predicción de riesgo de insolvencia financiera para las empresas pertenecientes a otra economía, segmentando por características homogéneas, como lo es: tamaño de empresa, actividad comercial, zona geográfica y fase del ciclo de vida de las empresas.

BIBLIOGRAFÍA

ALZÁTE, José. Cómo medir la quiebra de las empresas en Santander. El modelo logístico: una herramienta para evaluar el riesgo de quiebra. En revista CIFE, Ed. 13. 2008, p 151-160. [En línea]. Disponible en la web: <http://www.usta.edu.co/otras_pag/revistas/r_cife/cife13/RC13_7.pdf> [Citado en 18 de junio de 2015]

ÁNGEL, Alejandro; KISYS, Renatas; MANZANEDO, Luis. Regresión logística Binaria. Universitat Oberta de Catalunya UOC. Proyecto e-Math.

ASTORGA, Alejandro. Modelos de predicción de la insolvencia empresarial. [En línea]. Disponible en la web: <<http://www.ifecom.cjf.gob.mx/PDF%5Cestudio%5C3.pdf>> [Citado en 9 de octubre de 2014].

BERALNGA, Vanessa y TORRADO, Mercedes. Análisis discriminante mediante SPSS. Universidad de Barcelona. En: Revista d'innovació i recerca en educació. Vol. 6, núm. 2. (2013); p. 150-154.

CENTRO DE ESTUDIOS ECONÓMICOS. La gran encuesta pyme 2014, primer semestre de 2014. [En línea]. 2014. Disponible en la web: <http://anif.co/sites/default/files/uploads/Gran%20Encuesta%20Pyme%202014-I_2.pdf> [Citado en 14 de octubre de 2014].

COLOMBIA. SECRETARÍA GENERAL DE LA ALCALDÍA MAYOR DE BOGOTÁ. Ley 905 de 2004. Por medio de la cual se modifica la ley 590 de 2000 sobre promoción del desarrollo de la micro, pequeña y mediana empresa colombiana y se dictan otras disposiciones. 2004.

DE LA FUENTE, Santiago. Análisis discriminante. [En línea]. Universidad Autónoma de Madrid. 2011. Disponible en la web:

<<http://www.fuenterrebollo.com/Economicas/ECONOMETRIA/SEGMENTACION/DISCRIMINANTE/analisis-discriminante.pdf>> [Citado en 11 de octubre de 2014].

DOMINGUEZ, Emma; ALDANA, Daisy. Regresión logística, un ejemplo de su uso en endocrinología. Instituto Nacional de endocrinología. En: Revista Cubana Endocrinol. 2001. Vol. 12, p. 58-64.

DUQUE, Carlos; LÓPEZ, Leonardo; REBOLLEDO, Jorge; & VELASCO, Alonso. Perfil del sector manufacturero Colombiano. En: Magazín Empresarial, 9(19). Universidad Santiago de Cali / Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales – Facultad de Comunicación Social y Publicidad |49. (2013); p. 49-61.

DURAN, Silvia. REYES, Francy. Propuesta de modelo para la estructura de una calificadora de riesgo pymes en Colombia. Trabajo de Grado Ingeniería Industrial. Universidad Industrial de Santander. 2013.

ESTEBAN, María; MORAL, Paz; ORBE, Susan; REGÚLEZ, Marta; ZARRAGA, Ainhoa; ZUBIA, María. Econometría Básica aplicada con Gretl. Universidad del país Vasco, p. 108-116.

GINGERLING, Eduardo. Análisis comparativo de modelos de predicción de quiebra y la probabilidad de bancarrota. [En línea]. Universidad de Chile. 2004. Disponible en <http://www.tesis.uchile.cl/tesis/uchile/2004/ringeling_e/sources/ringeling_e.pdf> [Citado en 9 de octubre de 2014].

GONZÁLEZ, Ángela. Determinantes del riesgo de crédito comercial en Colombia. En Outlier. Vol. 6, (Ene 2010); p65-105.

KAZUHIRO KOHARA. Neural Networks for Economic Forecasting Problems. En: Expert Systems, the Technology of Knowledge Management and decision Making for the 21st Century. Vol. 4, 2002; p. 1175–1197

LEÓN, Oscar. Introducción al diagnóstico financiero. En: Administración financiera: Fundamentos y aplicaciones. Cuarta edición. [En línea]. 2009. Disponible en: <<http://www.oscarleongarcia.com/site/documentos/complem02ed4revisiiondelosEEFF.pdf>> [Citado en 10 de octubre de 2014].

MARTÍNEZ, Oscar. Determinantes de fragilidad en las empresas colombianas. Banco de la república. [En línea]. 2011. Disponible en la web: <<http://www.banrep.org/docum/ftp/borra259.pdf>> [Citado en 18 de mayo de 2015]

OCDE. Perspectivas económicas de América Latina 2013, políticas de pymes para el cambio estructural. [En línea]. 2013. Disponible en la web: <http://www.cepal.org/publicaciones/xml/4/48374/leo_2013.pdf> [Citado en 9 de octubre de 2014]

OHLSON, James .Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. [En línea]. En: Journal of Accounting reserch, Vol 18, No 1. (1980); p. 109-131. Disponible en la web: <<http://teaching.ust.hk/~ismt551/project2/Ohlson.pdf>> [Citado en 13 de octubre de 2014].

ORGANIZACIÓN MUNDIAL DEL COMERCIO. La apertura comercial y el contexto socioeconómico más amplio, Informe sobre el comercio mundial 2013. [En línea]. 2014; p. 222-264. Disponible en la web: <https://www.wto.org/spanish/res_s/booksp_s/world_trade_report13_s.pdf> [citado en 20 de febrero de 2015]

PÉREZ, Jorge; GONZÁLEZ, Karen; LOPERA, Mauricio. Modelos de predicción de la fragilidad empresarial: aplicación al caso colombiano para el año 2011. Universidad de Antioquia. En Revista Perfil de Coyuntura Económica No. 22 (2013); p. 205-228.

PINDYCK, Robert. Econometric Models and Economic Forecasts. 3 ed. New York.: McGraw-Hill. 1991.

PORTAFOLIO. Solo el 12 por ciento de las pymes tiene acceso al crédito. [En línea]. En: Portafolio. 5, abril 2013. [En línea]. Disponible en la web: <<http://www.portafolio.co/negocios/solo-el-12-ciento-las-pymes-tiene-acceso-al-credito>>. [Citado en 7 de octubre de 2014].

ROMERO, Fredy. Variables financieras determinantes del fracaso empresarial para la pequeña y mediana empresa en Colombia: análisis bajo modelo *Logit*. Universidad del Norte. En: Revista Pensamiento y Gestión (2013); p. 235-277.

SEPÚLVEDA, Claudia; REINA, Walter; GUTIÉRREZ, Juan. Estimación del riesgo de crédito en empresas del sector real en Colombia. Universidad de Antioquia. En: Revista Estudios Gerenciales Vol. 28, No 124 (2012); p. 169-190.

SERRANO, Carlos. Predicción de la quiebra bancaria mediante el empleo de redes neuronales artificiales. Univ. de Zaragoza. En: Revista española de financiación y contabilidad Vol. 23, n. 74 enero-marzo 1993 p. 153-176.

SUPERINTENDENCIA DE SOCIEDADES. Comportamiento de las 1.000 empresas más grandes del sector real. [En línea]. 2014. Disponible en la web: <<http://www.supersociedades.gov.co/noticias/Documents/INFORME%20SECTOR%20REAL%201000%20empresas%20SSyotras%20Mayo%207%202014.pdf>> [Citado en 15 de octubre de 2014].

TABOADA, Laura; LIMA, Juliano; MOURA, Wagner; DOUGLAS, Romualdo. Modelos de evaluación de riesgo de insolvencia aplicados a empresas industriales cotizadas. En: Encuentro de ANPAD (30: 23-27, Septiembre: Salvador, Brasil). [En línea]. 2006. Disponible en la web: <<http://www.anpad.org.br/enanpad/2006/dwn/enanpad2006-ficc-1594.pdf>> [Citado en 9 de octubre de 2014]

TASCÓN, María; CASTAÑO, Francisco. Variables y modelos para la identificación y predicción del fracaso empresarial: revisión de la investigación empírica reciente. Universidad de León. En: Revista de contabilidad. Enero-Junio, 2012, Vol 15, no. 1. p. 7–58.

UNIVERSIA. 12 años es el promedio que una empresa Colombia sobrevive en el mercado. [en línea]. 2014. Disponible en la web: <<http://noticias.universia.net.co/empleo/noticia/2014/09/19/1111726/12-anos-promedio-empresa-colombiana-sobrevive-mercado.html>> [Consultado en 7 de octubre de 2014]

UNIVERSIDAD ICESI. CENCEA, consultorio contable y financiero. [En línea]. Disponible en la web: <http://www.icesi.edu.co/censea/lineas_financiacion.php> [Citado en 18 de mayo de 2014]

VELASQUEZ, Francisco. La estrategia, la estructura y las formas de asociación: fuentes de ventaja competitiva para las pymes colombianas. [En línea]. 2004. Disponible en la web: <http://www.icesi.edu.co/revistas/index.php/estudios_gerenciales/article/view/149/html> [Citado en 12 de octubre de 2014]