

¿Qué explica el trabajo de las empresas pymes en Colombia?

Presentado por:

Laura Milena Mojica Nieto
María Alejandra Ordoñez Gómez

Maestría en Finanzas Corporativas
Facultad de Administración

Colegio de Estudios Superiores de Administración
Bogotá, Colombia
2020

¿Qué explica el fracaso de las empresas pyme en Colombia?

Presentado por:

Laura Milena Mojica Nieto
María Alejandra Ordoñez Gómez

Tutor:
Edgardo Cayón Fallón

Maestría en Finanzas Corporativas
Facultad de Administración

Colegio de Estudios Superiores de Administración
Bogotá, Colombia
2020

Tabla de contenido

Introducción	4
Enfoque de la investigación	9
Estado del arte	13
Marco Teórico	21
Metodología	24
Resultados obtenidos	29
Primer Set de datos Altman	29
PATRIMONIO	29
UTILIDAD NETA.....	32
Segundo Set de datos Altman	35
PATRIMONIO	35
UTILIDAD NETA.....	42
Resultados E-views	48
PATRIMONIO:	48
UTILIDAD NETA.....	51
Conclusiones	54
Bibliografía	57

Tabla de Gráficos

Ilustración 1	6
Ilustración 2	8
Ilustración 3	10
Ilustración 4	11
Ilustración 5	11
Ilustración 6	12
Ilustración 7	30
Ilustración 8	31
Ilustración 9	31
Ilustración 10	32
Ilustración 11	33
Ilustración 12	34
Ilustración 13	37
Ilustración 14	38
Ilustración 15	38
Ilustración 16	39
Ilustración 17	39
Ilustración 18	40
Ilustración 19	40
Ilustración 20	41
Ilustración 21	44
Ilustración 22	45
Ilustración 23	45
Ilustración 24	46
Ilustración 25	47
Ilustración 26	47

Índice de Tablas

Tabla 1	5
Tabla 2	5
Tabla 3	26
Tabla 4	28
Tabla 5	28
Tabla 6	30
Tabla 7	33
Tabla 8	36
Tabla 9	38
Tabla 10	41
Tabla 11	44
Tabla 12	48
Tabla 13	50
Tabla 14	51
Tabla 15	51
Tabla 16	52

Introducción

Las PYMES son un componente fundamental en la estructura económica de los países en desarrollo. En América Latina y el Caribe, según el Banco Interamericano de Desarrollo (2017) las PYMES representan casi el 99% de las empresas y el 67% del empleo. De acuerdo al BID es evidente que los progresos de los países de Latinoamérica deben estar jalonados por este segmento empresarial, pues las PYMES son quienes innovan, introducen al mercado nuevas tecnologías e ideas, crean empleos y distribuyen riqueza.

En un estudio realizado por la Asociación Nacional de Pequeños y Medianos Empresarios (Acopi), se encontró que las PYMES constituyen un núcleo de crecimiento y desarrollo potencial de gran importancia, y brindan grandes beneficios al entorno económico global. Entre las fortalezas de este sector empresarial se destacan las siguientes: i) se adaptan con rapidez a los cambios del entorno, ii) se vinculan como eslabón de cadenas productivas y de comercialización, iii) son generadoras de empleo en sectores socialmente débiles y constituyen una posibilidad de reducción de la concentración del poder económico. Sin embargo, pese a las fortalezas de las PYMES, también son ellas las que sufren con mayor facilidad las fases de la recesión y las que enfrentan las más grandes debilidades estructurales en el comercio mundial.

Remitiéndonos a la definición de PYME, la misma está determinada en el marco de normatividad legal colombiana, por la ley 905 de 2004, la cual indica que la PYME se define como “toda unidad de explotación económica, realizada por persona natural o jurídica, en actividades empresariales, agropecuarias, industriales, comerciales o de servicios, rural o urbana, que responda a los siguientes parámetros”.

Tabla 1: Tamaño de la empresa por personal y activos totales

Tabla 2- Tamaño de la empresa por personal y activos totales		
Tipo de empresa	Empleados	Activos
Micro	Hasta 10	Hasta 500 SMLV
Pequeña	11 - 50	=> 501-5.000 SMLV
Mediana	51- 200	=>5.000-30.000 SMLV

SMLV- Salarios Mínimos Legales Vigentes

Fuente: Elaboración propia, a partir del informe Confecámaras (2018)

A finales del año 2019 el Gobierno Nacional expidió el decreto el Decreto 957, mediante el cual se establece una nueva clasificación del tamaño empresarial basada en el criterio único de ingresos por actividades ordinarias, derogando la clasificación utilizada en la ley 905 del 2004. Es importante mencionar que aun conociendo que esta nueva clasificación responde a las nuevas realidades de la economía y que según el Gobierno Nacional los ingresos aportan información más real de las empresas, para el presente trabajo no se tuvo en cuenta esta clasificación. (Ver Tabla 2)

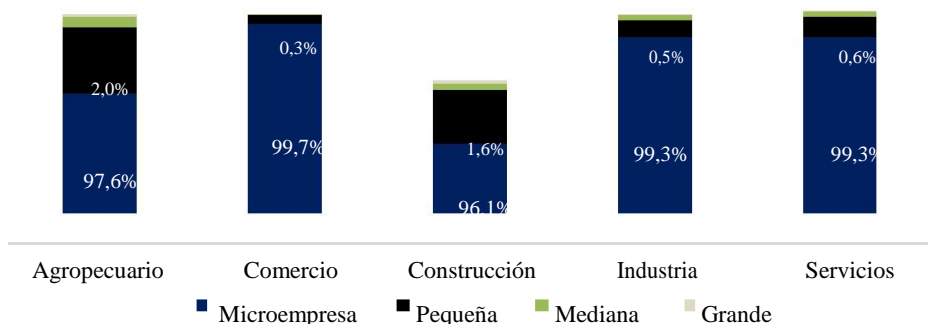
Tabla 2- Clasificación de empresas según ingreso

Tabla 2 - Clasificación de empresas según su ingreso			
Tamaño	Sector		
	Manufacturero	Servicio	Comercio
Micro	23.563 UVT	32.988 UVT	44.769 UVT
Pequeña	Superiores a 23.563 UVT	Superiores a 131.951 UVT	Superiores a 431.196 UVT
	Hasta 204.995 UVT	Hasta 204.995 UVT	Hasta 204.995 UVT
Mediana	Superiores a 204.995 UVT	Superiores a 131.951 UVT	Superiores a 2.160.692 UVT
	Hasta 1.763.565 UVT	Hasta 483.034 UVT	Hasta 204.995 UVT

Fuente: Elaboración propia, a partir del decreto 957 de 2019

En cuanto a la clasificación por tamaño también es importante resaltar que de acuerdo al informe de Confecámaras de 2018, el 98.4% del total de las empresas existentes en Colombia corresponden al segmento MIPYMES, lo cual indica la gran importancia del sector para la economía nacional. Datos del Ministerio de Comercio, Industria y Turismo indican que el 80.8% del empleo del país es generado por MIPYMES y que éstas, aportan casi el 40% del PIB. A continuación, se relaciona un grafica ilustrativa de la distribución de empresas por sector y tamaño en la economía colombiana. (Ver Grafica 1)

Gráfico 1: Distribución de las empresas por sector y tamaño



Fuente: RUES, Confecámaras- Elaboración Propia

Para el desarrollo del presente trabajo, aún y siendo conscientes de la importancia que tiene el sector de las microempresas dentro de la economía empresarial colombiana, se tomarán solo las empresas pequeñas y medianas.

Para entrar a analizar el sector decidimos revisar el documento “La Gran Encuesta PYME de 2018”, realizada por la ANIF a 1.640 empresarios del segmento industrial, comercio y servicios, la cual indicó que los empresarios del segmento PYMES consideran que el elevado endeudamiento, reducción de ventas, malos manejos administrativos e incremento de la competencia, son los principales factores que llevan a una empresa PYME, al fracaso. Por otro parte, la Supersociedades indica que las PYMES que se acogen a la ley de reestructuración únicamente se preocupan por trabajar en el servicio de la deuda, sin tener en cuenta las decisiones de eficiencia operativa.

Como se expresó anteriormente, es evidente el impulso económico que brinda este segmento empresarial a una economía como la nuestra, por lo tanto, entender los factores que determinan el fracaso o el éxito de estas empresas es indispensable para el progreso económico del país.

En razón de las anteriores evidencias, consideremos importante revisar las cifras de fracaso de las empresas colombianas. Según Confecámaras, en un estudio realizado entre 2013 y 2017, en Colombia se crearon un total de 1.075.908 empresas y se cerraron 1.011.613, lo cual significa, que el 94% de las empresas colombianas creadas en estos años fracasaron, así mismo, el estudio indica, que el 2016 fue el año con mayor porcentaje de fracasos con respecto a los nacimientos, y finalmente se pudo evidenciar que, en promedio en estos años, el 18% del stock de empresas desaparecieron.

Teniendo en cuenta lo anterior, algunos autores se han preocupado por revisar las razones que explican porque las PYMES en Colombia se quiebran. Romero, Melgarejo & Vera, realizaron un estudio a 79 empresas colombianas, cuyo objetivo fue identificar las variables financieras que explican el fracaso empresarial de las PYMES, en ciudades como Bogotá, Valle del Cauca, Cundinamarca y Antioquia. Los datos reflejan que en Bogotá el 35% de las empresas fracasan y el 65% de las empresas son sanas, sin embargo, en Cundinamarca, Valle del Cauca y Antioquia el número de empresas que fracasan superan en gran proporción a las empresas sanas. Lo anterior

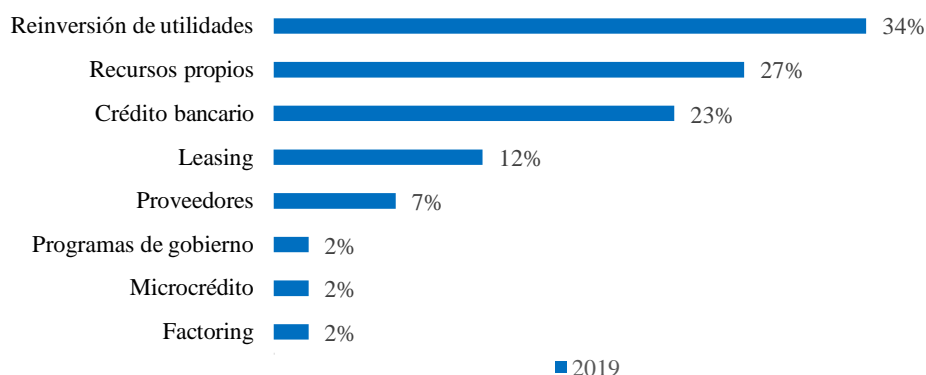
demuestra, que en la mayoría de ciudades el porcentaje de fracaso es mayor al de éxito (Romero, Melgarejo & Vera, 2015).

Algunas entidades han manifestado que una de las variables que afectan en mayor proporción la razón de quiebra de las empresas PYMES es la falta de financiamiento. La ANIF asegura que las limitaciones de acceso al crédito es una de las principales razones por las que las PYMES no crecen; además en su estudio *Demanda de Inclusión Financiera* (2014) identificó que las PYMES que logran acceder al crédito formal tienen mayores recursos disponibles para: capital de trabajo, inversión y cobertura de gastos del negocio. En virtud de lo anterior, la ANIF concluye que el crédito es una herramienta financiera que potencializa el crecimiento empresarial.

Según Frank & Goyal, en Colombia las PYMES, al no tener acceso a crédito formal, se financian principalmente con recursos propios, pasivos de corto plazo y en menor proporción con deuda de largo plazo, lo cual resulta en una dinámica de mercado lenta que no permite la potencialización de la economía colombiana.

Con el ánimo de estudiar más a fondo el tema de la financiación se consultaron estudios en relación al mismo. En el 2019, una encuesta de desempeño empresarial para PYMES realizada por ACOPI, evidenció que la mayor fuente de financiación es la reinversión de utilidades (34%), la segunda fuente de financiamiento según los resultados fueron los recursos propios (27%) y en tercer lugar el crédito bancario con un (23%), el porcentaje restante se distribuye entre las otras fuentes de financiación que las Pymes han optado. (Ver gráfica 2)

Gráfica 2: Fuentes de recursos invertidos cuarto trimestre 2019



Fuente: Elaboración propia, a partir de la encuesta de desempeño empresarial-IV Trimestre 2019

En virtud de lo anterior se refleja la necesidad de una buena gestión del capital de trabajo de las empresas, dado que cifras positivas del mismo, evita problemas de liquidez y también tener que acceder al crédito. Por otra parte, es necesario que las empresas mantengan un exceso de inversión en activos de corto plazo, dado que la correcta gestión de estos, permitirá que el dinero de la empresa se reinvierta en proyectos de desarrollo y crecimiento empresarial.

Stephanous y Rodríguez en Castillo Bonilla y Girón (2014), estudiaron la financiación de las Pymes en Colombia y encontraron que estas empresas sufren inconvenientes al momento de acceder a solicitud de créditos, dado las características inherentes de las mismas, tales como la informalidad, la escasa disponibilidad de estados financieros y el factor de creación de las mismas que está integrada por estructuras de propiedad familiar. El panorama en América Latina no es muy distinto, sólo el 50% de las pymes logra acceder al crédito bancario (Ferraro, Goldstein, Zuleta, & Garrido, 2011).

Los problemas de financiación han sido reconocidos por el Gobierno Nacional en Colombia y para superarlo se han propuesto mecanismos como la conformación de intermediarios financieros especializados, que entre otras cosas son las cooperativas financieras y se ha implementado la creación de fondos de capital de riesgo, estos últimos han empezado a surgir como una opción bastante acogida, sin embargo el problema ha estado en que los propietarios tradicionales no están dispuestos a ceder parte de su control accionario (Barona Zuluaga, Gómez Mejía, & Torres Salazar, 2006).

Enfoque de la investigación

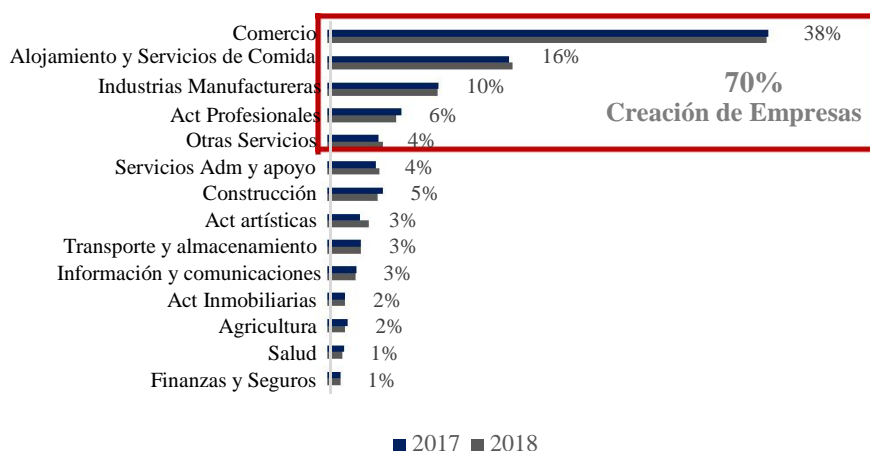
Mediante el análisis de resultados de la Gran Encuesta PYMES realizada en el 2018 por la ANIF¹ se decidió seleccionar los sectores: comercio, servicios e industria para el desarrollo de la presente investigación, dado que son los que mejor representan el sector PYME en Colombia. Adicionalmente cuando se analizó los resultados del estudio de Confecámaras de 2019, donde se presenta un informe de la dinámica empresarial y cuya principal fuente de información es el Registro Único Empresarial y Social (RUES), el cual recoge información registrada de las

¹ ANIF: Asociación Nacional de Instituciones Financieras

Cámaras de Comercio del país y permite hacer seguimiento al registro de matrículas nuevas y canceladas de empresas, por sectores y regiones se confirmó que, de las 328.237 unidades productivas creadas en 2018, el 70% se concentró en los siguientes 5 sectores: i) comercio, ii) alojamiento y servicios de comida, iii) industrias manufactureras, iv) actividades de servicio profesionales, v) otras actividades de servicios (Ver Gráfica 3).

Teniendo en cuenta que tal y como lo manifiesta Julián Domínguez, Presidente de Confecámaras, existe una correlación entre el crecimiento de unidades productivas y el crecimiento del Producto Interno Bruto (PIB) del país, es necesario que la muestra que se va a analizar contenga empresas de los segmentos mencionados previamente y se destaca la importancia del sector comercio, dado que como se observa en la gráfica el 38% de las nuevas unidades corresponden a este segmento.

Gráfica 3: Creación de unidades productivas 2018 vs 2017

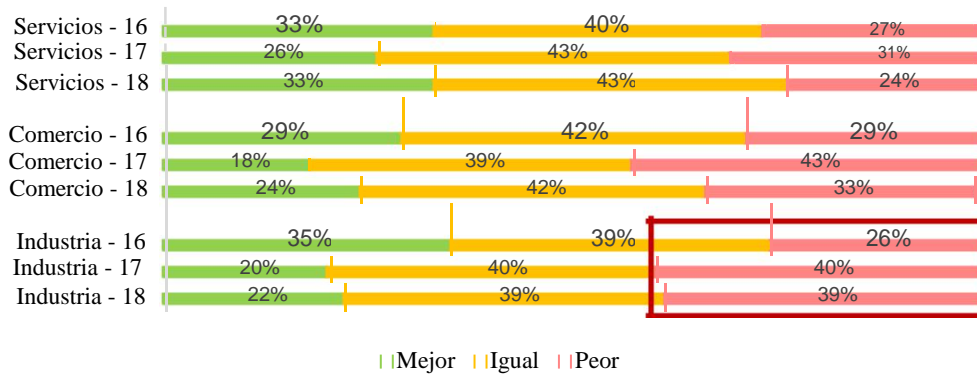


Fuente: RUES, Confecámaras 2018 -Elaboración Propia

Respecto al sector industrial teniendo en cuenta las respuestas de los empresarios de las PYMES en la encuesta realizada en 2018, se evidenció que es el de peor percepción de la situación económica (Ver Grafica 4), por lo mismo para el presente trabajo es interesante corroborar si la percepción de los empresarios corresponde a la realidad y si la mayoría de empresas en quiebra se encuentran en este sector.

Gráfica 4: Percepción empresarios del desempeño económico de su PYME

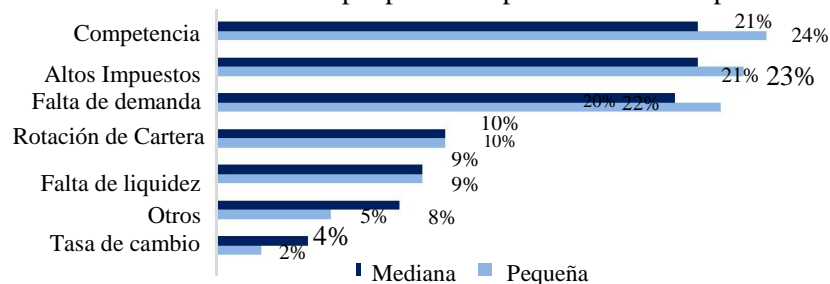
¿Cómo califica la situación económica general de sus empresas en el primer semestre de 2018 con respecto según semestre de 2017?



Fuente: Gran Encuesta PYME 2018 -Elaboración Propia

En lo que respecta al sector servicios, el balance de respuesta de los empresarios fue positivo en la mayoría de subsectores, solamente los subsectores de informática y publicidad mostraron percepciones negativas. El balance positivo va en línea con lo que el DANE manifestó sobre el crecimiento de este sector en particular y es que el valor agregado de todos los subsectores de servicios como contribución de la economía en general presentó un crecimiento mayor respecto a años previos 3,9% en el primer semestre del 2018, respecto a 2,9% en 2017, superando las expectativas de los analistas. Este crecimiento en el sector de servicios se explica principalmente por el desempeño de las actividades inmobiliarias de alquiler, arrendamiento y empresariales y la venta de alimentos, este último fue uno de los que mayor crecimiento generó (7.7%). Los empresarios del segmento de servicios por ejemplo señalaron que los principales problemas de este segmento son: la alta competencia, los altos impuestos, la falta de demanda y la rotación de cartera (Ver Gráfica 5).

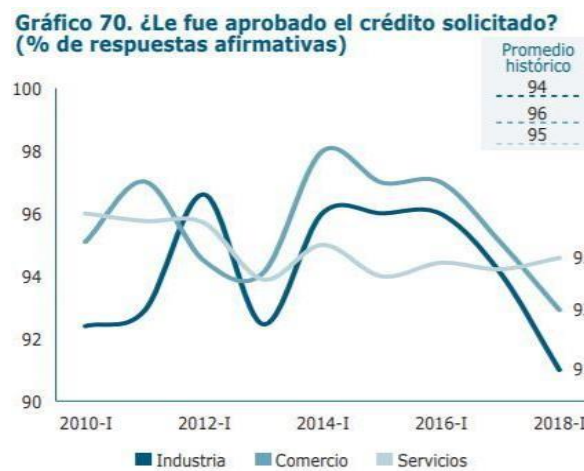
Gráfica 5: Principal problema por tamaño de empresa



Fuente: Gran Encuesta PYME 2018 -Elaboración Propia

Los empresarios de este segmento a diferencia de los industriales no señalaron que un problema fuera el endeudamiento dado que como lo evidencia la encuesta el 95% de los empresarios del segmento de servicios manifiesto que le fue aprobado el crédito solicitado (Ver Gráfica 6), por tanto consideramos importante incluir dentro de la muestra este tipo de empresas, pues aparentemente las empresas de este sector son las que mayor acceso a crédito tienen y por tanto se podría pensar que analizar la quiebra a través de indicadores financieros de empresas de este sector sería un buen predictor.

Gráfica 6: Acceso a financiación de los sectores comercio, industrial y servicios



Fuente: Gran Encuesta PYME 2018

Una vez discutidos los aspectos que se consideraron relevantes para determinar el enfoque de la investigación, consideramos que dada la necesidad que existe en Colombia de precisar cuáles son los factores determinantes del éxito o fracaso de las empresas PYMES, durante el desarrollo de los modelos de predicción nos enfocaremos a identificar los aspectos de índole financiero o razones financieras, que con mayor exactitud predicen la quiebra o fracaso de las empresas PYMES en Colombia, de los sectores servicio, comercio e industrial entre el 2014 y el 2018.

Estado del arte

De acuerdo con el objeto de estudio, comenzaremos por remitirnos a los diferentes conceptos de bancarrota, ya que cómo lo afirma Sofie Balcaen & Hubert Ooghe (2006) la inconsistencia en la definición del término podría afectar los resultados del modelo de predictibilidad.

Gravelines & Kokolari (2008), presentaron tres definiciones de bancarrota, de acuerdo a las propuestas de varios autores; la primera definición realizada por Beaver (1966), Marais (1984), y Gabás (1990) es que el fracaso es: “la incapacidad de atender obligaciones financieras a su vencimiento”. Deakin (1972), Lizarraga (1997), Ferrando & Blanco (1998) y Gómez (2008), consideran que “el fracaso empresarial en las empresas en quiebra es la suspensión de pagos.” Por último, Gilbert (1990) y Hill (1996) definen el fracaso como “insolvencia técnica o en el sentido de capital falta de liquidez”.

Sin embargo, Davydenko (2007) “plantea que cuando la situación patrimonial refleja un valor reducido en los activos o una escasez de tesorería, se puede desencadenar en fracaso empresarial”. Rubio (2008) y Correa (2003) definen el fracaso empresarial “Cuando se incurre en quiebra técnica, entendiendo como tal el patrimonio neto contable negativo.”

Por otro lado, según Romero (2003) algunos autores mencionados anteriormente, definen fracaso en otro contexto: Tafler (1982) lo define como “liquidación voluntaria, orden legal de liquidación o intervención a estatal”, Goudie (1987) considera que el fracaso se da cuando existe “liquidación voluntaria o judicial”, y Lizarraga (1997), entiende por bancarrota “las empresas que hayan solicitado apertura de expediente concursal de suspensión de pagos”.

En virtud de lo anterior, es claro que la bancarrota, quiebra o fracaso, afecta directamente a la compañía y sus accionistas, sin embargo, los acreedores, la sociedad, proveedores y la economía en general sufren las consecuencias de un fracaso empresarial, por tanto, en la medida que exista una herramienta que permita dar una alerta temprana del riesgo de quiebra o default de una compañía, ésta repercutirá en un beneficio para la economía en general.

Varios autores han identificado en la información financiera, la oportunidad de predecir la quiebra o fracaso de una empresa, y con el paso de los años, se han buscado mejores métodos de predictibilidad de quiebra, ya sea por el uso de razones financieras, métodos estadísticos o por el análisis de los componentes de liquidez, solvencia y rentabilidad. A continuación, se examinará algunos estudios sobre tema.

J. Patrick en 1931, fue el primero en realizar estudios sobre la detección de quiebra en empresas sólo con el uso de razones financieras, para ello, Patrick tomó 20 pares de empresas, unas en quiebras y otras sanas teniendo en cuenta factores de tamaño, industria y algunas razones financieras, sin embargo, su estudio no mostró una precisión concluyente. (Pongsatit, Ramage & Lawrence, 1931), aunque fue el primer autor en proponer un modelo de predictibilidad, no se toma como el estudio más importante o significativo.

Baever en 1966, a través de 158 empresas, la mitad de ellas sanas y las otras en quiebra, realizó un análisis de 6 indicadores financieros para un periodo de 5 años. Este estudio, estuvo basado en aplicar el método estadístico T y a través del análisis univariable de los diferentes factores, concluir cuáles eran los más relevantes en la predicción de la quiebra o fracaso. Su estudio indicó, que las reservas de efectivo, el flujo operativo, el apalancamiento y los gastos operacionales, tienen una incidencia directa en la predicción del fracaso o éxito de una compañía (Padilla, 2015).

Altman en 1968, desarrolló un modelo conocido como *z-score de Altman*, siendo hoy en día el más renombrado en la predicción de bancarrota. El objetivo del modelo era utilizar las razones financieras más útiles para predecir la quiebra. El modelo consistía en determinar razones financieras relevantes y a través de un *scoring*, concluir si la compañía era sana o estaba en riesgo de quiebra. Altman estableció que compañías con un *z-score* de 2.7 dan una buena señal, por el contrario, aquellas con una puntuación menor de 1.8 pueden llegar a tener problemas graves y son potenciales de estar en quiebra, Altman también mencionó que compañías cuyo *z-score* arrojaba un resultado entre 1.8 y 2.7 no era posible determinar su estado (Alkhatib & Eqab Al Bzour, 2011).

Blum, (1974) también realizó un estudio de análisis discriminante multivariado, con la finalidad de intentar predecir la quiebra de las empresas hoteleras; el modelo desarrollado

por Blum, sugirió que las empresas no rentables y con deuda en particular en el corto plazo, tenían más probabilidad de quiebra y así mismo, que la rápida expansión y crecimiento de las ventas de este tipo de empresas puede no ser conveniente.

En 1981, Kida, desarrollo el modelo de *scoring* usando al igual que Altman, razones financieras para predecir la bancarrota sin embargo el *scoring* utilizado fue de 0.38 como referencia, estableciendo que, compañías con un *score* mayor a 0.38 tenían posibilidad de éxito y aquellas cuyo *score* era menor a 0.38 tenían alta probabilidad de quiebra.

Khalid Alkhatib, (2011) en *Predicting Corporate Bankruptcy of Jordanian Listed Companies*, realizó un estudio cuyo objetivo era identificar la habilidad predictiva de Altman y Kida con el ánimo de que se pudiera dar una señal temprana de quiebra a las empresas listadas en Jordania. El análisis consistió en revisar el efecto que tienen las razones financieras en la predicción de bancarrota de las empresas. Para el desarrollo del documento el autor utilizó compañías listadas en Jordania de los sectores no financieros e industriales entre 1990 y 2006, tomando una muestra de 32 compañías, la mitad de ellas en bancarrota y las otras exitosas, una vez realizado el análisis, el autor concluyó que el modelo de Altman tiene ventaja predictiva con un nivel de certeza del 93.8% vs el modelo de Kida cuya precisión fue del 69.0%.

En el año 2004, Pongsat, Ramage & Lawrence en *Bankruptcy Prediction for Large and Small Firms in Asia*, realizaron una comparación entre los modelos de predictibilidad usados por Ohlson y Altman, dejando claro que las empresas deben asumir deuda para poder expandir sus operaciones, sin embargo, tener exceso en deuda de activos o la imposibilidad de cumplir con los pagos de la misma son dos de los principales factores que lleva a una empresa a la bancarrota, pero, estos dos no son los únicos factores determinantes. Según Pongsat, Ramage & Lawrence, (2004) existen otras variables como la competencia global, cambios en clientes, requisitos legales y nuevas legislaciones. Los autores resaltan que la principal mejora de Altman al modelo de Beaver, fue aplicar un método estadístico de análisis discriminante, que tiene en cuenta múltiples variables simultáneamente, considerándolo como el mejor y el modelo más usado de predictibilidad de quiebra hasta el momento.

Como conclusión del estudio, Pongsatit, Ramage y Lawrence, (2004) indican que los modelos de Altman y de Ohlson se convirtieron en modelos indispensables para la predicción de quiebra. En el estudio desarrollado en Tailandia, se demuestra que en general el modelo de productividad de Ohlson es más exacto que el de Altman a nivel global cuando se aplicó a las empresas no quebradas, sin embargo, en términos de capacidad predictiva para grandes empresas ya quebradas, el modelo de Altman logró mayor precisión. En virtud de lo anterior, los autores concluyen que ninguno de los dos modelos es superior al otro en la predicción de quiebra de empresas ubicadas en Tailandia.

Remitiéndonos a otros estudios realizados para América Latina los autores Sandin, & Porporato, (2008) en su artículo *Corporate bankruptcy prediction models applied to emerging economies evidence from Argentina in the years 1991-1998*, pretende probar la favorabilidad del uso de las razones financieras para predecir la bancarrota en un periodo de tiempo, en una economía emergente, en este caso, Argentina en los años 90. La metodología usada por el autor, fue examinar 22 empresas en bancarrota y 22 empresas sanas, usando el modelo de análisis discriminante y comparándolo con otros estudios realizados anteriormente.

El conjunto de modelos probados en el documento de Sandin & Porpato, muestra un uso común de las razones financieras de liquidez en términos de activos totales y razones de rentabilidad en términos de ventas, sin embargo, se concluye que el modelo a utilizar depende del investigador, el autor resalta también que el modelo “z” de Altman, puede utilizarse para empresas públicas en economías emergentes ya que les da importancia a los indicadores de liquidez, y si la intención es predecir la quiebra en entornos que cambian rápidamente como sucede en la mayoría de países de América Latina, deberían considerarse las razones financieras de rentabilidad.

Sobre las razones financieras que mejor se adaptan a los modelos de *scoring*, otros autores como Barnes (1987), Altman (1993), Mohamed Li & Sanda (2001) han mencionado que “no hay unos indicadores como tales definidos”. Por lo anterior algunos investigadores han optado por escoger los indicadores financieros basados en los resultados que han arrojado estudios previos sobre el tema.

Si bien es cierto que las variables escogidas cambian dependiendo del criterio del investigador, para Khalid Alkhatib (2011), las razones financieras más utilizadas por los investigadores han sido: *ingreso neto / total activos*, *total pasivos / total activos* y *margen neto*, autores como Beaver (1966), Deakin (1972), Libby (1975), Ohlson (1980) y Lennox (1999), concuerdan con Khalid. Ohlson (1980), proponen que el tamaño también es determinante y que la razón de *margen neto* representa crecimiento.

Lennox (1999), intentó explicar la bancarrota en Inglaterra, utilizando las razones de efectivo/ pasivos corrientes, rotación de cartera y la razón de flujo de caja bruto. Por otra parte, Nam & Jinn, (2000) intentaron predecir la quiebra en Corea utilizando las razones de *activos financieros / ventas*, *cobertura de la deuda* y *la rotación de las cuentas por cobrar*. Zulkarnain, (2001) usó el modelo de análisis discriminante y concluyó que las *obligaciones totales / total activos*, *ventas / activos corrientes*, *efectivo/ pasivos corrientes* y *el valor de mercado de la deuda* eran significantes en explicar el fracaso de las compañías en Malasia.

En el año 2014, Shaika Marom, se enfocó en revisar 15 variables que permiten predecir el éxito de quiebra en Israel con una muestra de 205 compañías. Shaika referenció a Morrison, Breen, & Ali (2003), *Organisation for economic Cooperation and Development OECD* (2004), para reconocer que las pequeñas y medianas empresas tienen una contribución importante en la economía y en el desarrollo social de un país y por tanto expresa preocupación por las tasas de quiebra en este tipo de segmento, dado que son elevadas a nivel global.

En el 2006, dada la importancia de las PYMES, Carter & Van Auken, afirmaron que globalmente se han impulsado políticas públicas, y los accionistas se han esforzado por ayudar a reducir la quiebra en la pequeña y mediana empresa. En razón de lo anterior, predecir la quiebra en las empresas PYMES se ha convertido en un área importante a investigar. Davidsson & Klofsten (2003), Lussier (1995), Pompe & Bilderbeek (2005) y Ciampi & Godini (2013), manifestaron, que la falta de un modelo específico es un asunto que preocupa a los investigadores por el peso que tienen la PYMES dentro de la economía.

¿Porque algunas empresas tienen éxito y otros terminan en bancarrota?, hay una gran discrepancia al momento de responder esta pregunta, porque tal como se mencionó, los

indicadores que se escogen varían a criterio del investigador, por lo anterior autores como Lussier & Halabi, (2010), Bono NacMar (2011), plantearon la necesidad de probar modelos múltiples para evaluar la robustez de los hallazgos.

Lussier (1995), identificó 15 variables de 20 estudios previos que permiten predecir la quiebra de una empresa. El modelo fue utilizado en países como Chile, Croacia y USA y funcionó para la predictibilidad de quiebra de pequeñas compañías. Lussier, además de utilizar los estudios previos, incorporó variables de capital humano de la empresa, tales como: experiencia de los gerentes en la industria, años de experiencia de los administradores, capitalización, planeación del negocio, educación de los gerentes, tasa de retención de empleados, edad de los empleados, habilidades de marketing, entre otras. Sobre esta misma línea de investigación autores como Gedajlovic, Honig, Moore, Payne & Wright (2013), Rauch & Rijdsdijk (2013), han hablado de la incidencia de variables administrativas en la predicción de quiebra.

Del estudio de Lussier (1995), resultó que empresas con capital adecuado, que cuentan con gerentes que tienen experiencia en gestión y planes específicos, tienen mayor posibilidad de éxito. Mazzarol (2009) coincide con Lussier. Dobbs & Hamilton (2007), indican que el asesoramiento profesional en temas financieros es determinante, autores como Chowdhury (2013), Gabrielsson & Politis (2012) y Pickernell (2011), coinciden que el conocimiento previo y la educación de los administradores debe ser considerada al momento que se evalúa la posibilidad de quiebra o éxito de una compañía.

Pasando a otro método de investigación relacionado con el tema, algunos investigadores se han preocupado por hablar de modelos de predictibilidad mediante el uso de regresión, donde se destacan Gaskill, Van Auken & Manning (1993), quienes realizaron un estudio de analítica factorial de las causas percibidas de fracaso de las pequeñas empresas. Por otra parte, Reynolds & Miller (1989), utilizaron la antigüedad de la empresa y las ventas del primer año como factores predictivos de éxito o fracaso, sin embargo, estos factores no son fáciles de determinar cuándo una compañía está iniciando.

Luego Shumway en el 2001 mencionó la importancia de desarrollar un modelo de riesgo para pronosticar la quiebra, dado que los antecesores se habían preocupado por la selección

de las razones para aplicar a un modelo estático. Shumway propone un modelo que permite calcular estimaciones de quiebra y que evita los sesgos que existen en la selección de modelos estáticos. Para la predicción del modelo, utilizó una estimación *logit*, donde combinó variables indicativas de mercado, tales como: tamaño de mercado, retornos de acciones, desviaciones de mercado, e indicadores financieros, entre otros (Shumway, 2001). Estudios realizados a empresas con problemas en Malasia, han usado los modelos de análisis discriminante múltiple y *logit*, sin embargo, estos modelos han resaltado deficiencias, dando paso a que se evalúen modelos de riesgos que Nur Adriana (2008), comprueba que son más con un 94,9% de exactitud (Nur Adriana, 2008)

Por otra parte, Zavgren (1985) uso la técnica de regresión *logit* para determinar la probabilidad de quiebra en una compañía. El autor desarrolló y probó un modelo que permitía determinar la mala salud financiera en las empresas. En este modelo se pudo distinguir entre empresas en quiebra y empresas sanas hasta por un período de cinco años antes de que el evento ocurriera. En este modelo se empezó con el análisis de 45 empresas manufactureras que entraron en un proceso de quiebra desde los años de 1972-1978 y 45 empresas saludables con condiciones similares a las empresas fracasadas en razón al tamaño del total de sus activos y a la actividad clasificada en el mismo sector industrial.

Otros autores como Hensher & Jones Stewart, (2007) también trabajaron en la propuesta de un modelo *logit*, donde incluyeron parámetros sobre el comportamiento de una empresa de acuerdo a cambios presentados en el tiempo o en los atributos de cada una. El análisis de este modelo incorpora la historia financiera de cada empresa en un lapso de tiempo; es decir, un año, dos o tres años antes de la manifestación de la quiebra.

Para el caso de Latinoamérica, que es la aproximación más cercana que tenemos al caso colombiano, algunos autores se han dedicado a revisar las particularidades de aplicar un modelo en un mercado emergente, encontrando que, al ser un mercado con asimetrías de información, mayores costos de transacción, propiedad concentrada y baja liquidez, se dificulta la labor de determinar los factores que inciden en el éxito o quiebra de una empresa. La investigación de Maquiere, Preve & Allende (2012), parte de la base de los estudios desarrollados por Graham & Harvey (2001) para empresas norteamericanas, y lo aplican a empresas del mercado emergente encontrando qué: la falta de desarrollo de la deuda pública

y los mercados de acciones influyen en las opciones de financiación utilizadas en los mercados emergentes.

Los autores encontraron que las empresas Latinoamericanas están tomando estrategias de estructura de capital sustancialmente diferentes a las de otras partes del mundo y son más propensos a tomar un financiamiento jerárquico, evitando el uso de financiamiento a través de capital por el temor a perder el control. A través de 290 entrevistas a diferentes gerentes de empresas de América Latina, los autores pretendían conocer qué factores son determinantes al momento de asumir deuda, que en la mayoría de análisis resulta como una variable determinante a la hora de explicar la quiebra o bancarrota de un empresa, a la pregunta sobre ¿Qué índices definen la política de apalancamiento en una empresa?, los autores encontraron que en Latinoamérica para la mayoría de gerentes no existe como tal una política de endeudamiento definida. El bajo endeudamiento en Latinoamérica se explica por la compensación que hay entre los impuestos y los costos de la quiebra, en la mayor parte de los casos el endeudamiento no se asume dado que los gerentes prefieren agotar la disponibilidad, primero de recursos internos, y no encuentran una compensación relevante entre el beneficio de impuestos y los costos de una bancarrota.

En cuanto al modelo *logit* en Argentina los autores Jones y Hensher (2004), hicieron un estudio en el cual comparaban el rendimiento del modelo logístico estándar junto con el modelo logístico mixto, esto con el fin de predecir el riesgo de quiebra de las empresas argentinas entre los años 1993 hasta 2000. Para lo anterior usaron los estados financieros y ratios definidos en estudios anteriores de Altman y Jones y Hensher. Los resultados arrojados fueron similares a los de estudios anteriores, es decir, la rotación de activos, la deuda y el flujo de efectivo de las operaciones explican la probabilidad del fracaso. En este nuevo estudio se detectaron cuatro variables adicionales que tienen implicación al momento de determinar la probabilidad de quiebra de una compañía: el tamaño, las razones de pasivo /activo, utilidad neta /activo y $(\text{activo corriente} - \text{pasivo corriente}) / \text{activo total}$.

La investigación y predicción del éxito y fracaso beneficia a los empresarios actuales como a los futuros, así como a los aportantes de capital, proveedores y responsables de las políticas públicas. Por tanto, si se utiliza un modelo adecuado para evaluar el potencial de éxito de

una compañía, la sociedad se beneficiará, asignando los recursos que son limitados hacia los negocios con mayor potencial.

Marco Teórico

De acuerdo con el objetivo de este trabajo, a continuación, se relacionan las diferentes teorías financieras que enmarcan la importancia del endeudamiento en la estructura de capital de una compañía, y que establecen diferentes variables que deben ser consideradas al momento de evaluar el desempeño de la empresa.

“Modigliani y Miller, *The Cost of Capital, Corporation Finance and the Theory of Investment* (1958), proponen que el costo de capital de una empresa no varía por la combinación de las fuentes de financiación utilizadas, y afirman que el valor de la empresa no se impacta por su estructura de capital. Los autores establecen que las obligaciones y los instrumentos de deuda son títulos de menor riesgo y por tanto las decisiones de inversión y valor de la empresa no se ven afectadas por el endeudamiento, sin embargo, indican que obtener endeudamiento, genera a la compañía costos compensadores. Lo anterior, se conoce como la teoría financiera del *trade off*, desarrollada por Miller y Merton (1977), donde se establece que la empresa busca una utilidad entre los costos y los beneficios del endeudamiento, por tanto, el nivel de apalancamiento que una empresa asuma, dependerá del equilibrio óptimo entre los beneficios de emisión de deuda (ahorro tributario) y los costos de la posibilidad de quiebra.

A medida que la empresa aumenta su nivel de endeudamiento, también aumenta los costos y beneficios fiscales asociados, sin embargo, si la empresa logra la combinación óptima entre la deuda y el capital, la empresa maximiza su valor y por tanto no tendría ningún incentivo en aumentar su deuda, ya que una unidad adicional le produciría una pérdida marginal neta. Por ende, esta teoría defiende la existencia de una estructura de capital, al considerar que la estructura define el valor de la empresa.

En virtud de lo anterior, y considerando el tratamiento de las pérdidas poco generoso que tiene una legislación fiscal como la nuestra, cualquier beneficio o compensación derivada del escudo fiscal podría verse reducida, generando que las empresas asuman un alto

endeudamiento, que no compense el ahorro en los impuestos y que lleve a la compañía a una imposibilidad de cumplir con los compromisos, poniéndola en riesgo de quiebra.

Pasando a la teoría del orden jerárquico, Myers y Majluf (1984), establecen que la financiación proviene de tres fuentes: fondos internos, deuda y capital, generalmente las compañías priorizan sus fuentes de financiamiento, prefiriendo en principio financiación con fondos internos y reinversión de utilidades, esta preferencia se sustenta en la información asimétrica que existe al momento de que una compañía decide acudir a una fuente de financiación externa.

En la mayoría de los casos, ésta información asimétrica favorece la emisión de deuda sobre la emisión de capital, dado que, en esta última, los inversionistas tenderán a subvalorar la compañía por la percepción negativa que implica la emisión de acciones para el inversionista. A pesar de que los autores establecen que la deuda tiene prioridad en el orden de elección, es importante destacar que esta decisión dependerá del grado de apalancamiento actual de la empresa, pues, aunque el administrador opte en primer lugar por la deuda si esta no se controla podría llevar a la quiebra de la compañía.

Continuando con la decisión de las fuentes de financiación, los autores establecen que esta dependerá del tipo de compañía y el sector o industria al que pertenezca la misma, debido a que sí las condiciones de la compañía o el sector exigen un financiamiento conservador, la única forma de crecer con rapidez y mantener unas razones de deuda conservadora es a través de la emisión de capital.

Esta elección jerárquica, abre la puerta para explicar el por qué las empresas más rentables suelen contraer menos préstamos, y no es porque tengan una meta baja de endeudamiento, sino porque no requieren recursos externos, por el contrario, empresas menos rentables recurren a la deuda a falta de fondos internos y porque prefieren la misma, antes que una emisión de capital. En teoría, este planteamiento de los autores explica y establece que existe una relación inversa entre la rentabilidad de una empresa y su nivel de apalancamiento, por tanto, al momento de evaluar el desempeño de una empresa y su predictibilidad de quiebra, es indiscutible que las razones de endeudamiento deben ser consideradas.

Por otra parte, Milton Harris y Arthur Raviv (1991), establecen la teoría de la estructura de capital, basados en el efecto que tiene la información de la deuda en los inversionistas y la capacidad de gestionar la administración. Ellos argumentan, que la deuda genera disciplina al empresario, pues en caso de incumplimiento en los pagos, los acreedores pueden incentivar la liquidación de la compañía. En otras palabras, la empresa al obtener deuda genera información que puede ser usada por terceros y que permiten evaluar la eficiencia operativa.

Por otra parte, autores como Rajan y Zingles (1995), publicaron un estudio sobre los factores que determinaban las razones de deuda de una compañía, dando a conocer la teoría de intercambio, que se fundamenta en que las empresas grandes y seguras, con activos en su mayoría tangibles, tienden a pedir prestado más, y que empresas con alta rentabilidad o en etapa de crecimiento y con un elevado valor contable tienden a pedir menos préstamos. Dicho lo anterior, durante el presente trabajo se incorporan indicadores que permiten validar la veracidad de estas teorías, buscando explicar si realmente estos factores son determinantes en el endeudamiento y si el mismo tiene una incidencia en la probabilidad de quiebra de una compañía.

Beaver (1966) y Ohlson (1980), determinan desarrollar el modelo bajo el método estadístico Logit, pero Martínez (2008), tiene en cuenta el método Probit. El desarrollo de los modelos bajo cualquiera de estas metodologías (Logit o Probit), generan la inclusión de variables dicótomas, que pueden llegar a reflejar variables cualitativas, tales como el tamaño o naturaleza jurídica de las empresas. Estas variables cualitativas, pueden generar el riesgo de la empresa teniendo en cuenta la legislación vigente, según su clasificación y el parámetro establecido. Estas cualidades en algunas ocasiones, pueden no ser causadas por factores externos y no reflejarse claramente en los indicadores financieros.

El modelo Logit que ya hemos mencionado, calcula la probabilidad que tienen las empresas de “fracasar” en función a sus indicadores financieros. Este modelo de regresión entre otras funcionalidades, obtiene estimaciones de probabilidad de algún suceso, identifica los factores de riesgo que determinan dichas probabilidades encontrando la relación entre las variables dependientes e independientes, sin dejar de lado que las variables dependientes son variables que solo toman valores como 0 y 1.

El modelo proviene de una función de distribución logística acumulada de la siguiente manera:

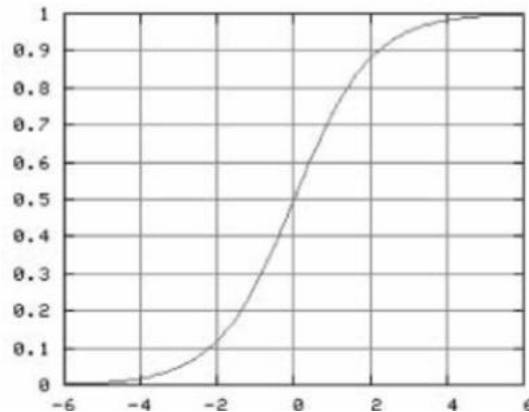
$$P_i = \frac{1}{1 + \exp^{-Z_i}} = \frac{\exp^z}{1 + \exp^z}$$

donde Z_i es una combinación lineal:

$$Z_i = \beta_1 + \beta_2 X_i + \dots + \beta_k X_{ki}$$

Si se toma el logaritmo natural $L_i = \ln\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) = Z_i$. En este caso el Modelo es Lineal en X

y también lineal en los parámetros. Su representación gráfica:



Metodología

El desarrollo del modelo de predictibilidad de quiebra para las PYMES del sector comercio, industria y servicios en Colombia, se desarrollará bajo los modelos de z-score y de regresión *pooled* bajo el método *logit* respectivamente.

Para cumplir tal objetivo, se recolectaron los datos de las empresas PYMES de los sectores comercio, industrial y servicios de la base de datos de la Superintendencia de Sociedades y de la herramienta EMIS University Latam, en un lapso de tiempo de 5 años consecutivos, de los años 2014- 2018.

La base de datos EMIS, es utilizada por varias de áreas y departamentos en las corporaciones e instituciones líderes del mundo que necesitan contenidos con prontitud, noticias relevantes, investigación, información difícil de conseguir, y otros de los mercados emergentes. En la página web de la Superintendencia de Sociedades, se publican de manera frecuente entre otros, los estados financieros de empresas, banca de inversión, fondos de capital privado, consultorías, instituciones gubernamentales y académicas de diferentes países, esto con el fin de apoyar a los equipos de investigación y a los analistas industriales y de crédito, brindando estrategias corporativas. Algunas de sus fuentes de información son Fitch Ratings, Enerdata, BMI Research, The Economist, Euromonitor internacional, entre otros.

Para la construcción de la base de datos, se realizó un filtro de tamaño tomando como criterio la cantidad de empleados, se seleccionaron de 11 a 200 para empresas pequeñas y medianas, y para la construcción del panel no se tuvo en cuenta las microempresas cuyo tamaño es de 1 a 10 empleados y grandes empresas que están definidas por tener más de 200 empleados (ley 905 de 2004). Como ya se había mencionado no se tendrá en cuenta el último decreto que define el tamaño de las empresas según sus ingresos.

Una vez aplicados estos filtros, se seleccionaron empresas del sector comercio, industria y servicio, donde procuramos incluir diferentes subsectores de los mismos para lograr un panel de datos diversificado. En cuanto al estatus de la empresa se consideraron para la muestra las empresas operacionales y en liquidación.

Una vez que tuvimos una base de 8.500 empresas se eliminaron aquellas que no reportaban información financiera, por ejemplo, ventas, utilidad, patrimonio, pasivos y activos. De lo anterior obtuvimos una base final que cuenta con un total de 7.670 empresas en diferentes ciudades y con diferentes actividades.

La base de datos fue organizada en orden alfabético se le asignó a cada una el sector correspondiente y se dejó la información de cada empresa en diferentes años. Para determinar la rentabilidad o quiebra de las empresas se decidió que el criterio que más se ajustaba era a partir del patrimonio.

Se le asignó un valor de cero (0) a empresas con patrimonio negativo, las cuales serían las no empresas no rentables, y las empresas con patrimonio positivo fueron catalogadas como rentables y se le asignó un valor de uno (1). La decisión de establecer el criterio de rentabilidad por el patrimonio se basó en que creemos que esta cuenta refleja en gran medida lo que ha sucedido con el dinero aportado por los socios y si las utilidades acumuladas se han venido consumiendo por las pérdidas que la actividad económica de la compañía ha generado.

Sin embargo, para fines concluyentes se realizó el mismo ejercicio, pero tomando la utilidad neta como factor determinante, es decir se le asignó un valor de cero (0) a empresas con utilidad neta negativa y fueron definidas como empresas no rentables, y las empresas con utilidad neta positiva fueron distinguidas como rentables y se le asignó un valor de uno (1).

Para la construcción del análisis del modelo de predictibilidad se seleccionaron siete (7) indicadores financieros, que a nuestro criterio son los más relevantes y que mejor muestran la situación económica de las PYMES en Colombia. A continuación, una breve descripción de cada uno. (Ver Tabla 3)

Tabla 3. Descripción de indicadores financieros

Indicadores Financieros			
Indicador	Tipo	Definición	Formula
Working Capital/ Total Activos	Rentabilidad	Es la relación del capital de trabajo, entendido como el efectivo que posee la empresa en caja, cuentas a corto y largo plazo después de haber pagado las deudas a corto plazo con los activos disponibles	$\frac{\text{Activo corriente} - \text{Pasivo Corriente}}{\text{Activo Total}}$
Utilidad Operativa/ Total Activos	Rentabilidad	Permite identificar la rentabilidad que tienen los activos que se han invertido en la compañía	$\frac{\text{Utilidad Operacional}}{\text{Activo Total}}$
Patrimonio Total/ Pasivo Total		Determina la cantidad de capital de los socios sobre el apalancamiento que tiene la compañía	$\frac{\text{Patrimonio Total}}{\text{Pasivo Total}}$
ROE	Rentabilidad	Mide la rentabilidad que obtienen los accionistas de los fondos, la capacidad de la empresa de remunerar a sus accionistas	$\frac{\text{Utilidad neta}}{\text{Activo Total} - \text{Pasivo Total}}$
Pasivo Corriente/ Pasivo Total	Endeudamiento	Relación de deuda que sirve para medir el apalancamiento financiero de una empresa. Indica cuánto deuda usa una empresa para financiar sus activos con relación al patrimonio neto.	$\frac{\text{Pasivo corriente}}{\text{Pasivo Total}}$
Razón de Liquidez	Liquidez	Mide la capacidad de la empresa para hacer frente a sus deudas en el corto plazo, muestra el grado en el que el efectivo cubre los derechos de los acreedores a menos de 1 año.	$\frac{\text{Activo corriente}}{\text{Pasivo Total}}$
Total Pasivo/ Total Activo	Endeudamiento	Mide que tan comprometidos están los activos totales de la empresa con terceros	$\frac{\text{Pasivo Total}}{\text{Activo Total}}$

Fuente: Elaboración propia

Al tener los indicadores definidos y calculados como primera medida se obtuvieron el promedio y desviación estándar de cada uno de ellos, el siguiente paso consistió en estandarizar cada indicador para disminuir la numerosidad.

Corrimos la regresión con la base estandarizada teniendo en cuenta que la variable Y (dependiente) es el rango de compañías no rentables y rentables definidas anteriormente y las variables X (independientes) son todos los indicadores estandarizados. Con los datos de la regresión tomamos los coeficientes para así calcular el modelo de predicción.

Para el primer ejercicio que se realizó con una base de 1.503 empresas la ecuación del modelo es la siguiente por el lado del patrimonio:

$$Z\text{-score} = 0,98 + (x_1 * 0,0092) + (x_2 * 0,01) + (x_3 * 0,031) + (x_4 * -0,0049) + (x_5 * -0,0029) + (x_6 * -0,0412) + (x_7 * -0,0591)$$

Por el lado de la utilidad en la primera base la ecuación del modelo nos arrojó lo siguiente:

$$Z\text{-score} = 0,89 + (x_1 * 0,0488) + (x_2 * 0,0341) + (x_3 * 0,0544) + (x_4 * 0,0251) + (x_5 * 0,0103) + (x_6 * -0,0651) + (x_7 * -0,0375)$$

Para el segundo ejercicio que se realizó con una base de 7670 empresas la ecuación del modelo por el lado del patrimonio es la siguiente:

$$Z\text{-score} = 0,9425 + (x_1 * 0,0704) + (x_2 * 0,0084) + (x_3 * 0,0216) + (x_4 * -0,0079) + (x_5 * 0,0021) + (x_6 * -0,0244) + (x_7 * -0,03282)$$

Por el lado de la utilidad en la segunda base la ecuación del modelo nos arrojó lo siguiente:

$$Z\text{-score} = 0,8647 + (x_1 * 0,0695) + (x_2 * 0,0439) + (x_3 * 0,0143) + (x_4 * 0,0105) + (x_5 * -0,0058) + (x_6 * -0,0320) + (x_7 * -0,0142)$$

Una vez determinada la predicción del modelo para cada empresa, se debe calcular un punto de corte con base en el número de observaciones de empresas rentables y no rentables y el promedio de predicción de observaciones rentables y no rentables. Con este resultado se procede a calcular el porcentaje de predicción del modelo.

Inicialmente se realizó el ejercicio con una base de datos de 1.508 datos, dados los resultados se decidió que era pertinente ampliar la base, sin embargo, en el capítulo de presentación de resultados quisimos realizar un análisis comparando las dos salidas.

Una vez se obtienen los resultados del modelo de Altman decidimos realizar un análisis a través de E-views, donde se armó un panel de datos y se corrió una regresión tipo *pooled* no balanceada a través del método *logit*, en aras de analizar si los indicadores utilizados son buenos predictores del modelo.

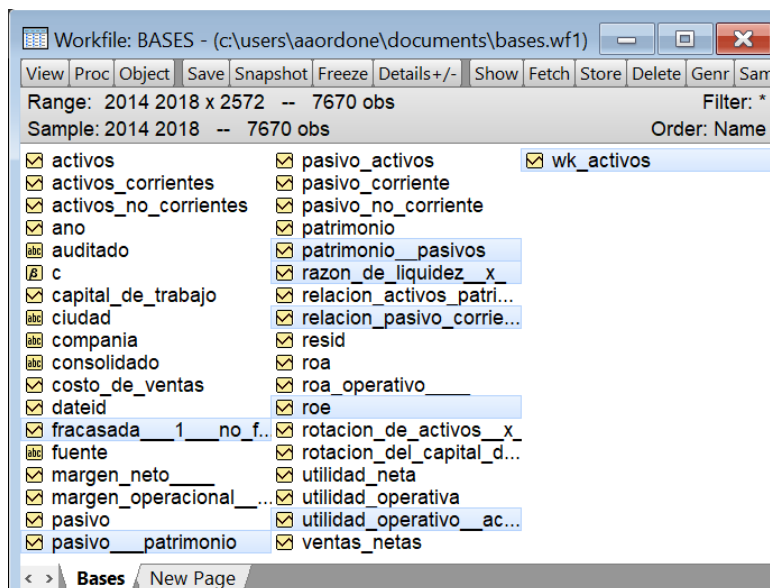
Se tomó la base de 7.670 registros y se cargó a E-Views para correr el modelo, sin dejar de lado que únicamente se pueden aplicar dos opciones: que el patrimonio sea negativo, es decir que la empresa no es rentable cuyo valor será 1, o por el contrario el patrimonio sea positivo, lo que significa que la empresa es rentable y en este caso se denota con el valor 0. (Ver Tabla 4)

Tabla 4. Estado de las empresas

Redefinición de estados	
Fracasada (1)	441
No Fracasada (0)	7229

Después de realizar el cargue pudimos visualizar la vista que se muestra a continuación (Ver tabla 5)

Tabla 5. Salida



Continuando con el proceso seleccionamos primero la variable dependiente que para este trabajo es “fracasada_1_nofracasa_0”, luego se seleccionan las variables independientes (los indicadores financieros previamente descritos) y se escoge el método *logit*. Los resultados del análisis se revisarán en el siguiente capítulo.

Resultados obtenidos

Primer Set de datos Altman

Para obtener los resultados preliminares se decidieron correr dos modelos uno basado en el patrimonio y el otro en la utilidad neta, con el ánimo de detectar diferencias interesantes. Sobre este primer ejercicio las conclusiones en general son las siguientes:

PATRIMONIO

Análisis Preliminar de Resultados

Indicador	Resultados
Numero de observaciones en quiebra	30
Numero de observaciones rentable	1478
Promedio predicción observaciones en quiebra	0,7646339
Promedio predicción observaciones rentable	0,9844797
Punto Corte	0,9801061
Numero de No Rentable	30
Numero de Rentables	0
Porcentaje de predicción quiebra	100%
Empresas rentables que aparecen quiebra	697
Empresas rentables que aciertan	781
Porcentaje de inconsistencia de rentables	47%

- Según este análisis el porcentaje de predicción de empresas en quiebra es del 100% cuando se utiliza el patrimonio como criterio de definición.
- Como error tipo 2 o “falso negativo” el modelo se equivocó en las empresas rentables en un 47%. Es decir que el patrimonio en el caso que se desee medir la rentabilidad de una empresa que no se encuentra en quiebra no es el mejor predictor.

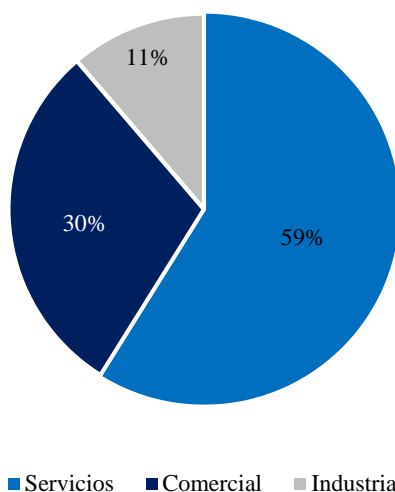
Cuando entramos a analizar la regresión múltiple, encontramos que hay unas variables menos significativas que las otras: ROE y el pasivo corriente / pasivo total, dado que son aquellas cuyo *p-value* es mayor a 5% y por tanto estas dos variables se deberían cambiar por otro indicador. (Ver Tabla 6)

Tabla 6- Probabilidad de cada variable

<i>Indicador</i>	<i>Probabilidad</i>
Intercepción	0
Working Capital/ Activos	0,027169152
Utilidad Operativa/ Activos	0,001853129
Patrimonio/ Pasivo	0,002708795
ROE	0,131353778
Pasivo Corriente/ Pasivo Total	0,373394216
Razón de Liquidez	9,81496E-05
<u>Total Pasivo/ Total Activo</u>	<u>5,01513E-48</u>

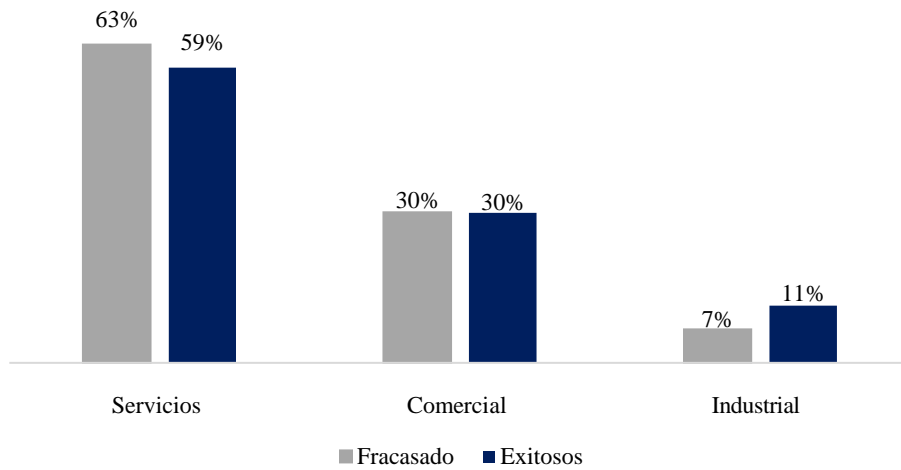
Al realizar un análisis de los datos y resultados obtenidos con los que se corrió la regresión que estaba atada a la definición de rentabilidad por patrimonio, se encontró: El 59% de los datos corresponde al segmento de servicios, si bien se procuró por una base diversificada la mayoría de las empresas con información bien reportada y que cumplían los criterios eran empresas del sector servicios.

Gráfica 7- Distribución de la muestra



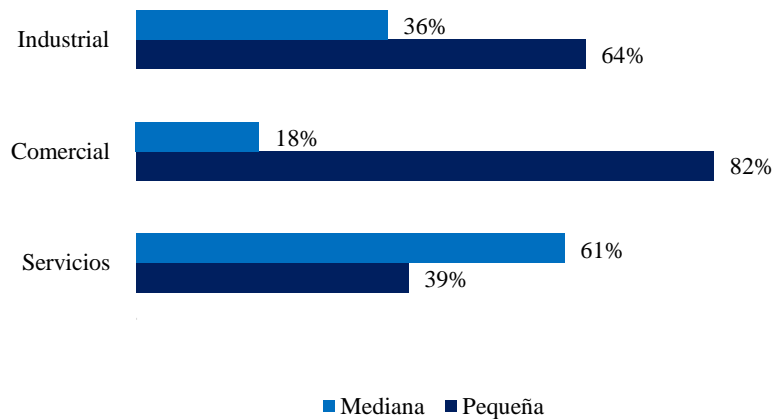
Cuando se revisó el porcentaje de fracaso o éxito en cada uno de los segmentos se encontró lo siguiente: El porcentaje de fracaso más elevado se presentó en el segmento de servicios, sin embargo, esto se explica también por el tamaño de la muestra, dado que este segmento es el que mayor participación tiene. El segmento comercial se encuentra en el segundo lugar con mayores empresas fracasadas y el que más bajo porcentaje de fracaso tiene sobre la muestra total es industrial. Esto nos da como primera conclusión que debemos aumentar la muestra para saber si se mantiene esta tendencia o se revierten los porcentajes.

Gráfica 8- Porcentaje fracaso o exitoso en cada segmento



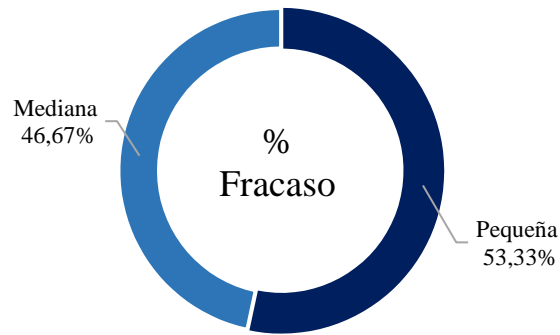
A nivel del tamaño de la muestra se encontró lo siguiente: quien mayor número de empresas pequeñas tiene es el segmento comercial, seguido de industrial, por tanto, es necesario para las futuras predicciones fortalecer la base de pequeñas empresas en el sector servicios y medianas en el sector comercial.

Gráfica 9- Distribución de la muestra por tamaño



Al analizar el porcentaje de fracaso por tamaño de las compañías se encontró que de toda la muestra analizada las empresas que más fracasan son las pequeñas con un 53% (Ver Gráfica 10).

Gráfica 10- Distribución de la muestra por tamaño



UTILIDAD NETA

Para contrastar los resultados anteriores se decidió hacer una regresión utilizando la utilidad neta como predictor de quiebra, donde se caracterizó a las empresas con una utilidad neta menor a 0, como empresas en quiebra y a las empresas con utilidad neta superior a 0 como rentables los resultados fueron los siguientes:

Análisis Preliminar de Resultados

Indicador	Resultados
Numero de observaciones en quiebra	161
Numero de observaciones rentable	1347
Promedio predicción observaciones en quiebra	0,8118872
Promedio predicción observaciones rentable	0,9029593
Punto Corte	0,8932361
Numero de No Rentable	130
Numero de Rentables	31
Porcentaje de predicción quiebra	81%
Empresas rentables que aparecen quiebra	640
Empresas rentables que aciertan	707
Porcentaje de inconsistencia de rentables	48%

- Según este análisis el porcentaje de predicción de empresas en quiebra es del 81% cuando se utiliza la utilidad neta como criterio de definición.
- Como error tipo 2 o “falso negativo” el modelo se equivocó en las empresas rentables en un 48%. Es decir que la utilidad neta en el caso que se desee medir la rentabilidad de una empresa que no se encuentre en quiebra no es el mejor predictor.

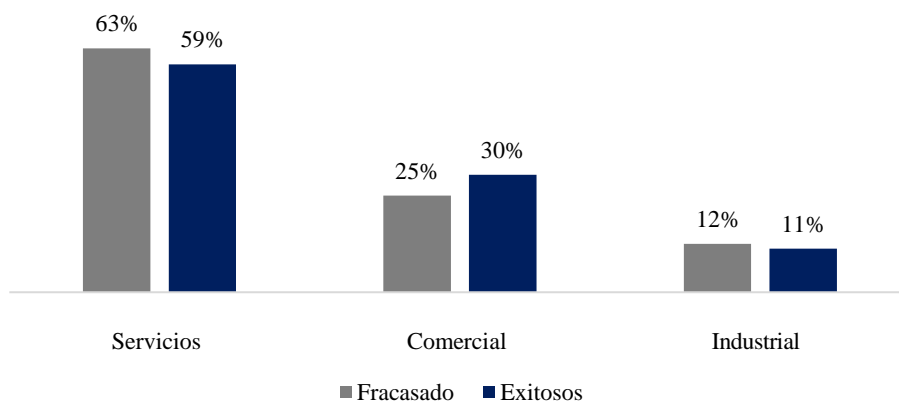
Cuando entramos a analizar la regresión múltiple encontramos que hay una variable menos significativa que las otras, que es el pasivo corriente / pasivo total, dado que es aquella cuyo *p-value* es mayor al 5% y por tanto debería ser cambiada por otro indicador. (Ver Tabla 7)

Tabla 7 - Probabilidad de cada variable

<i>Indicador</i>	<i>Probabilidad</i>
Intercepción	0
Working Capital/ Activos	1,01539E-06
Utilidad Operativa/ Activos	9,91067E-06
Patrimonio/ Pasivo	0,029941327
ROE	0,001267313
Pasivo Corriente/ Pasivo Total	0,194556093
Razón de Liquidez	0,009825146
Total Pasivo/ Total Activo	6,28136E-05

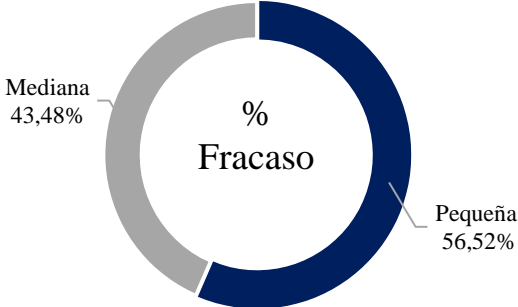
Cuando se revisó el porcentaje de fracaso o éxito en cada uno de los segmentos se encontró lo siguiente: El porcentaje de fracaso más elevado se sigue presentando en el segmento de servicios, sin embargo, como se mencionó previamente se explica por el tamaño de la muestra. A nivel del segmento comercial el porcentaje de fracaso disminuyó cuando se calculó con la utilidad neta respecto a cuándo se calculó con el patrimonio y en lo que respecta al sector industrial cuando se realizó el cálculo con la utilidad neta presenta unos resultados más homogéneos.

Gráfica 11- Porcentaje fracaso o exitoso en cada segmento



Al analizar el porcentaje de fracaso por tamaño de las compañías se encontró que de toda la muestra analizada las empresas que más fracasan son las pequeñas con un 56%, siendo más elevado que cuando se realizó el análisis con el indicador de patrimonio (54%) (Ver Gráfica 12).

Gráfica 12- Distribución de la muestra por tamaño



Segundo Set de datos Altman

Después de realizar el análisis anterior se llega a conclusiones interesantes, la primera de ellas es que la propensión al fracaso de una empresa es mejor medirla a través del patrimonio y no de la utilidad neta. Dado que el hecho de que una empresa haya presentado utilidades negativas no quiere decir que esta sea más propensa a caer en una quiebra, mientras que una empresa con patrimonio negativo puede suponer varios años de pérdida de ejercicios anteriores, lo cual afecta directamente en el patrimonio y que puede hacer que llegue el momento donde se produzcan pérdidas que permitan que el patrimonio se reduzca a tal nivel, que este sea menor que el capital social y se debe solicitar la declaración de insolvencia.

El presente ejercicio consistió en ampliar la base de datos y sobre todo la muestra de empresas con patrimonio negativo. La base inicial era de 1.508 registros y se amplió a 7.670 registros, donde en el primer caso las observaciones con patrimonio negativo, más propensas a la quiebra eran 30, para el segundo caso estas fueron de 441 registros.

PATRIMONIO

Análisis Preliminar de Resultados

Indicador	Resultados
Numero de observaciones en quiebra	441
Numero de observaciones rentable	7229
Promedio predicción observaciones en quiebr	0,7822059
Promedio predicción observaciones rentable	0,9522821
Punto Corte	0,9425033
Numero de No Rentable	408
Numero de Rentables	33
Porcentaje de predicción quiebra	93%
Empresas rentables que aparecen quiebra	3175
Empresas rentables que aciertan	4054
Porcentaje de inconsistencia de rentables	44%

- Según este análisis el porcentaje de predicción de empresas en quiebra es del 93%, cuando se utiliza el patrimonio como criterio de definición.
- Como error tipo 2 o “falso negativo” el modelo se equivocó en las empresas rentables en un 44%, siendo inferior que el del ejercicio anterior, lo cual cobra sentido dado que con más observaciones es normal que la tendencia sea a que se disminuyan las predicciones

falsas. Aun con una base más grande se mantiene la conclusión de que el patrimonio no es un indicador relevante para medir que tan rentable es una empresa que no se encuentre en quiebra.

Al comparar los resultados de las empresas que son más propensas a la quiebra bajo el indicador de patrimonio versus con las que lo serían revisando el indicador del ROE respecto a la media de la población, se encuentra que serían el 76% que corresponden a 325 empresas. Lo anterior quiere decir que las empresas fracasadas bajo el modelo del patrimonio, solo un 26% no lo estaría bajo el indicador del ROE, es decir 116 empresas.

Cuando entramos a analizar la regresión múltiple encontramos que hay una variable menos significativa que las otras, y sigue siendo la de pasivo corriente/ pasivo total, dado que es aquella cuyo *p-value* es mayor al 5% y por tanto según los resultados se debería cambiar por otro indicador (Ver Tabla 8).

Resulta interesante comparar estos resultados con los anteriores dado que para el ejercicio previo con una base mucho más pequeña se encontró que este indicador que tiene relación directa con el pasivo no es significativo. Esto demuestra que la carga de pasivo a corto plazo no es del todo determinante para predecir la quiebra de una compañía, dado que en muchas ocasiones las compañías toman un endeudamiento a corto plazo para suplir descalces de flujos de caja, pero lo que realmente podría llegar a afectar a una empresa es la toma de deuda excesiva a largo plazo, y más si no se realiza una buena gestión del activo que permita cubrir al menos los intereses.

Tabla 8 - Probabilidad de cada variable

	<i>Probabilidad</i>
Intercepción	0
Working Capital/ Activos	1,8806E-144
Utilidad Operativa/ Activos	0,000977023
Patrimonio/ Pasivo	1,66113E-07
ROE	0,001077537
Pasivo Corriente/ Pasivo Total	0,370637846
Razón de Liquidez	3,51081E-09
Total Pasivo/ Total Activo	9,53354E-47

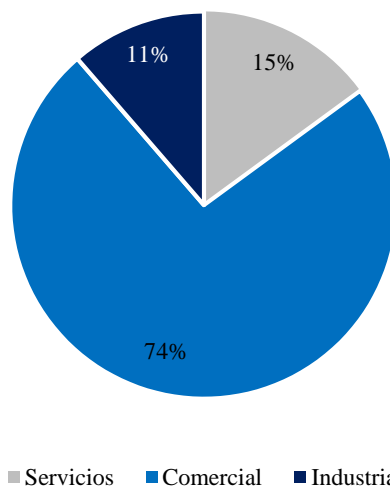
Al realizar un análisis de los datos y resultados obtenidos con los que se realizó la regresión, el nuevo panorama de los datos es el siguiente: El 74% de los datos corresponde al segmento

comercial, si bien se procuró por una base diversificada de la información, donde se encontraron mayores observaciones en quiebra fue en este segmento. Adicionalmente cuando se revisó el número de empresas creadas, según datos de Confecámaras el país cerró con 309.463 empresas creadas, incrementando un 2.1% respecto a 2018. Dentro de esta cifra el 76% corresponden a personas naturales, mientras el 24% a sociedades, para el caso del ejercicio desarrollado se decidió tomar dentro de la base la mayoría corporaciones.

Si bien el año pasado la mayoría de aperturas se presentaron en el sector de servicios, la mayoría de quiebras se dan en el sector comercio, incluso Confecámaras mencionó en un estudio realizado que las actividades con mayor probabilidad de fracaso son: alojamiento y restaurantes y servicios y comercio.

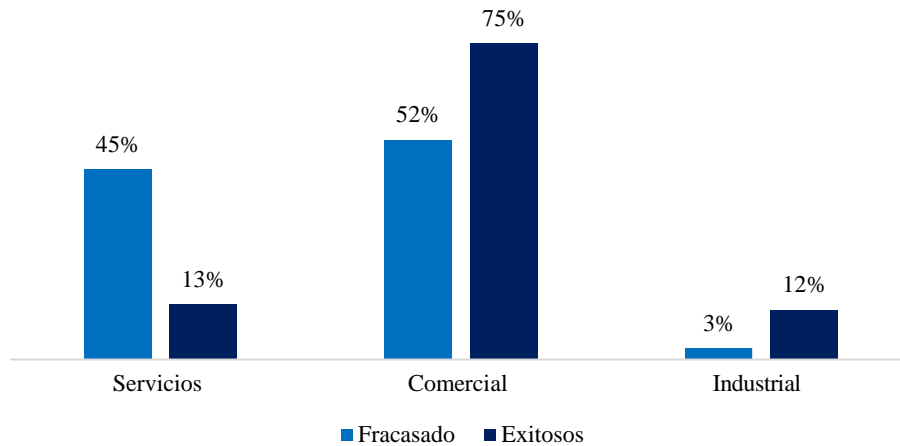
Por lo anterior se decidió que el mayor porcentaje de la base tuviera registros del sector comercio, en la categoría de restaurantes y hospedaje. A continuación, la distribución de la base:

Gráfica 13- Distribución de la muestra



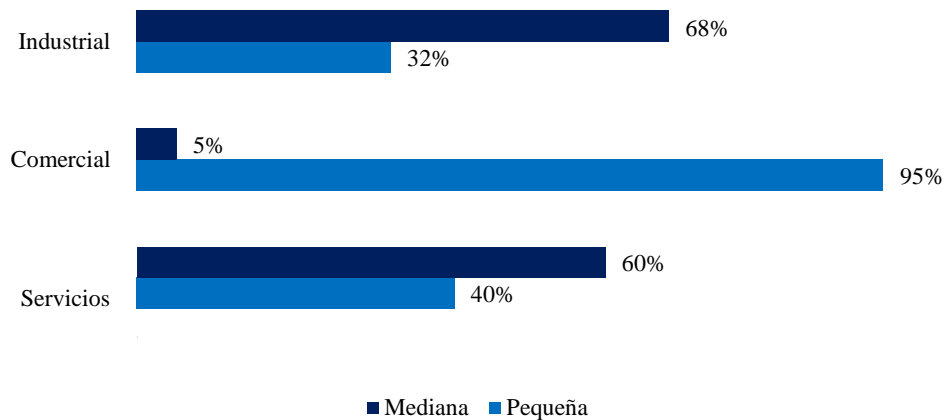
Al entrar en materia y revisar el porcentaje de éxito o fracaso en cada uno de los 3 sectores se encontró lo siguiente: El porcentaje de fracaso más elevado se presentó en el segmento comercial con 52%, lo cual es consistente con lo descrito anteriormente, sin embargo, el sector servicios es el siguiente estando muy cerca del sector comercial con el 45%. Si analizamos los resultados con respecto a los obtenidos previamente, se encuentra que efectivamente aumentar el número de registros si cambia los resultados del escenario, dado que en la muestra previa el mayor porcentaje de fracasos estuvo en el sector servicios mientras que en esta ocasión fue en el comercial.

Gráfica 14- Distribución de la muestra por sector/ éxito y fracaso



Respecto a la distribución por tamaño de empresas se encontró lo siguiente, en la nueva muestra si bien se procuró por que fuera más homogénea en el sentido de que el porcentaje de empresas medianas y pequeñas no fueran tan dispersos en cada uno de los sectores, en el comercial la mayoría de empresas eran pequeñas.

Gráfica 15- Distribución de la muestra por tamaño



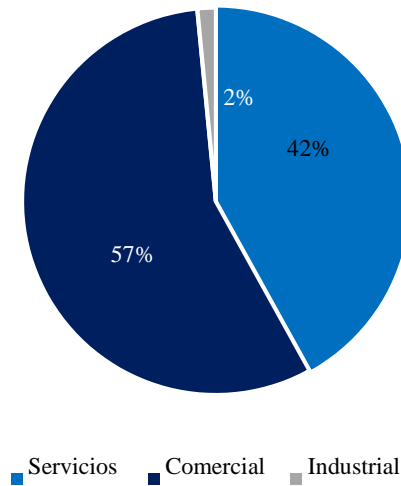
Lo anterior es consecuente con que la mayoría de fracasos se presenten en empresas pequeñas y con respecto al nivel de éxito el mayor porcentaje se presenta en las empresas medianas (Ver Tabla 9)

Tabla 9- Porcentajes de fracaso y éxito por tamaño

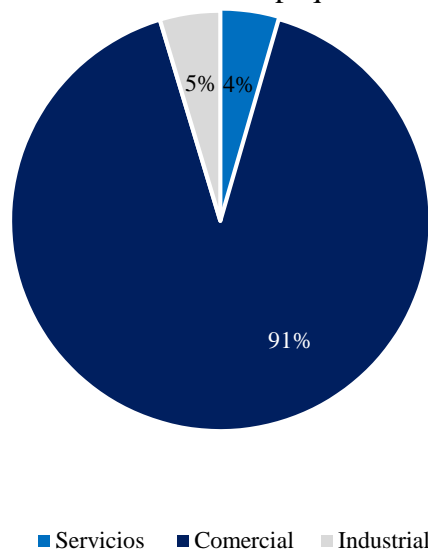
	Pequeña	Mediana
Fracasado	88,66%	11,34%
Exitosos	80,30%	19,70%

Al entrar analizar a detalle el fracaso y éxito de las empresas de acuerdo a cada uno de los sectores se encuentra lo siguiente: En efecto las empresas pequeñas fracasadas y exitosas corresponden en su mayoría a el segmento comercial. En el caso del fracaso el 57% corresponde a comercial y el 42% a servicios, lo anterior confirma los resultados mostrados por Confecámaras. El éxito de las pequeñas empresas está concentrado en el segmento comercial en nuestra base, lo cual es consistente dado el peso que tiene este segmento dentro de la data. En el caso de las empresas medianas las fracasadas en su mayoría (70%) corresponde al segmento servicios y las exitosas al segmento industrial (42%)

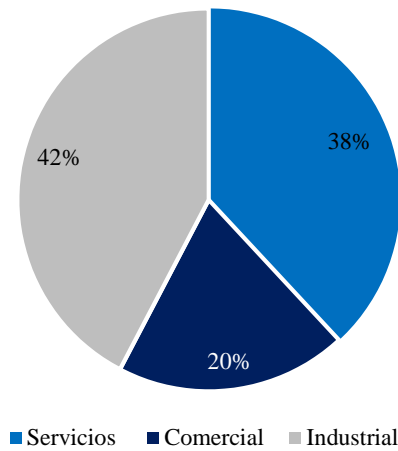
Gráfica 16- Distribución de fracaso en pequeñas empresas por sector



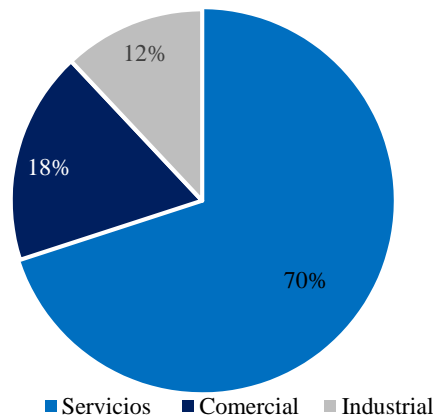
Gráfica 17- Distribución de éxito en pequeñas empresas por sector



Gráfica 18- Distribución de éxito en medianas empresas por sector

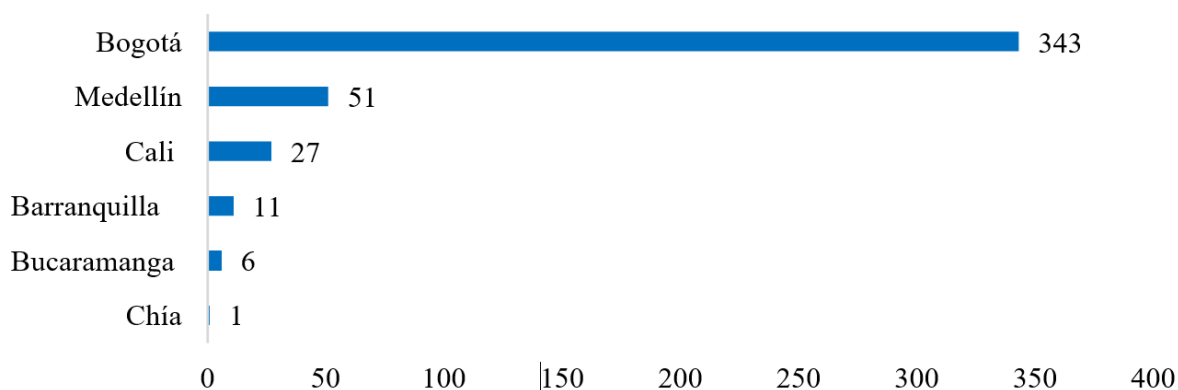


Gráfica 19- Distribución de fracaso en medianas empresas por sector



El estudio permitió inferir que la localización geográfica tiene cierta incidencia en la posibilidad de supervivencia de las empresas, ya que estadísticamente aquellos emprendimientos que se establecen dentro de un área metropolitana tienen más riesgo de fracasar que aquellos ubicados fuera de ella; lo que posiblemente se explica con el hecho de que existe más competencia en las principales ciudades del país.

Gráfica 20- Distribución de fracaso por ciudad



Así mismo decidimos realizar un análisis a nivel de indicadores o cuentas es decir de las empresas fracasadas según el modelo de Altman, las cuales fueron 441 cuando se evaluó el resultado en cada una de las siguientes cuentas, lo que encontramos fue lo siguiente:

Tabla 10- Porcentajes de fracaso y éxito por tamaño

Cuenta	Utilidad Operativa	Utilidad Neta	Capital de trabajo
Valor Negativo	82%	69%	74%
Valor Positivo	18%	31%	26%
	100%	100%	100%

Con los anteriores resultados se puede concluir que ante un posible fracaso bajo el modelo de Altman, el indicador de utilidad operativa se muestra negativo en el 82% de los casos, con esto concluimos que en la mayoría de oportunidades se presenta así porque una empresa cuya utilidad operativa es negativa es más propensa a convertirse en una empresa fracasada.

Lo anterior demuestra que una empresa que no es capaz de conseguir la utilidad a través de su core operativo, es decir que con las ventas de la empresa ni siquiera es capaz de cubrir los costos básicos de producir, es una empresa propensa al fracaso según el modelo de Altman. Es más, en un estudio realizado por Fredy Espinosa profesor de la Universidad Nacional, sobre el fracaso de las empresas pequeñas en Colombia, se menciona que una de las cuentas más representativas de las empresas que se encuentran en liquidación o en proceso de, es el costo de ventas en un 67% de los casos, dado que la mayoría de empresas se financian a partir del desarrollo del objeto social, más que por un efecto en la estructura financiera de la compañía.

Entrando a analizar el tema de la utilidad neta es normal que el porcentaje de datos negativos sea menor el sentido que debemos recordar que la utilidad neta además de ser un tema contable, está afectado por rubros como otros ingresos que no hacen parte del core del negocio y a su vez este también se ve afectado por temas financieros.

Por parte del capital de trabajo, podemos concluir que en el 74% de la población que el modelo arrojó como fracasadas, el de capital de trabajo también fue negativo. La definición de capital de trabajo es activo corriente – pasivo corriente, es decir que ante un indicador negativo lo que se muestra es que la carga de pasivos es tan grande que no es posible cubrir con los activos corrientes y esto puede explicarse por una mala gestión de las cuentas corrientes activas de la empresa. Es decir, a nuestro modo de ver el capital de trabajo está generando un desequilibrio patrimonial pero no refleja necesariamente que la empresa este en quiebra o haya suspendido sus pagos, siendo esto consistente con lo arrojado por el modelo de Altman, lo que nos puede estar indicado esto, es la necesidad de aumentar el activo corriente, y esto se puede hacer a través del activo inmovilizado o no corriente, para el caso de la base analizada el 18% de las empresas que por el modelo de Altman eran fracasadas presentaban activos no corrientes mayores que activos corrientes.

Por último, al analizar la razón de pasivo total / activo total encontramos que en el 100% de los casos el valor fue superior de 100%, lo anterior sucede porque la empresa está dejando gran parte de su financiación a terceros lo cual genera una carga de intereses elevada para la compañía y al parecer cuando estos pasivos se acuerdan a largo plazo es cuando tiene una incidencia en el modelo ya que como lo vimos anteriormente la razón pasivo corriente/ pasivo total no es determinante en el modelo.

UTILIDAD NETA

A pesar de que nuestra primera conclusión de la presente investigación es que la utilidad neta no es el mejor rubro para realizar una predicción de quiebra bajo el modelo de Altman, por la predictibilidad arrojada anteriormente y porque el hecho de que cuando una empresa muestra utilidad negativa durante un periodo no supone que este propensa a la quiebra, quisimos analizar como cambiaba el panorama con la nueva base de datos que cuenta con mayores observaciones de fracaso.

Análisis Preliminar de Resultados

Indicador	Resultados
Numero de observaciones en quiebra	1037
Numero de observaciones rentable	6633
Promedio predicción observaciones en quiebra	-0,0724859
Promedio predicción observaciones rentable	0,0112071
Punto Corte	-0,0001083
Numero de No Rentable	825
Numero de Rentables	212
Porcentaje de predicción quiebra	80%
Empresas rentables que aparecen quiebra	2928
Empresas rentables que aciertan	3705
Porcentaje de inconsistencia de rentables	44%

Para contrastar los resultados anteriores se decidió hacer una regresión utilizando la utilidad neta como predictor de quiebra, donde se caracterizó a las empresas con una utilidad menor a 0, como empresas en quiebra y a las empresas con utilidad neta superior a 0 como rentables los resultados fueron los siguientes:

- Según este análisis el porcentaje de predicción de empresas en quiebra es del 80% cuando se utiliza la utilidad neta como criterio de definición, siendo prácticamente el mismo que se obtuvo en el ejercicio previo.
- Como error tipo 2 o “falso negativo” el modelo se equivocó en las empresas rentables en un 44%. Es decir, se mantiene la conclusión de que la utilidad neta no es un buen indicador para predecir la quiebra de una empresa.

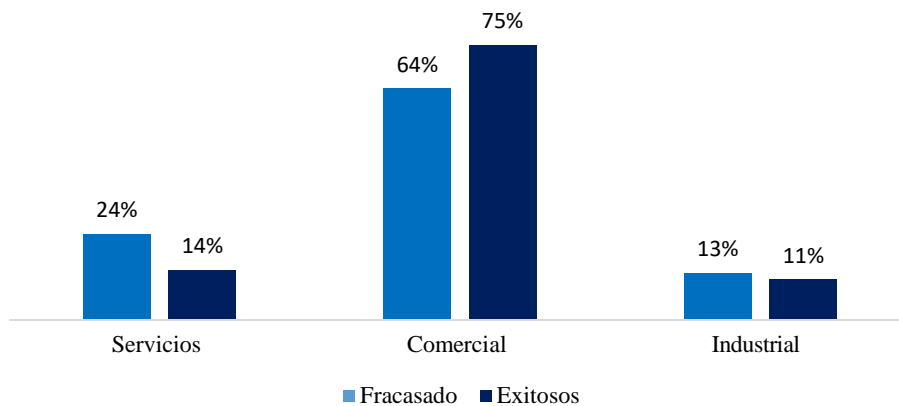
Cuando entramos a analizar la regresión múltiple encontramos que hay una variable menos significativa que la otras, dado que su *p-value* es mayor al 5%, en este caso es vuelve a ser el pasivo corriente / pasivo total, por tanto, esta variable debe ser cambiada por otro indicador. Con lo anterior es concluyente que este indicador no aporta bajo el modelo de Altman para predecir el fracaso de una empresa, ya sea que se evalué por el patrimonio o por la utilidad. (Ver Tabla 11)

Tabla 11- Probabilidad de cada variable

	<i>Probabilidad</i>
Intercepción	0
Working Capital/ Activos	3,79795E-62
Utilidad Operativa/ Activos	1,31343E-28
Patrimonio/ Pasivo	0,023959572
ROE	0,004553943
Pasivo Corriente/ Pasivo Total	0,115790369
Razón de Liquidez	3,33124E-07
Total Pasivo/ Total Activo	0,000490444

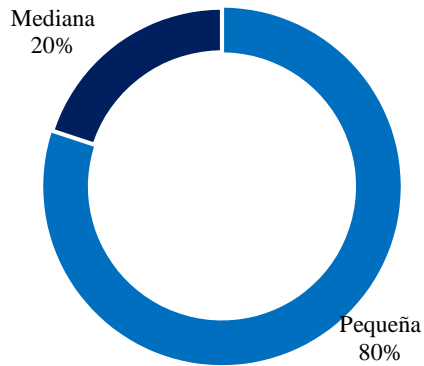
Cuando se revisó el porcentaje de fracaso o éxito en cada uno de los segmentos se encontró lo siguiente: El porcentaje de fracaso más elevado se sigue presentando en el segmento comercial, sin embargo como se mencionó previamente se explica por el tamaño de la muestra, a nivel del segmento servicios el porcentaje de fracaso disminuyó cuando se calculó con la utilidad neta respecto a cuándo se calculó con el patrimonio y el sector industrial cuando se realizó el cálculo con la utilidad neta presenta unos resultados más homogéneos.

Gráfica 21- Porcentaje fracaso o exitoso en cada segmento



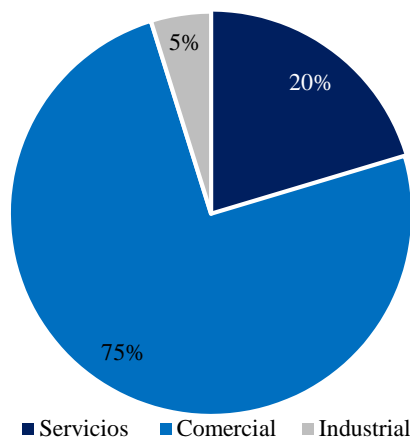
Al analizar el porcentaje de fracaso por tamaño de las compañías se encontró que de toda la muestra analizada y de las 1.037 empresas que fracasaron bajo el modelo de Altman las que más fracasaron fueron las pequeñas en un 80% de los casos, siendo más bajo que cuando se realizó el análisis con el patrimonio. (Ver Gráfica 22).

Gráfica 22- Distribución de fracaso por tamaño

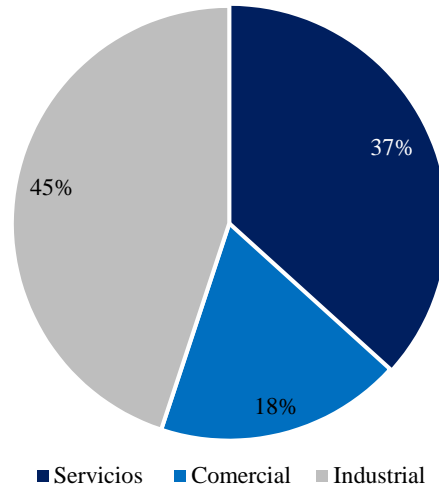


Por último, queremos revisar como quedo repartida la muestra de las empresas por tamaño y sector y ver qué tan diferente fueron los resultados respecto a cuándo se evaluó por el lado del patrimonio. En el caso de las empresas pequeñas fracasadas el porcentaje principal sigue siendo en el segmento comercial (75%), lo cual es natural en el sentido que la base contiene mayores observaciones de este segmento. Para el caso de las empresas medianas el resultado si fue distinto a cuando se corrió el modelo por el lado del patrimonio dado que el mayor porcentaje de fracasos, fue en el segmento industrial, aunque en este caso los resultados fueron más homogéneos. Resulta interesante que después de analizar los resultados por utilidad y patrimonio el sector que menos fracaso presento es el industrial, sin embargo, en este sector según la encuesta de Confecámaras es donde los empresarios tienen una peor percepción.

Gráfica 23- Distribución de fracaso en pequeñas empresas por sector

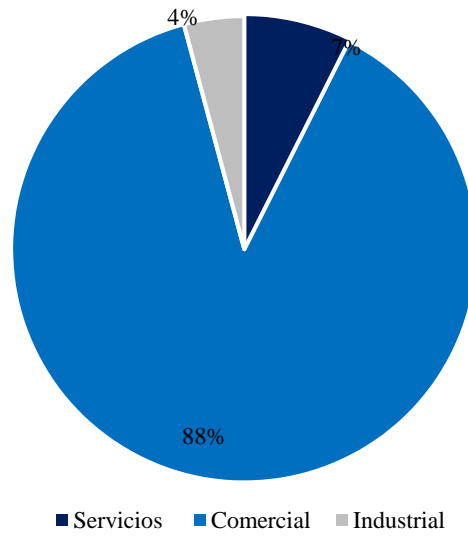


Gráfica 24- Distribución de fracaso en medianas empresas por sector

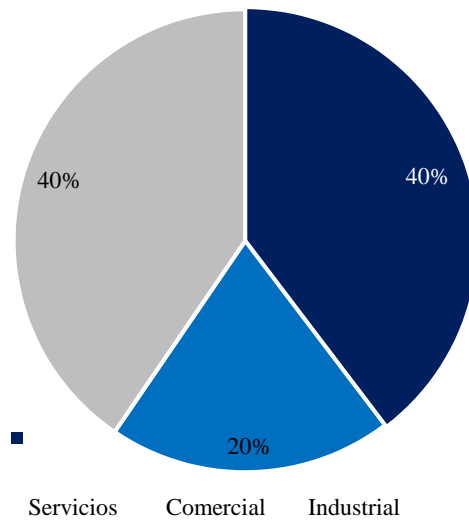


Respecto al éxito de las empresas al analizar por sector y tamaño se encontró que la concentración de comercial en empresas pequeñas disminuyó un poco, aunque sigue siendo el sector principal. Lo anterior se debe a la concentración de la data en este segmento, en el caso de las empresas medianas bajo el modelo de utilidad se encuentra que entre el segmento servicios e industrial se encuentra los mayores éxitos, siendo un resultado más diversificado respecto al ejercicio previo.

Gráfica 25- Distribución de éxito en pequeñas empresas por sector



Gráfica 26- Distribución de éxito en medianas empresas por sector



Resultados E-Views

A continuación, se realiza el análisis del segundo modelo utilizado para medir la predictibilidad de quiebra de las empresas PYMEs en Colombia.

PATRIMONIO:

Tabla 12: Salida E-views método *logit*

Dependent Variable: FRACASADA__1__NO_FRACASADA__0
 Method: ML - Binary Logit (Newton-Raphson / Marquardt steps)
 Date: 04/09/20 Time: 14:50
 Sample: 2014 2018
 Included observations: 7670
 Convergence achieved after 9 iterations
 Coefficient covariance computed using observed Hessian

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
WK_ACTIVOS	-1.507846	0.182893	-8.244419	0.0000
UTILIDAD_OPERATIVO_ACTIVOS	-0.880531	0.209988	-4.193239	0.0000
RELACION_PASIVO_CORRIENTE_PASI...	-0.067656	0.162527	-0.416277	0.6772
ROE	0.006074	0.004540	1.337828	0.1810
RAZON_DE_LIQUIDEZ_X_	0.001296	0.000371	3.489977	0.0005
PASIVO_ACTIVOS	5.156696	0.261920	19.68807	0.0000
C	-6.837817	0.255980	-26.71233	0.0000
McFadden R-squared	0.489746	Mean dependent var		0.057497
S.D. dependent var	0.232804	S.E. of regression		0.136539
Akaike info criterion	0.226361	Sum squared resid		142.8613
Schwarz criterion	0.232699	Log likelihood		-861.0948
Hannan-Quinn criter.	0.228535	Restr. deviance		3375.159
Restr. log likelihood	-1687.580	LR statistic		1652.970
Avg. log likelihood	-0.112268	Prob(LR statistic)		0.000000
Obs with Dep=0	7229	Total obs		7670
Obs with Dep=1	441			

Al analizar la salida de datos podemos interpretarlos de 3 maneras distintas. La primera es revisando la probabilidad de cada una de las variables independientes, en donde podemos evidenciar que el capital de trabajo/activo, utilidad operacional/activos, razón de liquidez y los pasivos/ activos, son variables significativas con un nivel de confianza del 95% lo que quiere decir que son importantes para la predictibilidad y que afectan los resultados. Por otro lado, dos de los indicadores no son significativos sobre la variable dependiente, el ROE y el pasivo corriente/ pasivo total.

Otra manera de interpretar este modelo es por medio de los signos que cada uno de los coeficientes arroja, antes de analizar los signos se debe tener en cuenta que la función logística puede ser expresada como una función lineal:

$$\ln\left(\frac{Y_i}{1-Y_i}\right) = \ln(e^{\alpha+\beta x_i}) = \alpha + \beta X_i$$

Por lo que la interpretación del coeficiente estimado se realiza de la siguiente manera:

El signo del coeficiente indica la dirección en que se mueve la probabilidad al aumentar la variable explicativa y para comprobar la significatividad estadística de los parámetros estimados, se define que la hipótesis nula de los parámetros sea 0.

$$H_0 = \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$$

Lo que significa que, si el signo del coeficiente es positivo, la probabilidad de la variable tienda a 1, es decir a fracasar, por el otro lado cuando el signo del coeficiente es negativo este mismo tiende a 0 lo que quiere decir que la empresa no fracase.

Teniendo en cuenta lo anterior los coeficientes de capital de trabajo/ activos, la relación pasivo corriente/ pasivo total, utilidad operativa/activos son variables con probabilidad que tiendan a 0, es decir que si la empresa gestiona bien estas variables son propensas a que la empresa sea rentable. En cuanto a los coeficientes positivos encontramos los indicadores del ROE y pasivos/activos y razón de liquidez, que indican que si no se gestionan bien estas variables la empresa puede quebrarse.

Por último, analizamos el McFadden R. squared (Bondad de ajuste), el R^2 que es un valor que oscila entre 0 y 1. Por medio de este estadístico se ve la relación entre el logaritmo de la función de verosimilitud del modelo estimado con todas las variables explicativas (independientes), en el que los valores de todos los parámetros, excepto el de la constante, son cero.

$$\text{Esta variable se define como: } R^2 = \frac{\# \text{ de predicciones correctas}}{\# \text{ total de observaciones}}$$

Como resultado del presente trabajo este valor es de 0.489746. Mc Fadden menciona que un modelo cuyo valor se encuentra entre 0 y 0,5 esta correcto y entre más cercano a 0,5 mucho mejor, en este caso tenemos un buen modelo según este indicador.

Para poder conocer si el modelo es factible de análisis se debe realizar la estimación de la predicción del modelo por medio del *expectation prediction evaluation for binary specification*, donde se puede evidenciar la certeza de lo que se calculó en base al no fracaso o fracaso.

Tabla 13: Estimación de la predicción

Expectation-Prediction Evaluation for Binary Specification
Equation: UNTITLED
Date: 04/09/20 Time: 14:54
Success cutoff: C = 0.5

	Estimated Equation			Constant Probability		
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total
P(Dep=1)≤C	7223	201	7424	7229	441	7670
P(Dep=1)>C	6	240	246	0	0	0
Total	7229	441	7670	7229	441	7670
Correct	7223	240	7463	7229	0	7229
% Correct	99.92	54.42	97.30	100.00	0.00	94.25
% Incorrect	0.08	45.58	2.70	0.00	100.00	5.75
Total Gain*	-0.08	54.42	3.05			
Percent Gai...	NA	54.42	53.06			

	Estimated Equation			Constant Probability		
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total
E(# of Dep=0)	7046.45	182.55	7229.00	6813.36	415.64	7229.00
E(# of Dep=1)	182.55	258.45	441.00	415.64	25.36	441.00
Total	7229.00	441.00	7670.00	7229.00	441.00	7670.00
Correct	7046.45	258.45	7304.91	6813.36	25.36	6838.71
% Correct	97.47	58.61	95.24	94.25	5.75	89.16
% Incorrect	2.53	41.39	4.76	5.75	94.25	10.84
Total Gain*	3.22	52.86	6.08			
Percent Gai...	56.08	56.08	56.08			

*Change in "% Correct" from default (constant probability) specification
**Percent of incorrect (default) prediction corrected by equation

Como resultado podemos ver que el total de porcentajes aciertos es de 97,30%, y que hay 54,42% de aciertos cuando la variable dependiente toma Y=1 y 99,92% cuando la variable dependiente toma Y=0.

UTILIDAD NETA

Tabla 14: E-Views - Variable dependiente y variables independientes

Workfile: BASES - (c:\users\aaordone\documents\bases.wf1)

View Proc Object Save Snapshot Freeze Details+/- Show Fetch Store Delete Genr Sam

Range: 2014 2018 x 2572 -- 7670 obs Filter: *

Sample: 2014 2018 -- 7670 obs Order: Name

<input checked="" type="checkbox"/>	activos	<input checked="" type="checkbox"/>	pasivo_corriente
<input checked="" type="checkbox"/>	activos_corrientes	<input checked="" type="checkbox"/>	pasivo_no_corriente
<input checked="" type="checkbox"/>	activos_no_corrientes	<input checked="" type="checkbox"/>	patrimonio
<input checked="" type="checkbox"/>	ano	<input checked="" type="checkbox"/>	patrimonio_pasivos
<input type="checkbox"/>	auditado	<input checked="" type="checkbox"/>	razon_de_liquidez_x_
<input type="checkbox"/>	c	<input checked="" type="checkbox"/>	relacion_activos_patri...
<input checked="" type="checkbox"/>	capital_de_trabajo	<input checked="" type="checkbox"/>	relacion_pasivo_corrie...
<input type="checkbox"/>	ciudad	<input checked="" type="checkbox"/>	resid
<input type="checkbox"/>	compania	<input checked="" type="checkbox"/>	roa
<input type="checkbox"/>	consolidado	<input checked="" type="checkbox"/>	roa_operativo
<input checked="" type="checkbox"/>	costo_de_ventas	<input checked="" type="checkbox"/>	roe
<input checked="" type="checkbox"/>	dateid	<input checked="" type="checkbox"/>	rotacion_de_activos_x_
<input checked="" type="checkbox"/>	fracasada__0__no_f...	<input checked="" type="checkbox"/>	rotacion_del_capital_d...
<input type="checkbox"/>	fuelle	<input checked="" type="checkbox"/>	utilidad_neta
<input checked="" type="checkbox"/>	margen_netoo	<input checked="" type="checkbox"/>	utilidad_operativa
<input checked="" type="checkbox"/>	margen_operacional_...	<input checked="" type="checkbox"/>	utilidad_operativo_ac...
<input checked="" type="checkbox"/>	pasivo	<input checked="" type="checkbox"/>	ventas_netas
<input checked="" type="checkbox"/>	pasivo_patrimonio	<input checked="" type="checkbox"/>	wk_activos
<input checked="" type="checkbox"/>	pasivo_activos		

< > Bases New Page

Tabla 15: Salida E-Views Método logit

Dependent Variable: FRACASADA__1__NO_FRACASADA__0
 Method: ML - Binary Logit (Newton-Raphson / Marquardt steps)
 Date: 04/09/20 Time: 15:08
 Sample: 2014 2018
 Included observations: 7670
 Convergence achieved after 8 iterations
 Coefficient covariance computed using observed Hessian

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
WK_ACTIVOS	-1.194743	0.113851	-10.49389	0.0000
UTILIDAD_OPERATIVO_ACTIVOS	-7.186691	0.350354	-20.51264	0.0000
ROE	-0.044463	0.024627	-1.805473	0.0710
RELACION_PASIVO_CORRIENTE_PASI...	0.097765	0.055267	1.768952	0.0769
RAZON_DE_LIQUIDEZ_X_	0.003404	0.001098	3.100484	0.0019
PATRIMONIO_PASIVOS	-0.002514	0.001238	-2.031494	0.0422
PASIVO_ACTIVOS	0.196152	0.124919	1.570230	0.1164
C	-1.518328	0.098224	-15.45781	0.0000
McFadden R-squared	0.233611	Mean dependent var		0.135202
S.D. dependent var	0.341962	S.E. of regression		0.281213
Akaike info criterion	0.609307	Sum squared resid		605.9147
Schwarz criterion	0.616551	Log likelihood		-2328.693
Hannan-Quinn criter.	0.611792	Deviance		4657.387
Restr. deviance	6077.054	Restr. log likelihood		-3038.527
LR statistic	1419.667	Avg. log likelihood		-0.303611
Prob(LR statistic)	0.000000			
Obs with Dep=0	6633	Total obs		7670
Obs with Dep=1	1037			

Aun siendo conscientes de que la utilidad neta no es el mejor predictor según Altman, decidimos realizar el ejercicio en E-Views con la intención de poder comparar resultados.

Al analizar la probabilidad de cada uno de los indicadores evidenciamos que solo el capital de trabajo/ activos, la utilidad operativa/activos, la razón de liquidez y el patrimonio/ pasivos son variables significativas con un nivel de confianza del 95%, dentro de las variables no significativas encontramos los siguientes indicadores: ROE, relación pasivo corriente/pasivo total y pasivo/activo; en comparación con el patrimonio encontramos que coinciden los resultados en que los indicadores ROE y la relación pasivo corriente/ pasivo total no son significativos para el modelo.

En cuanto a los signos de los coeficientes, los indicadores que tienen signo positivo son: pasivo corriente/pasivo total, razón de liquidez y pasivos/activos, lo que indica la probabilidad de que la variable tienda a 1, es decir que la empresa fracase. Por otro lado, los coeficientes negativos son los siguientes: capital de trabajo/activo, utilidad operacional/activos, ROE, y patrimonio /pasivo, lo que indica la probabilidad de que la empresa sea rentable.

Tabla 16: Estimación de la predicción

Expectation-Prediction Evaluation for Binary Specification
Equation: UNTITLED
Date: 04/09/20 Time: 15:16
Success cutoff: C = 0.5

	Estimated Equation			Constant Probability		
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total
P(Dep=1)≤C	6585	776	7361	6633	1037	7670
P(Dep=1)>C	48	261	309	0	0	0
Total	6633	1037	7670	6633	1037	7670
Correct	6585	261	6846	6633	0	6633
% Correct	99.28	25.17	89.26	100.00	0.00	86.48
% Incorrect	0.72	74.83	10.74	0.00	100.00	13.52
Total Gain*	-0.72	25.17	2.78			
Percent Gai...	NA	25.17	20.54			

	Estimated Equation			Constant Probability		
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total
E(# of Dep=0)	5987.33	645.67	6633.00	5736.20	896.80	6633.00
E(# of Dep=1)	645.67	391.33	1037.00	896.80	140.20	1037.00
Total	6633.00	1037.00	7670.00	6633.00	1037.00	7670.00
Correct	5987.33	391.33	6378.66	5736.20	140.20	5876.41
% Correct	90.27	37.74	83.16	86.48	13.52	76.62
% Incorrect	9.73	62.26	16.84	13.52	86.48	23.38
Total Gain*	3.79	24.22	6.55			
Percent Gai...	28.00	28.00	28.00			

*Change in "% Correct" from default (constant probability) specification
**Percent of incorrect (default) prediction corrected by equation

Por último, analizaremos el porcentaje de aciertos, donde podemos ver que la totalidad de porcentajes correctos es de 89,26% ,25,17% es el porcentaje de aciertos cuando la variable dependiente toma $Y=1$ y el 99,28% el porcentaje de aciertos cuando la variable dependiente toma $Y=0$

Conclusiones

1. La propensión del fracaso es mejor medirla a través del patrimonio y no de la utilidad neta, dado que el hecho de que una empresa presente utilidades negativas no la hace más propensa al fracaso, para el hecho de que el patrimonio sea negativo, si puede suponer varios años de pérdida por ejercicios anteriores.
2. La mayoría de empresarios creen que el endeudamiento es un factor que tiene bastante incidencia en determinar la quiebra o fracaso de una compañía, sin embargo, los resultados de los dos modelos, tomando como variables dependientes tanto el patrimonio como la utilidad mostraron que la razón pasivo corriente/ pasivo total no es un factor determinante.
3. Después de realizar el análisis de la muestra efectivamente se concluye que la mayoría de empresas que se crean en el Colombia pertenecen al sector comercio y la mayoría de fracasos se presentan en las empresas pequeñas.
4. El sector con mayor propensión al fracaso dentro de la muestra es el comercial y así mismo se comprueba que la mayor parte de éxitos en las empresas medianas se presenta en los sectores industriales.
5. Teniendo en cuenta los resultados de la Gran Encuesta Pyme sorprende que el sector que expreso una peor perspectiva sobre el futuro de las PYMES, fue el industrial sin embargo durante todo el ejercicio, tanto en la primera base como en la segunda fue el que tuvo el menor porcentaje de fracasos.
6. Al analizar los resultados se evidencia que la localización geográfica tiene cierta incidencia en la posibilidad de supervivencia de las empresas, ya que estadísticamente aquellos emprendimientos que se establecen dentro de un área metropolitana tienen más riesgo de fracasar que aquellos ubicados fuera de ella.
7. En la encuesta PYME los empresarios del sector servicios manifestaron que para ellos el endeudamiento no fue un problema, el 95% de los empresarios del sector servicios coincidieron en que le fue aprobado el crédito solicitado, sin embargo, resulta interesante que, al analizar los resultados, tanto en el primer ejercicio como en el segundo, las empresas del sector servicios son las segundas más fracasadas. Esto nos permite concluir que el acceso al crédito no es el factor principal por lo que las empresas fracasan en Colombia.
8. Muchos autores expresaron que las principales preocupaciones de los empresarios al verse inmersos en un proceso de restructuración es trabajar sobre el servicio de la deuda, sin embargo, dejan de lado el factor más importante que es garantizar la eficiencia operativa del negocio, al analizar los resultados del modelo se concluyó que en la mayoría de casos

las empresas que tiene propensión a fracasar bajo el modelo de Altman en un 82% de las veces presentaban problemas con la cuenta de utilidad operativa.

9. Se evidencia que la buena gestión de capital de trabajo es determinante para que una PYME no se quiebre, ya que cifras positivas permite tener una mayor liquidez y así mismo es un buen indicador para poder obtener fácilmente créditos bancarios, en los dos modelos utilizados se demostró que el indicador relacionado con capital de trabajo es una variable significativa dentro del análisis.
10. Teniendo en cuenta que cada uno de los modelos presenta ventajas y desventajas que se enumeran en la siguiente conclusión, se concluye que el modelo que más se ajusta para predecir la quiebra en una muestra depende del criterio del autor, sin embargo, para este caso en nuestra experiencia creemos que por tema de precisión e indicador de R2 y volúmenes de datos el modelo fue más preciso con la regresión logit.
11. En cuanto a los dos modelos utilizados en la siguiente tabla resaltamos las principales conclusiones:

Diferencias entre modelos		
Modelo	Ventajas	Desventajas
Altman	<ul style="list-style-type: none"> -Múltiples variables dependientes. -Tasa de errores reducidas. -Interpretación más sencilla entre diferencias entre grupos: cada función discriminante mide algo único y diferente. 	<ul style="list-style-type: none"> -Cada función discriminante debe seguir una distribución normal -Se asume que cada función discriminante debe tener igual dad de varianzas. -Se asume relaciones lineales entre variables. -Ninguna variable puede estar perfectamente relacionada con una combinación lineal de las otras variables.
Logit	<ul style="list-style-type: none"> -Los porcentajes de clasificación correcta son las elevados. -El porcentaje de aciertos de empresas fracasadas es altamente significativo. -Mejor nivel de predicción. -Al ser la variable dependiente dicotómica no necesitas que se cumpla el supuesto de normalidad. 	<ul style="list-style-type: none"> -El tamaño de muestra debe ser grande, ya que tiene como método de estimación la máxima verosimilitud.

12. A pesar de que para el presente documento se tomaron como indicadores de predicción aquellos que eran netamente financieros después de analizar estudios previos y desarrollar el presente trabajo somos conscientes de que también se deberían incluir ciertos factores cualitativos de las empresas como la experiencia del personal administrativo, la edad de la empresa y su etapa de maduración.

Bibliografía

- ACOPI (2019), Encuesta de desempeño empresarial cuarto trimestre 2019
file:///C:/Users/aaordone/Desktop/ENCUESTA-DE-DESEMPE%C3%91O-
EMPRESARIAL-CUARTO-TRIMESTRE-2019.pdf, recuperado 25 mayo
2018
- ANIF (2018), Gran Encuesta PYME Nacional, Recuperado el 08 de Abril de 2019,
<http://anif.co/publicaciones/observatorio-pyme/gran-encuesta-pyme>, recuperado
5 junio 2018
- ANIF (2018), La inclusión financiera de las MIPYME en Colombia,
[http://www.anif.co/Biblioteca/politica-fiscal/la-inclusion-financiera-de-las-
mipyme-en-colombia](http://www.anif.co/Biblioteca/politica-fiscal/la-inclusion-financiera-de-las-mipyme-en-colombia), recuperado 23 junio 2018
- ANIF (2018), Sector servicios desempeño reciente y perspectivas de las pymes en
Colombia, [http://www.anif.co/Biblioteca/pyme/sector-servicios-desempeno-
reciente-y-perspectivas](http://www.anif.co/Biblioteca/pyme/sector-servicios-desempeno-reciente-y-perspectivas), recuperado 23 junio 2019
- ANIF (2019), Gran Encuesta PYME Nacional I,
<http://anif.co/sites/default/files/publicaciones/anif-gep-nacional0819.pdf>,
recuperado 5 feb 2018
- ANIF (2019), Gran encuesta PYME Regional I
[http://anif.co/sites/default/files/encuestas_pyme/2019/08/anif-
gepregional0819.pdf](http://anif.co/sites/default/files/encuestas_pyme/2019/08/anif-gepregional0819.pdf), recuperado 6 feb 2018
- Altman, E.I (1968), "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of
Corporate Bankruptcy. Journal of Finance", 23, 589-609.
- Altman, E I. (1993), "Corporate financial distress and bankruptcy". 2 Ed., Wiley, New
York.7-23
- Ariel R. S, Porporato, (2008) "Corporate bankruptcy prediction models applied to
emerging economies: Evidence from Argentina in the years 1991- 1998",

International Journal of Commerce and Management, Vol. 17 Issue: 4, pp.295-311, <https://doi.org/10.1108/10569210710844372>, recuperado 8 marzo 2018

Balcaen & Ooghe.” 35 Years of Studies on Business Failure: An Overview of the Classic Statistical Methodologies and Their Related Problems “. British accounting review 38 (2006): 63–93.

Banco de la Republica de Colombia. Reporte de mercados financieros, cuarto trimestre 2012. Recuperado 12 junio 2018

Banco de la Republica de Colombia. (2014), Reporte de estabilidad Financiera, https://www.banrep.gov.co/sites/default/files/publicaciones/archivos/ref_sep_2014.pdf Recuperado 12 Junio 2018

Banco Interamericano de desarrollo (2017) Conoce por qué para el BID las PYMEs de América Latina y el Caribe están formadas por héroes y heroínas, recuperado Febrero 2019, Recuperado 5 mayo

Barnes, P. (1987),” the Analysis and Use of Financial Ratios: A Review Article”. Journal of Business Finance and Accounting, 14 Ed, 449-461.

Barona Zuluaga, B., Gómez Mejía, A., & Torres Salazar, J. H. (2006). La financiación de nuevas empresas en Colombia. Las experiencias y opiniones de una muestra de gerentes bancarios. 45-70.

Beaver, W (1967) “Financial Ratios as predictors of failure Empirical Research in Accounting”, Selected Studies, Chicago University, 71-111

Beaver, W. (1966), “Financial ratios as predictors of failure. Journal of Accounting Research” (Supplement), 4 Ed, 71-102.

Beaver, William H, Maureen F. McNichols and Jung-Wu Rhie. (2005). “¿Have financial statements become less informative? Evidence from the ability of

financial ratios to predict bankruptcy”. *Review of Accounting Studies*, 10 Ed, 93–122

Bilderbeek, J & Pompe, P (2005). “The Prediction of Bankruptcy of Small-and-Medium Sized Industrial Firms “. *Journal of Business Venturing*. Pag 847-868

Blum, M. (1974),” Failing company discriminant analysis”. *Journal of Accounting Research*, 12 Ed, 1-25.

Breen, J, Morrison, A, & Shammen Ali (2003). “Small Business Growth: Intention, Ability and Opportunity”. *Journal of small business management*. Global Perspective

Castillo Bonilla, J., & Girón, L. (2014). Cuantificación de la importancia del Fondo Nacional de Garantías en la movilización de créditos a las pymes. *ESTUDIOS GERENCIALES*, 18-24.

Chowdhury, M , Alam Zahurul & Arif Ifterhar (2013).” Success Factors of Entrepreneurs of Small and Medium Sized Enterprises: Evidence from Bangladesh”. *Macrothink Institute*.
<http://www.macrothink.org/journal/index.php/ber/article/view/4127>, recuperado 7 abril 2019

Ciampi, F., & Gordini, N. (2013). “Small enterprise default prediction modeling through artificial neural networks: An empirical analysis of Italian small enterprises”. *Journal of Small Business Management*, 51(1), 23-45.
<http://dx.doi.org/10.1111/j.1540-627X.2012.00376.x>. Recuperado 13 abril 2019

Confecámaras (2018), Informe de Dinámica Empresarial en Colombia año 2017, Recuperado el 19 de Abril de 2019, <http://www.confecamaras.org.co/cooperacion-y-competitividad/analisis-economico>. Recuperado el 21 de Abril de 2019

Confecámaras (2018), Nuevos hallazgos de la supervivencia y crecimiento de las empresas en Colombia, Recuperado el 21 de Abril de 2019.

http://www.confecamaras.org.co/phocadownload/2018/Cuadernos_An%C3%A1lisis_Econ%C3%B3mico/Cuaderno_demografia_empresarial/Cartilla17.pdf

Confecámaras (2019), Informe de dinámica empresarial en Colombia, primer trimestre del 2019, Recuperado el 21 de abril de 2019,

http://www.confecamaras.org.co/phocadownload/2019/Cuadernos_Analisis_Economicos/Dinamica_Creacion_Empresas_I_Sem_2019.pdf, Recuperado el 21 de abril de 2019.

Confecop (2019) Confederación de cooperativas, Decreto 957 del 2019,
<https://confecoop.coop/actualidad/actualidad-2019/el-ministerio-de-comercio-industria-y-turismo-emite-el-decreto-957-de-2019/>. Recuperado 5 mayo 2018

“Connect Camaras”, Recuperado el 20 de Abril de 2019,
<http://www.colombiacompetitiva.gov.co/prensa/2016/Paginas/BID-presenta-en-Colombia-plataforma-para-pymes-ConnectAmericas.aspx>. Recuperado 12 marzo 2018

Correa A.; Acosta, M. y González, A.L. (2003) “La insolvencia empresarial: un análisis empírico para la pequeña y mediana empresa”, Revista de Contabilidad, vol. 6, núm. 12, pp. 47-79.

Cortina & Moya, M, Análisis descriptivo de índices financieros y predicción de quiebra en las Sociedades Anónimas Chilenas. Tesis de Título, Pontificia Universidad Católica de Chile, Escuela de Ingeniería. Chile, 1980.

Cramer, JS “The origins of logistic Regression”, Faculty of economics, University of Amsterdam, and Tinbergen Institute, <https://papers.tinbergen.nl/02119.pdf>.
Recuperado 23 Abril 2018

DANE. Boletín Técnico PIB, II Trimestre de 2019
https://www.dane.gov.co/files/investigaciones/boletines/pib/bol_PIB_IITrim19_produccion_y_gasto.pdf. Recuperado 25 abril 2020

- Davidsson, P & Klofsten Magnus (2003). The Business Platform: Developing an Instrument to Gauge and to Assist the Development of Young Firms. 23-89
- Davydenko, S.A. (2007). When do firms default? A study of the default boundary. AFA 2009 San Francisco Meetings Paper; EFA 2005 Moscow Meetings Paper; WFA 2006 Keystone Meetings Paper, August. Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=672343>. Recuperado 7 Mayo 2019
- Deakin, E. (1972) “A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure”, *Journal of Accounting Research*, vol. 10, núm. 1, Spring, pp. 167-179
- Ferrando, M. y Blanco, F. (1998) “La previsión del fracaso empresarial en la comunidad valenciana: aplicación de los modelos discriminante y logit”, *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. XXVII, núm. 95, abril-junio, pp. 499-540. Recuperado 3 mayo 2019
- Ferraro, C., Goldstein, E., Zuleta, L. A., & Garrido, C. (2011). Eliminando barreras: El financiamiento a las pymes en América Latina. *Coyuntura pyme 2011*, 1-213.
- Frank, Murray & Goyal, Trade Off and Pecking Order Theories of Debt (2007), *The Handbook of Empirical Corporate Finance*, Ed Espen Eckbo, Elsevier, Amsterdam. <https://ssrn.com/abstract=670543> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.670543>, Recuperado 6 abril 2019
- Gabás Trigo, F. (1990) *Técnicas actuales de análisis contable, evaluación de la solvencia empresarial*, Instituto de Contabilidad y Auditoría de Cuentas, Ministerio de Economía y Hacienda, Madrid.
- Gabrielsson, J., & Politis, D. (2012). Work experience and the generation of new business ideas among entrepreneurs: An integrated learning framework. *International Journal of Entrepreneurial Behaviour & Research*, 18(1), 48-74. <http://dx.doi.org/10.1108/13552551211201376>, Recuperado 5 mayo 2019

- Gaskill, L, Van Auken Howard & Manning Ronald. (2013). A FACTOR ANALYTIC STUDY OF THE PERCEIVED CAUSES OF SMALL BUSINESS FAILURE. <https://cemi.com.au/sites/all/publications/Gaskill%20van%20Auken%20and%20Manning%201993%20SME%20failur.pdf>. 18-32. Recuperado 3 mayo 2018
- Gedajlovic, E, Honig, Benson, Moore, C & Payne T (2013). Social Capital and Entrepreneurship: A Schema and Research Agenda. *Entrepreneurship: Theory and practice*. 4-89
- Gilbert, L.R., Menon, K. y Schwartz, K.B. (1990) Predicting Bankruptcy for Firms in Financial Distress», *Journal of Business, Finance and Accounting*, vol. 17, núm. 1, pp. 161-171.
- Gómez, M.A, Torre, J.M.: y Román, I. (2008), Análisis de sensibilidad temporal en los modelos de predicción de insolvencia: una aplicación a las PYMES industriales, *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. XXXVII, núm. 137, enero-marzo, pp. 85- 111.
- Gómez, M.E., Torre, J.M., & Román, I.M. (2008). Análisis de sensibilidad temporal en los modelos de predicción de insolvencia: una aplicación a las pymes industriales. *Revista Española de Finanzas y Contabilidad*, XXXVII, 58-111
- Goudie, A.W., 1987. Forecasting Corporate Failure: The use of discriminant analysis within a disaggregated model of the corporate sector. *J. Royal Statistical Soc. Series A (General)*, 150(1): 69- 81.
- Graham, J & Harvey C (2001). The theory and practice of corporate finance: evidence from the field, 187-243
- Graveline, J., Kokalari, M. (2008). "Credit risk", Working Paper, The Research Foundation of CFA Institute.5-9

- Gujarati. D, Dawn Porter “Econometría”
file:///C:/Users/aaordone/Downloads/Gujarati_-_Econometria_-_5ta_Edicion.pdf.pdf. Recuperado 12 marzo 2019
- Halabi, C & Lussier R. (2010). A Three-Country Comparison of the Business Success Versus Failure Prediction Model. *Journal of Small Business Management*. 5-89
- Harris, Milton & Raviv (1991) the theory of capital structure, *Journal of Finance* 46, 297-355.
- Hamilton, R & Dobbs M. (2007) Small business growth: Recent evidence and new directions. *International Journal of Entrepreneurial Behaviour & Research*. 7-214
- Hensher, David & Jones Steward (2007) Forecasting Corporate Bankruptcy: Optimizing the Performance of the Mixed Logit Model.
https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1007542. 241-364
- Hill, N.T., Perry, S.E. y Andes, S. (1996) «Evaluating Firms in Financial Distress: An Event History Analysis», *Journal of Applied Business Research*, vol. 13, núm. 13, pp. 60-71.
- Khalid Alkhatib (2011), Predicting Corporate Bankruptcy of Jordanian Listed Companies, *International Journal of Business and Management*, 6 Ed, 208-215.
- Kida, C.Y. (1998), Financial Ratios as Predictors of Bankruptcy in Japan: An Empirical Research. *Journal of Finance*, 123 Ed, 589-609.
- La republica (2019), Comercio fue el sector que más apporto a la creación de empresas, <https://www.larepublica.co/empresas/comercio-fue-el-sector-que-mas-aporto-a-la-creacion-de-empresas-en-2018-2818364>. Recuperado 4 abril 2018
- Lennox, C. (1999), Identifying failing companies: A re-evaluation of the logit, probit and MDA approaches, *Journal of Economics and Business*, 51 Ed, 347-364.

- Libby, R. (1975): Accounting ratios and the prediction of failure: Some behavioral evidence, *Journal of Accounting Research*, spring, p. 150-161
- Lizarraga Dallo F. (1995) “Información contable y fracaso empresarial: una contrastación de los resultados univariantes de Beaver con datos del Registro Mercantil”, VIII Congreso AECA: Internacionalización de la empresa: un desafío para el 2000, 27-29 septiembre, Sevilla, pp. 601-618
- Lussier, R. A Comparison of Business Success versus Failure Variables between U.S. and Central Eastern Europe Croatian Entrepreneurs. 56-89
- Maquiera, Preve, Allende (2012), *Theory and Practice of Corporate Finance, Evidence and Distinctive Features in Latin America*, Universidad Santo Tomas 1-52.
- Marais, M.; Patell, J. y Wolfson, M. (1984) “The Experimental Design of Classification Models: An Application of Recursive Partitioning and Bootstrapping to Commercial Bank Loan Classifications”, *Journal of Accounting Research*, vol. 22, núm. 1, pp. 87-118. (suplemento).
- Martinez, Elena (2008), *Logit como modelo de elección discreta: origen y evolución*
file:///C:/Users/aaordone/Downloads/Logit_Model_como_modelo_de_eleccion_discreta_orige.pdf. Recuperado 3 marzo 2018
- Mazzarol, T., Reboud, S., & Soutar, G. N. (2009). Strategic planning in growth oriented small firms. *International Journal of Entrepreneurial Behavior & Research*, 15(4), 320-345.
- Miller, Merton (1988, The Modigliani Miller Proposition after Thirty Years, *Journal of Economic Perspectives* 2, 99-120.
- Ministerio de Industria y Comercio, *Informe de Gestión 2018*, Recuperado el 21 de Abril de 2019,

<http://www.mincit.gov.co/CMSPages/GetFile.aspx?guid=ff7f4c9b-1a3c-43b2-bf1d-2f2dd43eb02f>. Recuperado 13 febrero 2018

Modigliani & Miller, (1958), The cost of Capital, Corporation Finance and The Theory of Investment, American Economic Review 48, 261-297

Mohamed, S., Li, A.J., and Sanda A.U. (2001), Predicting corporate failure in Malaysia: An application of the Logit Model to financial ratio analysis. Asian Academy of Management Journal, Ed 3, 99-118.

Myers (1984), The Capital Structure Puzzle, Journal of Finance 37, 575-592

Nam, J & Jinn T (2002). Bankruptcy Prediction: Evidence from Korean Listed Companies during the IMF Crisis. 56-128

Nur Adiana H.A., Halim A., Ahmad. HR.Rus. (2008). Predicting corporate failure of Malaysia's listed companies: comparing multiple discriminant analysis, logistic, and hazard model. International Journal of finance and economics, Ed 15, 100-120

Pickernell, D., Packham, G., Jones, P., Miller, C., & Thomas, B. (2011). Graduate entrepreneurs are different: ¿they access more resources? International Journal of Entrepreneurial Behaviour & Research, 17(2), 183-202.

<http://dx.doi.org/10.1108/13552551111114932>. Recuperado 6 Abril 2019

Pongsatit, Ramage & Lawrence, 1931, Bankruptcy Prediction for Large and Small Firms in Asia: A Comparison of Ohlson and Altman 1-13

Rijsdijk S & Rauch, A. The Effects of General and Specific Human Capital on Long-Term Growth and Failure of Newly Founded Businesses. Entrepreneurship Theory and practice. 23-98

- Romero F, Melgarejo, Z.A. y Vera, M.A. (2015). Fracaso empresarial de las pequeñas y medianas empresas (pymes) en Colombia. *Suma de Negocios*, 29-41.
https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3013685. Recuperado 5 marzo 2018
- Rubio Misas, M. (2008) “Análisis del fracaso empresarial en Andalucía. Especial referencia a la edad de la empresa”, *Cuadernos de CC.EE. Y EE.*, núm. 54, pp. 35-56.
- Saavedra G., María L y Hernández C., Yolanda. Caracterización e importancia de las MIPYMES en Latinoamérica. *Actualidad Contable FACES Año 11 N° 17*, Julio-diciembre 2008. Mérida. Venezuela. 122-134
- Shaike, M (2014) . A Business Success Versus Failure Prediction Model for Small Businesses in Israel. *Macrothink Institute*. 23-237
- Shumway, T. (2001), Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model. *Journal of Business*, 74 Ed, 101-124.
- Supersociedades. (2013) Informe comportamiento real de la economía, factores de éxito o fracaso en la aplicación de la ley 550 de 1999 estudio. (1-29),
https://www.supersociedades.gov.co/delegatura_aec/estudios_financieros/Documents/Otros%20Documentos%20de%20Inter%C3%A9s/Ley%20550%20de%2001999%20análisis%20y%20resultados%2010Sept2013.pdf. Recuperado 1 abril 2018
- Taffler, R. (1982). Forecasting company failure in the UK using discriminant analysis and financial ratio data. *Journal of the Royal Statistical Society*, 145, 342-358.
- Ohlson, J. (1980) “Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy”, *Journal of Accounting Research*, vol. 19, pp. 109-131
- Universidad Católica de Oriente. (2012), “Sectores productivos en Colombia”,
<http://www.uco.edu.co/ova/OVA%20Economia%20Colombiana/Objetos%20in>

formativos/Unidad%201/2.%20SECTORES%20PRODUCTIVOS%20EN%20COLOMBIA.pdf. Recuperado 6 mayo 2019

Zavgren, C. V. (1985). Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms. *Journal of Business and Accounting*, 12(1), 19-45.

Zingales, L & Rajan Raghuram (1995). What Do We Know about Capital Structure? Some Evidence from International Data.
<https://www.jstor.org/stable/2329322?seq=1>. Recuperado 23 marzo 2018

Zulkarnain, M & Yusu, K (2004) Prediction of Corporate Financial Distress: Evidence from Malaysian Listed Firms during the Asian Financial Crisis. Recuperado 7 Mayo 2019