



MAESTRÍAS

ADMINISTRACIÓN DE
EMPRESAS

PROYECTO DE GRADO



unab
Universidad Autónoma de Bucaramanga

POSGRADOS

Análisis financiero para la predicción de quiebra empresarial, en el sector de la construcción en Colombia

Cristian Camilo Rincón Moreno
Erinson Octavio Rodríguez Vargas

Directora:
PhD Nydia Marcela Reyes Maldonado

Facultad de Ciencias Económicas, Administrativas y Contables
Maestría en Administración de Empresas

Problema

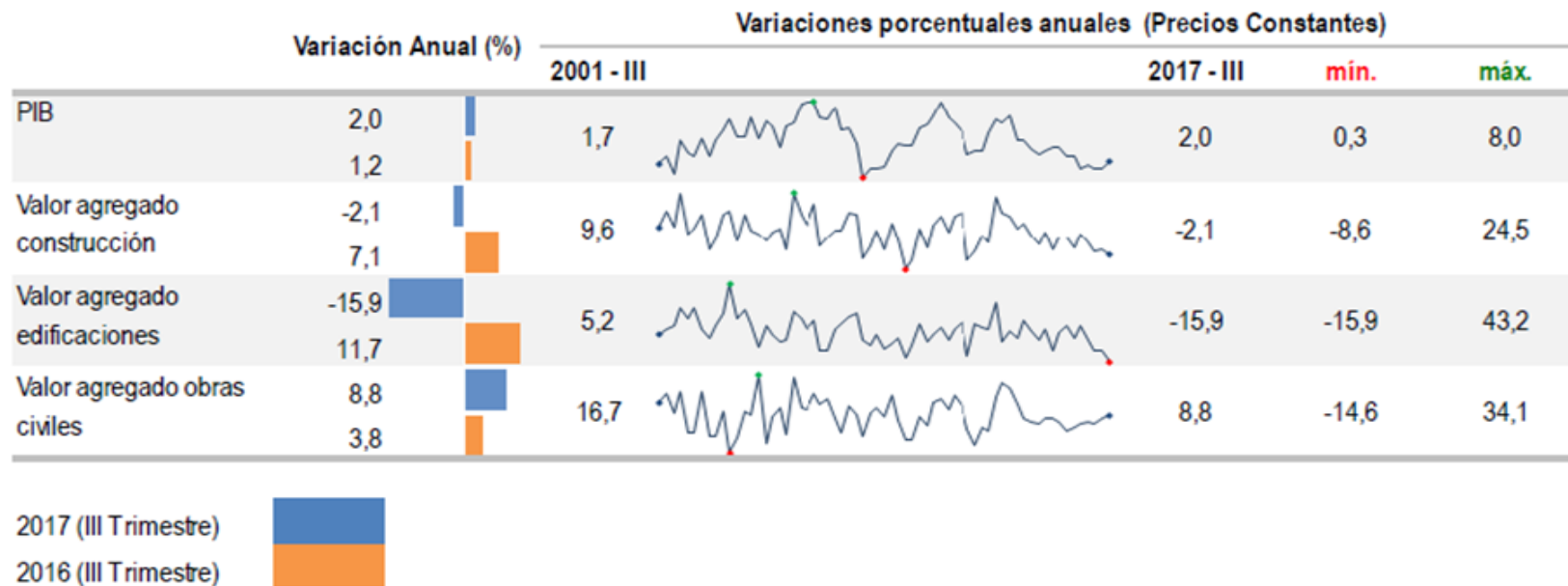
1. Quiebra empresarial en Colombia

“En cesación de pagos con concurso preventivo o pérdidas que absorben sus ganancias o capital” (Caro, Díaz, & Porporato, 2013).

Reorganización empresarial	→	2017= 358 empresas 2007= 8 empresas	↑ 4475%
Liquidación judicial	→	2017= 148 empresas 2007= 34 empresas	↑ 435,3%
Acuerdo de reestructuración	→	2017= 0 empresas 2007= 35 empresas	

Fuente: Tomada de la Superintendencia de Sociedades (2018)

2. Sector de la construcción en Colombia



Fuente: Tomada de las cuentas trimestrales expuestas por el DANE (2018)

Pregunta problema



¿Qué variables financieras deben tener en cuenta las empresas pertenecientes al sector de la construcción en Colombia, para evitar una quiebra empresarial?

Objetivos

Objetivo general

Determinar los factores de la quiebra empresarial en el sector de la construcción en Colombia, mediante análisis de indicadores financieros, para la comparación entre empresas financieramente viables y las que están en crisis.



Objetivos específicos

- ✓ Establecer los modelos e indicadores que se utilizarán en el estudio propio, por medio de estudios de quiebras similares y relacionadas.
- ✓ Seleccionar muestras de empresas constructoras colombianas en buena situación financiera vs empresas en situación de crisis empresarial.
- ✓ Identificar las principales diferencias entre las muestras de empresas financieramente solventes y las empresas en situación de crisis.

Estado del arte

Estudios Univariados

Año de estudio	Autores	País	Muestra de empresas	Periodo de análisis	Ratios significativos	Resultados
1932	Fitzpatrick	E.E.U.U	19 sanas y 19 fracasadas	1920-1929	Rentabilidad del patrimonio y endeudamiento	Analizaron las tendencias de 13 ratios, a través de un lapso de 3 a 5 años
1936	Winakor & Smith	E.E.U.U	183 con dificultades	1921- 1931	Liquidez	Se centraron en 21 ratios financieros para estudiar la tendencia de sus medias con anterioridad a la quiebra de 1931
1942	Mervin	E.E.U.U	939 entre sanas y fracasadas	1926-1936	Liquidez y endeudamiento	Encontraron una serie de ratios más sensibles para predecir la quiebra, hasta 4 o 5 años antes de que se produjera

Fuente: Elaboración a partir de Ibarra (2001)

Técnicas Multivariantes

Año	Autores	Aplicación	Modelo/factores	Resultados
1968	Altman	Empresas manufactureras	Análisis discriminante multivariante	Precisión del modelo para mantener la muestra 79%
1970	Meyer & Pifer	Bancos	Logit	Bancos fracasados 67% a 100%, Bancos No fracasados 55% a 89%
1973	Altman	Ferrocarriles	Análisis discriminante lineal	Precisión del modelo para mantener la muestra 83 %
1976	Tisshaw	Empresas privadas de manufactura del Reino Unido	Análisis discriminante multivariante	Empresas fracasadas: 97%, Empresas No fracasadas: 97%
1980	Dambolena & Khoury	General	Análisis discriminante lineal	Empresas fracasadas; 66% a 91%, Empresas No fracasadas: 75% a 100%
1984	Zmijewsk	General	Análisis Probit	Empresas fracasadas; 20%, Empresas No fracasadas; 99,5%
1984	Takahashi, Kurukawa, & Watase	Empresas japonesas	Análisis discriminante multivariante	Empresas fracasadas; 100%, Empresas No fracasadas; 53% a 75%

Año	Autores	Aplicación	Modelo/factores	Resultados
1990	Gilbert, Menon, & Schwartz	General	Logit	Empresas fracasadas; 29,2% a 62,5%, Empresas No fracasadas; 90,6% a 97,9%
1995	Rujoub, Cook, & Hay	General	Análisis discriminante multivariante	Empresas fracasadas; 45% a 82%, Empresas No fracasadas; 52% a 100%
1996	Serrano C.	General	Redes neuronales	Precisión del modelo para mantener la muestra 83,6%
1999	Zhang, Hu, Patuwo, & Indro	Empresas manufactureras	Logit	Empresas fracasadas; 74% a 79%, Empresas No fracasadas; 78% a 81%
2002	Patterson	Casinos	Análisis discriminante multivariante	Empresas fracasadas 100%, Empresas no fracasadas 89%
2003	Gaeremynck & Willekens	Belga Privado	Análisis Logit	Precisión del modelo 72,4%
2013	Gill de Albornoz & Giner	Empresas de construcción en España	Análisis Logit	El error total de clasificación es mayor en la estimación específica (45%) que en la general (33%)
2017	Caro, Arias, & Ortiz	Empresas de Argentina, Chile y Perú	Modelos logísticos mixtos	Clasificación correcta superior a 80%

Fuente: Bellovary, et al. (2007) y elaboración propia

Estudios recientes en Latinoamérica

Año	Autores	País	Sector	Aplicación	Modelos utilizados
2016	Girón, Villanueva & Armas	Ecuador	Economía General	Determinantes de la quiebra empresarial en las empresas ecuatorianas en el año 2016	Método de regresión logística
2017	Vallejo, Henry & Cherrez	Ecuador	Consumo Masivo	Riesgo de quiebra en supermercados ecuatorianos	Análisis discriminante
2017	Guzmán, Rody	Ecuador	Sector financiero	Modelo Estocástico de cadenas de Markov ocultas para el problema de quiebra de las empresas ecuatorianas, en un sector específico de la economía ecuatoriana.	Análisis discriminante

Fuente: Elaboración propia, a partir de estudios previos.

Estudios de predicción de quiebra en la construcción

Año	Autor	País	Variables utilizadas	Técnicas	Resultados
1988	Roozbeh Kangari	USA	Variables no especificadas	Regresión Múltiple y Regresión lineal Z-score	El análisis mostró que el número de fallos anuales en la industria aumento un 484% desde 1978 hasta 1986. La tasa de fracaso ha aumentado de 22 por 10,000 a 107 por 10.000, o un aumento del 386% de 1978 a 1986.
1993	D. Langford , R. lyagba & D. M. Komba	Reino Unido	Capital de trabajo, activos totales, ganancias retenidas, ganancias antes de intereses, ventas, liquidez, pasivos corrientes, patrimonio.	Análisis de proporciones y Puntuación z	Se utilizaron dos técnicas de predicción, analizando 3 empresas constructoras del Reino unido y comparándolas entre sí
1994	Graham Hall	Reino Unido	Asistencia externa, motivación, planificación, gestión de estrategias, mercadeo, gestión financiera.	Regresión logit	El modelo comprueba la conexión directa que hay entre el tamaño de las empresas y la supervivencia en el sector.
1995	Adnan Fadhil Abidali a & Frank Harris	Reino Unido	Ganancias antes de impuestos, Activos netos, Patrimonio, Pasivo corriente, Capital neto, Activos	Puntuación Z	El modelo permite predecir hasta 3 años antes de la quiebra en el sector, si se implementan las técnicas recomendadas.
2000	David Arditi, almula Koksai, Serdar Kale	USA	insuficiente ganancias, gastos operativos pesados, insuficientes capital, deuda institucional onerosa, cuentas por cobrar. Cuestiones de capital humano / organizacional	Matriz de Entorno	Las causas del fracaso en el período de 5 años (1989-93) se encuentran en los cuadrantes interno-administrativo y externo-estratégico. Estos dos cuadrantes representan 67.73% y 25.73%, respectivamente, de todas las razones.

Año	Autores	País	Variables utilizadas	Técnicas	Resultados
2008	Oleg Kapliński	Polonia	Variables no especificadas	Puntuación z	Lo que genera la situación crítica y la insolvencia de las empresas del sector construcción son razones, que suelen operar en grupos y se pueden categorizar en externos e internos
2010	James M.W. WONG Y S. Thomas NG	Hong Kong	Variables no especificadas	Logit, Análisis discriminante Múltiple, Z – Score	Este documento proporciona un informe provisional sobre una investigación en curso sobre la predicción de fallas empresariales en construcción.
2013	Horta, I. M., & Camanho, A. S.	Portugal	Rendimiento de ventas, de activos, de capital, liquidez y capital de trabajo.	Regresión logística	Se implementa el modelo con variables de desempeño financiero y variables estratégicas para determinar la predicción del fracaso empresarial.
2013	Belén Gill de Albornoz y Begoña Giner	España	Rentabilidad, endeudamiento, cobertura de intereses, liquidez	Impulso	El análisis realizado también sugiere que un modelo de predicción de quiebra no es necesariamente adecuado para todo tipo de empresas.
2014	Junyoung Heo, Jin yong yang	Korea	Ganancias antes de intereses e impuestos, Activos totales, Capital de trabajo, Ventas, Activos corrientes, Pasivos corrientes, Efectivo, / Activos totales	Redes Neuronales artificiales Árbol de Decisiones , Z- Score	Encontraron a partir de los resultados de la investigación que los algoritmos basados en el aprendizaje de máquinas de soporte vectorial, muestran una capacidad predictiva mucho mayor que la puntuación Z de Altman. Este estudio demostró la utilidad del modelo de predicción de quiebra que utiliza Ada Boost en la industria de la construcción.

Año	Autores	País	Variables utilizadas	Técnicas	Resultados
2014	Rosvydas Marcinkevius, Rasa Kanapickiene	Lituania	Variables no especificadas	Modelo Altman, Modelo Springate, Modelo de Taffler y Tisshaw, Modelo Chesser, Modelo Zavgreen	El modelo de predicción de bancarrota menos preciso es el modelo de Taffler y Tisshaw. la probabilidad de quiebra precisión: 42.99% según el modelo de Taffler & Tisshaw, 74.47% según el Modelo Altman, 86,94% según el modelo Springate, 92,70% según el modelo Chesser.
2016	Laura Muñoz Díaz	España	ROCE, ROE, ROA, Flujo de caja/ingresos de explotación, Margen EBITDA ,Ratio de Liquidez, Intereses de Cobertura, Coeficiente de Solvencia, Apalancamiento Financiero, Ingresos de explotación/empleado.	Método análisis Logit Y Probit	El análisis que se ha realizado en este trabajo posee resultados muy débiles por todas las limitaciones y principalmente por la muestra de empresas tomada. Hay que tener en cuenta que existen otros factores importantes en el fracaso empresarial de las empresas que no se está teniendo en cuenta en este trabajo, además de la existencia, cada vez mayor, de cuentas anuales maquilladas que hacen que estos modelos estadísticos pierdan su validez y duden de la fiabilidad de las muestras que se toman para realizar dichos análisis.
2016	Gallardo Lagos Víctor, Garrido Rivera Roberto	Chile	Tamaño, Pasivos Totales, Activos Totales, Capital de Trabajo, Solvencia, EBIT / Activos Totales, Rentabilidad, I, Tipo de mandante o pagador, Tipo de construcción, Administración financiera.	Modelo Logit Ohlson	Se logra evidenciar que el modelo original obtuvo una buena predicción sobre las empresas que ya estaban quebradas, por lo tanto se determina que el modelo Logit es un buen predictor de quiebra para las empresas constructoras

Fuente: Elaboración propia, a partir de estudios previos

Hipótesis

Con la investigación se pretende afirmar o rechazar que:

- ✓ Se puede predecir la bancarrota de empresas del sector de la construcción en Colombia, mediante técnicas multivariantes, que determinan las variables que predominan en el avance económico del sector.



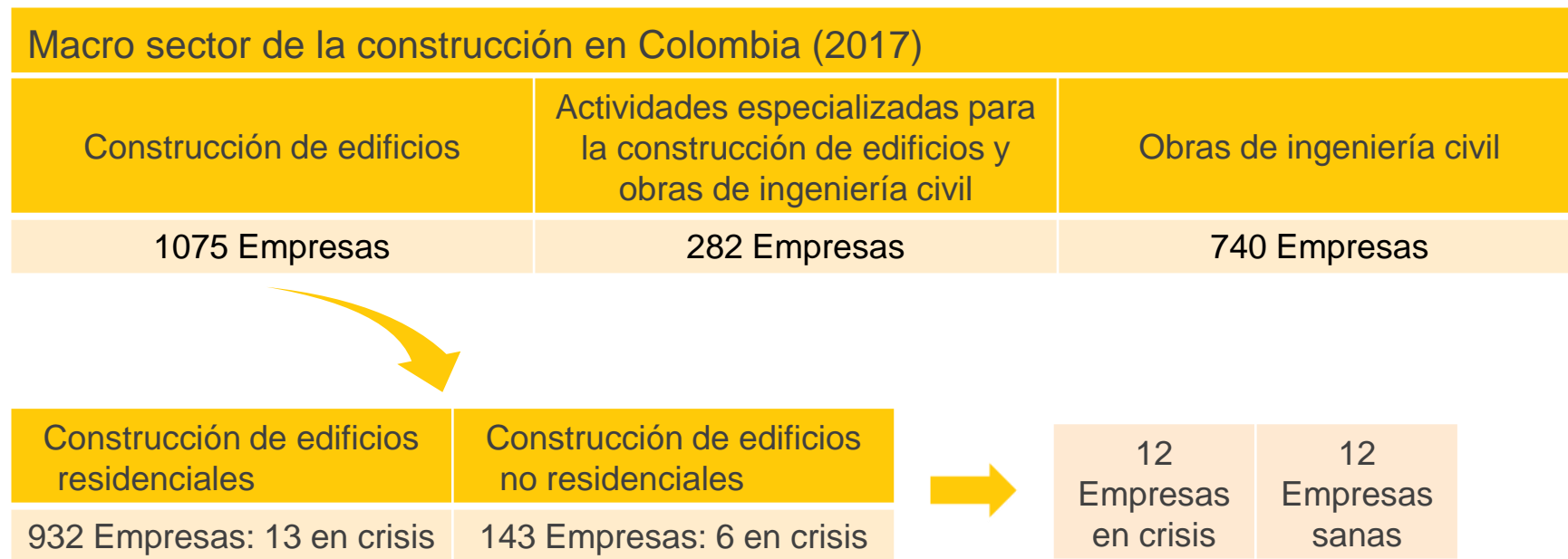
Metodología

- Método de investigación

La investigación es de carácter cuantitativa, ya que se basa en comprobar teorías que se establecen previamente y se fundamentan en análisis numéricos que describen el comportamiento de variables.

La técnica utilizada corresponde a estudios descriptivos-explicativos, ya que permite exponer los diferentes fenómenos que se pueden presentar si se aplican los modelos multivariantes establecidos.

- Población y muestra



Fuente: Elaboración propia a partir del PIE (2017)

Instrumentos de recolección de datos

Portal de información empresarial de la superintendencia de sociedades

Procedimientos de aplicación de los instrumentos

- Manipulación de datos con el software SPSS
- Una vez escogidas las empresas que están en crisis, las que están con buena salud financiera y las variables a analizar, se comparan los promedios de cada variable como punto de partida

Análisis de datos

- Análisis univariante
- Técnica multivariante discriminante

Resultados obtenidos - 1. Análisis estadístico

TIPO DE EMPRESAS	EMPRESAS	ROCE %	ROA %	ROE %	Margen EBITDA	Intereses de cobertura	Liquidez	Solvencia	Nivel de endeudamiento	Autofinanciación	Endeudamiento	Estado
EMPRESAS EN CRISIS	1	-38,93	-13,20	-4,85	-154962	-154962	0,16	0,27	-136,77	-0,13	0,00	0
	2	-26,05	-5,11	-7,14	-41569	-41569	2,42	3,52	0,40	-0,05	0,00	0
	3	0,40	0,20	0,59	0,20	1844,00	4,68	0,75	-393,32	0,00	0,00	0
	4	-1,36	-10,61	-0,93	-46224	-46224	0,02	0,08	-108,76	-0,11	0,00	0
	5	2,04	0,53	2,08	0,04	1,09	4,82	1,34	293,91	0,01	0,01	0
	6	13,85	2,66	4,78	0,26	57,44	2,54	2,26	79,50	0,03	0,36	0
	7	-0,04	-0,07	-1,03	0,09	0,06	0,23	1,07	1411,46	0,00	0,00	0
	8	-11,67	-0,40	-8,96	-0,11	-23,37	0,96	1,05	2134,34	0,00	0,00	0
	9	-1,86	-2,13	-5,86	-1,00	-579,78	19,38	1,57	175,47	-0,02	0,01	0
	10	0,60	0,40	0,59	0,03	1,07	1,92	3,06	48,48	0,00	0,00	0
	11	0,26	0,05	0,00	0,54	15073,00	36,58	1,51	195,48	0,00	0,00	0
	12	-505,80	-67,14	-71,97	-0,82	-8238722	0,79	0,52	-207,19	-6,71	0,00	0
EMPRESAS ACTIVAS	13	2,30	2,00	4,50	0,00	43,80	20,70	180,00	128,10	0,02	0,00	1
	14	13,50	-4,80	-7,50	-70,00	6,18	0,04	2,70	56,50	-0,04	0,00	1
	15	25,40	9,60	17,70	15,20	17,54	2,30	2,20	83,10	0,09	0,47	1
	16	1,10	-0,05	-94,50	-2,10	0,00	0,16	1,00	83820,32	0,00	0,00	1
	17	-1,80	-0,06	-11,70	-0,06	0,00	1,00	1,00	17201,83	0,00	0,01	1
	18	27,20	52,80	1,70	47,70	8,29	3,00	1,03	3189,82	0,12	1,32	1
	19	-2,90	-2,05	-151,60	-99,50	8,53	3,20	1,00	7269,15	0,02	4,63	1
	20	277,00	37,00	333,00	74,70	20,77	1,50	1,10	801,40	0,37	2,46	1
	21	18,20	16,60	18,20	8,20	34,92	11,40	11,40	9,57	0,17	8,39	1
	22	35,51	11,70	11,70	22,77	2,10	1,51	1,14	685,49	0,12	9,71	1
	23	224,30	142,70	229,90	78,40	0,00	2,70	2,63	61,14	1,43	0,19	1
	24	216,00	11,90	73,10	43,85	30,61	1,09	1,19	510,83	0,12	2,41	1

VARIABLES FINANCIERAS	Fórmula	Descripción
ROCE	$ROCE = (EBIT / \text{Capital empleado}) \times 100$	Retorno de capital invertido, permite saber la capacidad de la empresa en generar dinero en base al capital que dispone. El ROCE es la principal medida de eficiencia cuando una compañía utiliza todo el capital disponible para generar beneficios adicionales. Entre mayor sea el porcentaje ROCE quiere decir que se ha invertido con mayor eficiencia el capital.
ROA	$ROA = (\text{Beneficio Neto} / \text{Activos totales}) \times 100$	Retorno sobre activos, mide el beneficio que genera la inversión en los activos totales de una empresa, esto proporciona una visión clara sobre la rentabilidad que la empresa es capaz de obtener de sus activos, también se define como una medida de lo capaz que es la empresa en traducir la inversión en ingreso neto.
ROE	$ROE = (\text{Beneficio Neto} / \text{Patrimonio total}) \times 100$	Rentabilidad financiera, mide la rentabilidad que genera una empresa sobre sus fondos propios. muestra si la empresa es eficaz transformando el efectivo en mayores ganancias y crecimiento para la empresa e inversores. Cuanto mayor sea el rendimiento del capital, más eficientes serán las operaciones de la empresa que hagan uso de esos fondos.
Margen EBITDA	$\text{El margen EBITDA} = (\text{EBITDA} / \text{Ventas})$	Este es un indicador de desempeño operacional, que permite ver la eficiencia de los ingresos por ventas generados, indica cuántos pesos de resultados antes de intereses, impuestos, depreciación, amortización e ítems extraordinarios fue posible que la empresa generara por cada peso de ventas realizado.

Variables financieras	Fórmula	Descripción
Cobertura de intereses	$\text{Cobertura de intereses} = \frac{\text{Utilidades antes de intereses e impuestos}}{\text{Gastos Financieros}}$	Permite evaluar el equilibrio de los flujos de caja generados por la empresa para atender sus obligaciones financieras, es muy útil para conocer el grado de apalancamiento financiero de una compañía y ver si tiene mayor capacidad de endeudamiento.
Liquidez	$\text{Liquidez} = \frac{\text{Activos corrientes}}{\text{Pasivos corrientes}}$	La liquidez es la capacidad que tiene una entidad para obtener dinero en efectivo y así hacer frente a sus obligaciones a corto plazo.
Solvencia	$\text{Solvencia} = \frac{\text{Activos}}{\text{Pasivos}}$	El ratio de solvencia mide la capacidad de la empresa para hacer frente al pago de todas sus deudas y obligaciones.
Nivel de endeudamiento	$\text{Nivel de endeudamiento} = \frac{\text{Total pasivos}}{\text{Total patrimonio}}$	Este índice muestra la proporción de activos que están financiados con deudas, es decir indica la proporción de una deuda que la compañía puede obtener con el dinero de los accionistas
Autofinanciación	$\text{Autofinanciación} = \frac{\text{Beneficio neto}}{\text{Activos totales}}$	Corresponde a los fondos financieros liberados de las actividades de la empresa y disponibles como fuente de financiación para las inversiones.
Endeudamiento	$\text{Endeudamiento} = \frac{\text{Flujo de caja}}{\text{Pasivo total}}$	Indica cuanta deuda puede soportar la empresa con el efectivo disponible

Fuente: Elaboración propia

2. Test de comparación de medias

ESTADO		ROCE	ROA	ROE	Margen EBITDA	Intereses de cobertura	Liquidez	Solvencia	Nivel de endeudamiento	Autofinanciación	Edeudamiento
Querebras	Media	-47,38	-7,90	-7,73	-20229,64	-705425,29	6,21	1,41	291,08	-0,58	0,03
	N	12	12	12	12	12	12	12	12	12	12
	Desviación estándar	145,04	19,27	20,63	45693,64	2372822,46	10,92	1,06	733,80	1,93	0,1
	Mínimo	-505,8	-67,14	-71,97	-15496	-823722	0,02	0,08	-393,32	-6,71	0,00
	Máximo	13,85	2,66	4,78	0,54	15073	36,58	3,52	2134,34	0,03	0,36
	Mediana	-0,7	-0,23	-0,98	-0,04	-11,65	2,17	1,20	63,99	-0,01	0,01
Solventes	Media	69,65	23,11	35,37	9,93	14,39	4,05	17,20	9484,77	0,2	2,47
	N	12	12	12	12	12	12	12	12	12	12
	Desviación estándar	103,86	41,33	130,38	52,54	15,11	6,03	51,35	23944,32	0,40	3,40
	Mínimo	-2,90	-4,80	-151,60	-99,50	0,00	0,04	1,00	9,57	-0,04	0,00
	Máximo	277,00	142,70	333,00	78,40	43,80	20,70	180,00	83820,32	1,43	9,71
	Mediana	21,80	10,65	8,10	11,70	8,41	1,90	1,16	598,16	0,10	0,89
TOTAL	Media	11,13	7,60	13,82	-10109,85	-352705,45	5,13	9,30	4887,93	-0,19	1,25
	N	24	24	24	24	24	24	24	24	24	24
	Desviación estándar	137,09	35,29	93,90	33247,99	1680049,45	8,70	36,42	17219,43	1,42	2,66
	Mínimo	-505,80	-67,14	-151,6	-154962	-8238722	0,02	0,08	-393,32	-6,71	0,00
	Máximo	277	142,7	333	78,4	15073	36,58	180	83820,32	1,43	9,71
	Mediana	0,85	0,13	0,29	0,03	1,59	2,11	1,16	151,78	0,01	0,01

3. Contraste de hipótesis

Test de media no paramétrico

Estadísticos de prueba										
	ROCE	ROA	ROE	Margen EBITDA	Intereses de cobertura	Liquidez	Solvencia	Nivel de endeudamiento	Autofinanciación	Endeudamiento
U de Mann-Whitney	19,000	26,000	48,000	39,000	45,000	70,000	57,000	35,000	20,000	28,000
W de Wilcoxon	97,000	104,000	126,000	117,000	123,000	148,000	135,000	113,000	98,000	106,000
Z	-3,060	-2,656	-1,386	-1,905	-1,560	-0,115	-0,867	-2,136	-3,004	-2,551
Sig. asintótica (bilateral)	0,002	0,008	0,166	0,057	0,119	0,908	0,386	0,033	0,003	0,011
Significación exacta [2*(sig. unilateral)]	,001	,007	,178	,060	,128	,932	,410	,033	,002	,010

4. Análisis Multivariante- Discriminante

Lambda de Wilks				
Prueba de funciones	Lambda de Wilks	Chi-cuadrado	gl	Sig.
1	0,511	13,783	3	0,003



Resultados de clasificación ^a					
Estado			Pertenencia a grupos pronosticada		Total
			Quebradas	Solventes	
Original	Recuento	Quebradas	12	0	12
		Solventes	4	8	12
	%	Quebradas	100,0	0,0	100,0
		Solventes	33,3	66,7	100,0

a. 83,3% de casos agrupados originales clasificados correctamente.

Discusión de resultados

El método multivariante implementado logró como resultado de manera general:

- Acierto de 83,3%



Empresas fracasadas	Empresas solventes
100%	66,7 %

- Similitudes:

Altman (1968)
• Precisión de 79 %

Altman (1973)
• Precisión de 83 %

Dambolena y Khoury (1980)
• 66% en empresas fracasadas • 75% de empresas activas

- Limitaciones

Conclusiones

- Creciente número de empresas, que entran a pertenecer al grupo de reorganización y liquidación judicial.
- Según el DANE (2018), se demuestra que el sector de la construcción ha tenido una desaceleración.
- No hay estudios en Colombia de predicción de quiebra empresarial en el sector construcción.
- Efectividad del análisis multivariante discriminante para predicción de quiebra en el sector.
- Para el análisis del año 2017, se obtiene un porcentaje general de acierto del 83,3%, del cual se obtuvo el 100% de aciertos para empresas en liquidación y el 66,7% de aciertos para empresas en estado activas o solventes.

Recomendaciones

El análisis que se realizó en esta investigación dio resultados débiles, debido a la limitación de calidad y poca información que se logró obtener del portal de información de la superintendencia de sociedades y principalmente por el tamaño de la muestra de empresas tomadas.

Aunque en este estudio no fue posible analizar más datos, se recomienda:

- Utilizar para los respectivos análisis los datos financieros de empresas con relación a años anteriores.
- Analizar todo el macro sector de la construcción o cualquier otro, con el fin de aumentar el tamaño de ambos tipos de muestra.

BIBLIOGRAFÍA

Superintendencia de Sociedades. (2018). Reorganización Empresarial. Obtenido de;
https://www.supersociedades.gov.co/imagenes/Gestion_Esdtadistica/2018/Informes_Periodicos_Enero_31_2018/Reorganizacion_Empresarial_Validacion_Judicial_Acumulado_31_Enero2018.htm

Superintendencia de sociedades. (2018). Liquidación judicial. Obtenido de
https://www.supersociedades.gov.co/delegatura_insolvencia/Documents/Informes_Periodicos_Febrero_28_2019/Liquidacion_Judicial_28Febrero2018.htm

Superintendencia de sociedades. (2018). Acuerdo de reestructuración. Obtenido de
http://www.supersociedades.gov.co/delegatura_insolvencia/Documents/Informes_Periodicos_Febrero_28_2018/Acuuerdo_Reestructuracion_28Febrero2018.htm

DANE. (2018). Indicadores Económicos Alrededor de la Construcción - IEAC III trimestre de 2017. Obtenido de
https://www.dane.gov.co/files/investigaciones/boletines/pib_const/Bol_ieac_IIItrim17.pdf

Fitzpatrick. (1932). A comparison of ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies. The Certified Public Accountant.

Winakor, & Smith. (1935). Changes in financial structure of unsuccessful industrial companies. Bulletin N° 51 Bureau of Business Research, University of Illinois, IL.

Merwin. (1942). Financing small corporations in five manufacturing industries. New York: New York Bureau of economics research.

Altman. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. The journal of finance.

Meyer, P. A., & Pifer, H. W. (1970). Prediction of bank failures. The journal of finance.

Altman. (1973). Predicting railroad bankruptcies in América. The bell journal of economics and management science.

Tisshaw, H. L. (1976). Evaluation of downside risk using financial ratios. Doctoral dissertation, MSc Thesis. University Business School.

Dambolena, I. G., & Khoury, S. J. (1980). Ratio stability and corporate failure. The Journal of Finance.

Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. Journal of Accounting research.

Takahashi, K., Kurukawa, Y., & Watase, K. (1984). Corporate bankruptcy prediction in Japan. Journal of Banking & Finance.

Gilbert, L. R., Menon, K., & Schwartz, K. B. (1990). Predicting bankruptcy for firms in financial distress. *Journal of Business Finance & Accounting*.

Rujoub, M. A., Cook, D. M., & Hay, L. E. (1995). Using cash flow ratios to predict business failures. *Journal of Managerial Issues*.

Cinca, C. S. (2018). Predicción del fracaso empresarial. Obtenido de sistemas informativos contables:
<http://www.5campus.org/doctorado>

Zhang, G., Hu, M., Patuwo, B., & Indro, D. C. (1999). Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis. *European journal of operational research*.

Patterson, D. W. (2002). Bankruptcy prediction: A model for the casino industry . *University of Nevada*.

Gaeremynck, A., & Willekens, M. (2003). The endogenous relationship between audit-report type and business termination: Evidence on private firms in a non-litigious environment. *Accounting and Business Research*.

Gill de Albornoz, B., & Giner, B. (2013). Predicción del fracaso empresarial en los sectores de construcción e inmobiliario: Modelos generales versus específicos. *Universia Business Review*.

Caro, N. P., Arias, V., & Ortiz, P. (2017). Predicción de fracaso en empresas latinoamericanas utilizando el método del vecino más cercano para predecir efectos aleatorios en modelos mixtos. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*.

Girón, H. C., Villanueva, J. G., & Armas, R. H. (2016). Determinantes de la quiebra empresarial en las empresas ecuatorianas en el año 2016. *Revista publicando*.

Vallejo, P., Henry, J., & Cherrez, E. S. (2017). Predicción de la quiebra de empresas del sector supermercados mediante el modelo de Altman y Cadenas de Markov. Obtenido de Repositorio Digital Universidad Central de Ecuador: <http://www.dspace.uce.edu.ec/handle/25000/13989>

Guzman, R. O. (2017). Modelo Estocástico de cadenas de Markov ocultas para el problema de quiebra de las empresas ecuatorianas ,en un sector específico de la economía ecuatoriana.

Langford, D., Iyagba, R., & Komba, D. M. (1993). Prediction of solvency in construction companies. *Construction Management and Economics*.

Hall, G. (1994). Factors distinguishing survivors from failures amongst small firms in the UK construction sector. *Journal of Management Studies*.

Arditi, D., Koksal, A., & Kale, S. (2000). Business failures in the construction industry. *Engineering, construction and architectural management*.

Horta, I. M., & Camanho, A. S. (2013). Company failure prediction in the construction industry. Expert Systems with Applications.

Muñoz Díaz, L. (2016). Fracaso empresarial en el sector de la construcción en España.

Lagos, G., & Rivera, G. (2016). Aplicación de un modelo de predicción de quiebra a empresas del sector construcción de la ciudad de Chillán.

Caro, N. P., Guardiola, M., & Ortiz, P. (2018). Árboles de clasificación como herramienta para predecir dificultades financieras en empresas Latinoamericanas a través de sus razones contables. Contaduría y Administración.

Superintendencia de sociedades. (s.f.). Obtenido de <https://www.supersociedades.gov.co>

GRACIAS



unab

Universidad Autónoma de Bucaramanga

de puertas abiertas

VIGILADA MINEDUCACIÓN