



Universidad Nacional Autónoma de México
Programa de Posgrado en Ciencias de la Administración

**Pronóstico de insolvencia empresarial de las compañías del sector
construcción que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores aplicando
el modelo Altman**

T e s i s

Que para optar por el grado de:

Maestra en Finanzas

Presenta:

Deysi Carmina Peña Ortiz

Tutor:

Dr. Arturo Morales Castro
Facultad de Contaduría y Administración

Ciudad de México, mayo de 2019



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

DEDICATORIAS

A mi madre

*Por tu amor incondicional, por estar siempre y apoyarme en cada decisión de mi vida.
Gracias por tu esfuerzo continuo y por ser el pilar de nuestra familia. Te amo.*

A mi padre

Gracias por todas tus enseñanzas, por haber sido mí ejemplo a seguir, pero principalmente por ese gran amor que me tuviste. Sé que me miras desde donde estás y te sientes orgulloso de mí.

A mis hermanos

Por su amor y su paciencia, por estar ahí siempre que los he necesitado. Los amo.

A los que se han ido

*Agradezco a Dios el tiempo y el amor que me permitió compartir a su lado.
Siempre los llevaré en mi corazón.*

AGRADECIMIENTOS

A Dios, por ser mi guía y no desampararme nunca, por haberme permitido llegar hasta aquí y cumplir mis sueños.

A la *Rectora de la Universidad Veracruzana, Dra. Sara D. Ladrón de Guevara*, por su inmenso apoyo al concederme la oportunidad de realizar mis estudios de posgrado; sin su intervención no habría sido posible llevar a cabo este proyecto.

A mi tutor, el *Dr. Arturo Morales Castro*, por la confianza que depositó en mí desde el primer día. Gracias por sus sabios consejos, por su amistad, por su tiempo en la dirección de mi trabajo y por su ánimo.

Al *Dr. Guillermo Alvarado* por su valiosa colaboración y dirección en la realización de este trabajo.

A mi coordinadora, la *Mtra. María del Rosario Higuera Torres*, por el gran apoyo que me proporcionó a lo largo de la maestría. Gracias por su amistad, por sus consejos y por estar siempre ahí...

A la *Mtra. María del Rosario Higuera Torres*, al *Dr. Hideo Taniguchi*, al *Mtro. Alberto Reyes de la Rosa* y al *Mtro. Francisco Gerardo* por sus invaluable aportaciones y comentarios.

A la *Universidad Nacional Autónoma de México* por haberme dado la oportunidad de formarme en sus aulas con el mejor de los niveles académicos.

Al *Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología*, por el apoyo económico proporcionado, sustancial para realizar mis estudios de posgrado.

A todos y cada uno de mis maestros por los conocimientos transmitidos.

A todos y cada uno de mis amigos, por ser los mejores compañeros de aventura.

A todos lo que de una u otra forma formaron parte de este logro.

¡¡¡GRACIAS TOTALES!!!

Resumen

Las empresas del sector de la construcción que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores arrastran un proceso de desaceleración derivado del bajo desempeño del subsector de obras públicas de ingeniería civil, de la crisis económica y de la volatilidad de la moneda, que ha llevado a la industria a un decremento del valor de la producción nacional que parece que continuará a lo largo de los próximos años, de forma que el sector no logrará alcanzar el promedio de crecimiento anual del 2% pronosticado por instancias nacionales e internacionales para la próxima década. En este escenario, parece razonable suponer que las empresas otorguen cada vez mayor importancia a explicar y predecir su salud financiera, de forma que puedan tomar decisiones de inversión informadas y objetivas. Derivado de ello, el presente trabajo aplica el modelo de predicción de quiebra Z-Score de Edward Altman (1968) a cinco emisoras del sector de la construcción, con el objetivo de evaluar su eficiencia predictiva durante el periodo 2006-2016 en materia de insolvencia financiera antes, durante y después de la crisis de 2008. Además de medir la eficiencia del indicador analiza la relación existente entre el valor del indicador y el comportamiento del precio de las acciones durante el periodo citado.

Abstract

Construction companies listed on the Mexican Stock Exchange are dragging a process of slowdown due to the low performance of the civil engineering public works subsector, the economic crisis and currency volatility, which has dragged the industry to a decrease in the value of national production that seems to continue over the next few years, so that the sector will not achieve the average annual growth of 2% predicted by national and international authorities for the next decade. In this scenario, it seems reasonable to assume that companies attach increasing importance to explaining and predicting their financial health, so that they can make informed and objective investment decisions. As a result, this paper applies Edward Altman's (1968) Z-Score bankruptcy prediction model to five issuers in the construction sector, with the aim of assessing their predictive efficiency during the 2006-2016 period in terms of financial insolvency before, during and after the 2008 crisis. In addition to measuring the efficiency of the indicator, it analyses the relationship between the value of the indicator and the behaviour of the share price during the aforementioned period.

Índice de contenidos

INTRODUCCIÓN	1
Sanidad empresarial e información financiera	1
Modelos predictivos de dificultades financieras	3
Delimitación del problema	5
Justificación	6
Matriz de consistencia metodológica	6
Diseño metodológico	7
Tipo de investigación	7
Diseño metodológico	8
Selección de la muestra	10
Procedimiento	11
Alcance de la investigación	11
CAPÍTULO 1. ELSECTOR DE LA CONSTRUCCIÓN EN MÉXICO	13
1.1 Aspectos generales	13
1.2 Diagnóstico y perspectivas del sector de la construcción (2018-2019)	17
1.3 Inversión y financiamiento	21
CAPÍTULO 2. LAS EMPRESAS DEL SECTOR DE LA CONSTRUCCIÓN	27
2.1 Las empresas del sector de la construcción	27
2.2 Unidades de análisis	28
2.2.1 Empresas ICA S.A.B. DE C.V.	28
2.2.2 Corporación GEO S.A.B. DE C.V.	30
2.2.3 Desarrolladora Homex S.A.B. de C.V.	31
2.2. 4 Urbj, Desarrollos Urbanos S.A.B. de C.V.	32
2.2.5 Sare Holding S.A.B. de C.V.	33
CAPÍTULO 3. MODELOS DE PREDICCIÓN DE INSOLVENCIA	35
3.1 Estado del arte	35

3.2 Razones financieras	41
3.3 Modelos de predicción de insolvencia: Antecedentes	42
3.4 Análisis discriminante múltiple (MDA)	44
3.5 Modelo Z-Score de Altman	46
3.5.1 Construcción del modelo	46
3.5.2 Modelo Z-Score de Altman	49
3.6 Otros modelos	52
3.6.1 Modelo Springate	52
3.6.2 Modelo CA-Score	53
3.6.3 Modelo Kanitz	54
3.6.4 Modelo Elizabetsky	55
3.6.5 Modelo Matias	56
CAPÍTULO 4. RESULTADOS	58
4.1 Aplicación del Z-Score	58
4.1.1 Z-Score para ICA S.A.B. de C.V. 2006-2016	59
4.1.2 Z-Score para Corporación GEO SAB de CV 2006-2016	61
4.1.3 Z-Score para Desarrolladora Homex S.A.B. de C.V. 2006-2016	62
4.1.4 Z-Score para Urbi, Desarrollos Urbanos, S.A.B. de C.V.	64
4.1.5 Z-Score para Sare Holding S.A.B. de C.V.	66
4.1.6 Z-Score de Altman: Resultados sectoriales	67
4.2 Aplicación de otros modelos	68
CONCLUSIONES	71
REFERENCIAS	76

Índice de figuras

Figura 1. Matriz de consistencia metodológica	7
Figura 2. Diseño metodológico	9
Figura 3. Sector de la construcción: Aportación por subsectores (2008-2017)	15
Figura 4. Variación % real anual en el valor de producción por tipo de obra (2018)	16
Figura 5. Tendencia y estimación de puestos de trabajo generados por el sector de la construcción	17
Figura 6. Variación % real anual en el valor de producción por subsector (2018 vs 2017)	19
Figura 7. Crecimiento del PIB de la industria de la construcción 2019-2021 (Var. % real anual)	20
Figura 8. Incremento % anual en los precios de los materiales de la construcción: 2013-2018	22
Figura 9. Inversión pública y privada por subsectores (2018)	23
Figura 10. TOP 20 de empresas de construcción (2017)	27
Figura 11. ICA S.A.B. de C.V. [Perfil]	29
Figura 12. Corporación GEO S.A.B. de C.V. [Perfil]	31
Figura 13. Desarrolladora Homex S.A.B. de C.V. [Perfil]	32
Figura 14. Urbi desarrollos Urbanos S.A.B. de C.V. [Perfil]	33
Figura 15. Sare Holding S.A.B. de C.V. [Perfil]	34
Figura 16. Termómetro de Kanitz	55
Figura 17. Termómetro de Elizabetsky.	56
Figura 18. Z-Score para ICA S.A.B. de C.V. 2006-2016	59
Figura 19. ICA SAB de CV: Precio de la acción 2006-2016	60
Figura 20 Z-Score para Corporación GEO SAB de CV 2006-2016	61
Figura 21. Corporación GEO SAB de CV: Precio de la acción 2006-2016	62
Figura 22. Z-Score para Desarrolladora Homex S.A.B. de C.V. 2006-2016	63
Figura 23. Desarrolladora Homex S.A.B. de C.V. 2006-2016: Precio de la acción	64
Figura 24. Z-Score para Urbi, Desarrollos Urbanos S.A.B. de C.V. 2006-2016	65
Figura 25. Urbi, Desarrollos Urbanos S.A.B. de C.V. 2006-2016: Precio de la acción	65
Figura 26. Z-Score para Sare Holding S.A.B. de C.V. 2006-2016	66
Figura 27. Sare Holding S.A.B. de C.V. 2006-2016: Precio de la acción	67
Figura 28. Prueba de hipótesis.	74
Figura 29. Prueba de eficiencia del modelo.	75

Índice de cuadros

Cuadro 1. Universo de investigación	10
Cuadro 2. Sector de la construcción: Estratificación de las empresas	14
Cuadro 3. Subramas de actividad económica de las empresas constructoras (ENEC)	14
Cuadro 4. Desaceleración del sector de la construcción (2018).	18
Cuadro 5. Causas y alternativas de mitigación de las dificultades financieras	24
Cuadro 6. Fuentes de financiamiento	25
Cuadro 7. Estado del arte	39
Cuadro 8. Categorización de razones financieras	41
Cuadro 9. Modelos de predicción financiera	42
Cuadro 10. Beaver: Propositiones <i>ceteris paribus</i> y predicción de quiebra	43
Cuadro 11. Proceso de aplicación del MDA	45
Cuadro 12. Categorías de indicadores	48
Cuadro 13. Z-Score de Altman: Puntajes	49
Cuadro 14. Z_1 -Score de Altman: Puntajes	50
Cuadro 15. Z_2 -Score de Altman: Puntajes	51
Cuadro 16 Modelo Springate. Puntajes	53
Cuadro 17. Modelo Matias: Puntaje	57
Cuadro 18. Unidades de análisis: Estratificación	58
Cuadro 19. Lapso temporal del estudio	58
Cuadro 20 Z-Score: Puntaje	59

Índice de ecuaciones

Ecuación 1. Z-Score de Altman	49
Ecuación 2. Z_1 -Score de Altman	50
Ecuación 3. Z_1 -Score de Altman	50
Ecuación 4. EM-Score de Altman	51
Ecuación 5. Modelo Springate	53
Ecuación 6. Modelo CA-Score	54
Ecuación 7. Termómetro de Katz	54
Ecuación 8. Modelo Elizabetsky	56
Ecuación 9. Modelo Matias	56
Ecuación 10. Aplicación del Z-Score a las unidades de análisis	59

Índice de tablas

Tabla 1. Modelo EM Score: Valores que toma la ecuación.	51
Tabla 2 Z-Score para ICA S.A.B. de C.V. 2006-2016	59
Tabla 3. Z-Score para Corporación GEO SAB de CV 2006-2016	61
Tabla 4. Z-Score para Desarrolladora Homex S.A.B. de C.V. 2006-2016	63
Tabla 5. Z-Score para Urbi, Desarrollos Urbanos, S.A.B. de C.V.	64
Tabla 6. Z-Score para Sare Holding S.A.B. de C.V. 2006-2016	66
Tabla 7. Z-Score de Altman. Resultados sectoriales	67
Tabla 8. Sector de la construcción: Precio de la acción	67
Tabla 9. Comparación de modelos	68

INTRODUCCIÓN

La gestión del riesgo de crédito ha sido un foco importante del debate académico a lo largo de las últimas décadas, derivado del elevado nivel de incertidumbre de los entornos económicos provocados por la globalización y la complejidad de los mercados. En tal escenario la predicción del fracaso empresarial se ha convertido en un elemento sustantivo de los procesos decisorios de las instituciones financieras que requieren conocer en profundidad la situación económica de las empresas a financiar; pero también para las propias empresas con propósitos de anticiparse a posibles dificultades económicas. Lo anterior considerando que toda decisión de inversión se ve afectada por el grado de incertidumbre sobre el desempeño de la empresa, lo que obliga a los inversionistas a recurrir a herramientas matemáticas para evaluarlo.

Sanidad empresarial e información financiera

El comportamiento financiero de las empresas es un factor medular de la arquitectura económica de las organizaciones a la hora de medir el grado de alcance de sus objetivos, lo que convierte al análisis financiero en una técnica de evaluación habitual para determinar el comportamiento operativo de las empresas, entendiendo como tal la síntesis de resultados pasados, el diagnóstico de situaciones presentes y la predicción de eventos futuros. En otros términos, el análisis financiero consiste en evaluar la posición financiera presente y pasada para estimar con el menor grado de incertidumbre los resultados futuros de la organización a través del análisis de la información proporcionada por sus estados financieros, de forma que facilite a la alta dirección la toma de decisiones informada en temáticas vinculadas a la solvencia o insolvencia financiera de la empresa, esto es, a su éxito o fracaso (Piorno, Salas, Díaz & Zequeira, 2017).

En tal escenario, disponer de información financiera confiable es un factor prioritario para toda organización interesada en la captación de inversionistas o en la

concesión de subvenciones públicas, operaciones que necesariamente exigen datos fiables y eficientes respecto a la salud financiera de la empresa desde una perspectiva histórica, por lo que el rol de la predicción de posibles dificultades financiera adquiere una importancia notable para determinar la sanidad o insanidad empresarial (Sun, Li, Huang & He, 2014). Lo anterior, considerando que la salud financiera de las organizaciones es vital en un momento signado por una tendencia ininterrumpida de crisis económicas de naturaleza global manifestada en un inusual número de empresas quebradas que impacta sobre el número y la rigidez de las restricciones impuestas por las instituciones financieras en los procesos de concesión de créditos en un intento de:

- ↳ Minimizar la posible presencia de riesgos de inestabilidad financiera.
- ↳ Asegurar el cumplimiento de las obligaciones crediticias contraídas por parte de las empresas financiadas (Salazar, 2013; Nogueira, Bueno, Medina & Negrín, 2004; Módica, Baixauli & Álvarez, 2012).

La situación descrita ha impulsado el desarrollo de sistemas predictivos apoyados en el uso de la información de mercado¹ en tiempo real, vinculados a las expectativas del mercado y a variables macroeconómicas capaces de detectar problemas financieros previos a un posible fracaso empresarial (Módica *et al.*, 2012; Salazar, 2013). Sistemas predictivos que suelen utilizar como técnica de medición el cálculo de razones financieras en tanto que facilita la evaluación y el control del funcionamiento de las empresas en un lapso determinado de tiempo a partir de la información aportada por sus estados financieros (Piorno *et al.*, 2017; Nogueira *et al.*, 2004; Ochoa & Toscano, 2012). Adicionalmente, la medición de la salud financiera de una organización determinada requiere, además de evaluar la empresa contra sí misma, comparar sus resultados con los obtenidos por otras similares en cuanto a su naturaleza productiva, es decir, que están ubicadas en un mismo sector industrial (Gallizo, 2005; Sayari & Mugan, 2017; Sun, Li, Huang & He, 2014; Ibarra, 2011), lo que Gallizo (2005) describe como una evaluación

¹ Para aquellas empresas que cotizan en bolsa.

objetiva a partir de una selección de razones financieras derivada de la experiencia práctica y que, en un contexto local/regional, se percibe como un proceso enormemente complejo debido a la carencia en el espacio financiero latinoamericano de bases de datos que integren razones financieras sectoriales, con la salvedad de aquellas empresas que cotizan en bolsa (Bernal & Oriol, 2012). A lo que deben sumarse los siguientes factores:

- ↪ El ingente número de conceptos que pueden extraerse de los estados financieros de una empresa, cuyo análisis puede derivar en un crecimiento exponencial de los datos².
- ↪ La inexistencia de una teoría universalmente aceptada para detectar qué cantidades examinar y el método de análisis a utilizar en su examen.
- ↪ La diversificación de las líneas de negocio de las emisoras y, por ende, la dificultad de encuadrarlas en un único sector industrial (García, Herrera & Ceja, 2012).
- ↪ La disparidad de métodos contables utilizados por las organizaciones para efectuar su evaluación financiera.

Modelos predictivos de dificultades financieras

Los avances en materia de tecnologías de la información han contribuido notablemente a la generación de numerosos modelos para clasificar, explicar y predecir la salud financiera de las empresas con el mayor grado posible de eficiencia y exactitud. En términos generales, se puede establecer una primera clasificación básica entre modelos paramétricos de naturaleza estadístico-econométrica y modelos no paramétricos asociados a técnicas de inteligencia artificial —redes neuronales y algoritmos genéticos— (Dip & Romero, 2015). Al respecto, Mateos, Marín, Marí & Seguí (2011), indican que los modelos estadísticos clásicos clasifican las empresas en dos grandes ramas: empresas fracasadas o insanas/no exitosas y empresas no fracasadas o sanas/exitosas.

² García, Herrera & Ceja (2012, p.3) afirman que del análisis de los estados financieros de una empresa pueden extraerse hasta 120 conceptos.

Cuando la clasificación presenta fallas y las empresas no pueden ubicarse correctamente pueden presentarse errores de tipo I —una empresa fracasada se ubica en la lista de las no fracasadas— y de tipo II —una empresa no fracasada se ubica en la lista de las fracasadas— (Altman, 1968, citado por Mateos *et al*, 2011:183). Los modelos derivados del análisis discriminante múltiple (MDA, por sus siglas en inglés) son los de mayor uso, e intentan identificar a través de variables explicativas una puntuación o valor Z a partir del cual se delimita la frontera entre empresas sanas e insanas. Pese a su popularidad, la validez del MDA está condicionada por las limitaciones estadísticas propias de la técnica utilizada. Por lo que respecta a los modelos de probabilidad condicional, destaca el uso del modelo logit, que indica la probabilidad de quebrar dado un vector de atributos o variables y presenta menores niveles de exigencia que el MDA, dado que se limita a asumir una relación lineal entre las variables a partir de la cual es posible estimar el fracaso empresarial. Menos extendidos están los modelos basados en la aplicación de la técnica de participaciones iterativas, que introducen variables en forma secuencial para presentar resultados en forma de árboles de decisión binaria; por lo que refiere a los modelos basados en técnicas de inteligencia artificial³ mediante redes neuronales y árboles de decisión, han demostrado un elevado grado de acierto predictivo, especialmente en muestras de tamaño pequeño.

Modelos que, en términos generales, se han diseñado para sectores específicos de la industria y, en su mayoría, para empresas ubicadas en economías emergentes y que, de acuerdo a la evidencia documental, pueden presentar faltas de estabilidad y consistencia en el tiempo, ya sea derivada de la calidad y naturaleza de los datos que nutren al modelo, lo que remite nuevamente a las críticas al uso de las razones financieras en el diagnóstico de salud empresarial de las organizaciones, mismas que se sintetizan a continuación:

³ Al respecto se revisarán los trabajos de Ribar & Verchio (1990); Odom & Sharda (1993); Greenstein & Welsh (1996); Serrano & Martín (1993); Martínez (1996) y Correa, *et al.* (2003), entre otros.

- ↪ Restricción o fundamentación de la información contable y su elaboración en base a criterios derivados del tipo/sector/tamaño de las empresas a analizar.
- ↪ Pseudofidelidad de la imagen o creencia implícita en la fidelidad y veracidad de la información contable contenida en los estados financieros.
- ↪ Parcialidad o asunción de que los indicadores relevantes quedan captados por la información contable.
- ↪ Representatividad o falta de consenso a la hora de definir las razones financieras representativas del éxito/fracaso empresarial.

Lo anterior ha derivado en el diseño de nuevos modelos predictivos que incorporen tanto información contable como información cualitativa —el Modelo Ratio Ponderado de Valoración o la Teoría Rough Set— con el propósito de mejorar el grado de predictibilidad.

Delimitación del problema

Las empresas del sector de la construcción que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) arrastran, al igual que sucede con el resto del sector, un proceso de desaceleración derivado del bajo desempeño del subsector de obras públicas de ingeniería civil (Centro de Estudios Económicos del Sector de la Construcción, CEESCO, 2018a), que ha arrastrado a la industria a un decremento del valor de la producción nacional (CEESCO, 2019a) que parece que continuará a lo largo de los próximos años, de forma que el sector no logrará alcanzar el promedio de crecimiento anual del 2% pronosticado por el Informe *Global Construction 2030: A global forecast for the construction industry to 2030* (Global Construction Perspectives and Oxford Economics, GCP, 2015) para la próxima década. En este escenario, parece razonable suponer que las empresas otorguen cada vez mayor importancia a explicar y predecir su salud financiera, de forma que puedan tomar decisiones de inversión informadas y objetivas.

Derivado de ello, el presente trabajo aplica el modelo de predicción de quiebra Z-Score de Edward Altman (1968) a cinco empresas emisoras del sector de la construcción, con el objetivo de evaluar su eficiencia predictiva durante el periodo 2006-2016 en materia

de insolvencia financiera, además de probar la existencia de una relación entre el valor del indicador y el comportamiento del precio de las acciones de las acciones.

Justificación

La volatilidad que caracteriza a los mercados internacionales aunada a los elevados niveles de competitividad que los rigen vuelven insuficiente los procesos de autoevaluación de las empresas, obligándolas a compararse con otras organizaciones de naturaleza similar, de forma que puedan extraer semejanzas, diferencias y ventajas competitivas respecto de aquellas otras que conforman su competencia en el sector. En este contexto, la aplicación de un modelo predictivo que integre y describa las características particulares de las empresas mexicanas del sector de la construcción que cotizan en la BMV, con propósito de predecir su salud financiera a corto y mediano plazo, puede convertirse en una importante herramienta de análisis financiero que auxilie los procesos decisorios tanto de la propia empresa como de los inversionistas interesados en aportar capital, otorgando a la investigación que aquí se propone pertinencia y relevancia suficientes para su desarrollo, en tanto que:

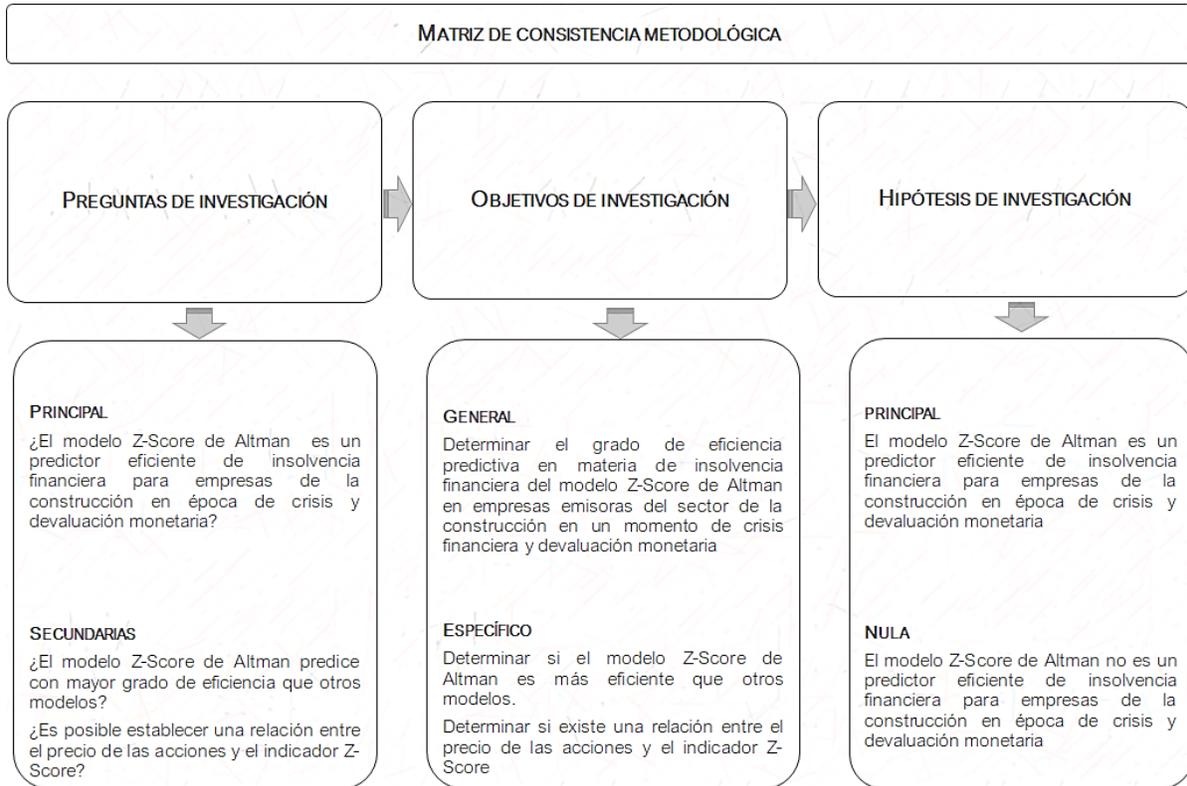
- ↪ Permitirá analizar y evaluar un sector relevante de la economía mexicana.
- ↪ Ayudará a determinar en qué medida las empresas evaluadas fueron sujetos de crédito.
- ↪ Facilitará la evaluación de las expectativas de rendimiento de la empresa a futuro en relación al riesgo asumido por la emisión de títulos de valor.
- ↪ Identificará el comportamiento de las empresas en época de crisis financiera y devaluación del peso mexicano.
- ↪ Probará la eficiencia del modelo para detectar el ingreso a *concurso mercantil*, del que pueden extraerse importantes lecciones para el futuro.

Matriz de consistencia metodológica

Vera & Lugo (2016) definen la matriz de consistencia metodológica como una herramienta eficaz para presentar de forma adecuada, general, sistemática y sintética

los elementos esenciales de la investigación al inicio del proceso, posibilitando el análisis e interpretación de la operatividad teórica del proyecto (v. figura 1).

Figura 1. Matriz de consistencia metodológica



Elaboración propia. Basada en Vera & Lugo (2016).

Diseño metodológico

Tipo de investigación

La propuesta de investigación que aquí se presenta se define como un diseño no experimental longitudinal en tanto que no se manipularon las variables de investigación de manera deliberada. Adicionalmente, puede considerarse también de naturaleza:

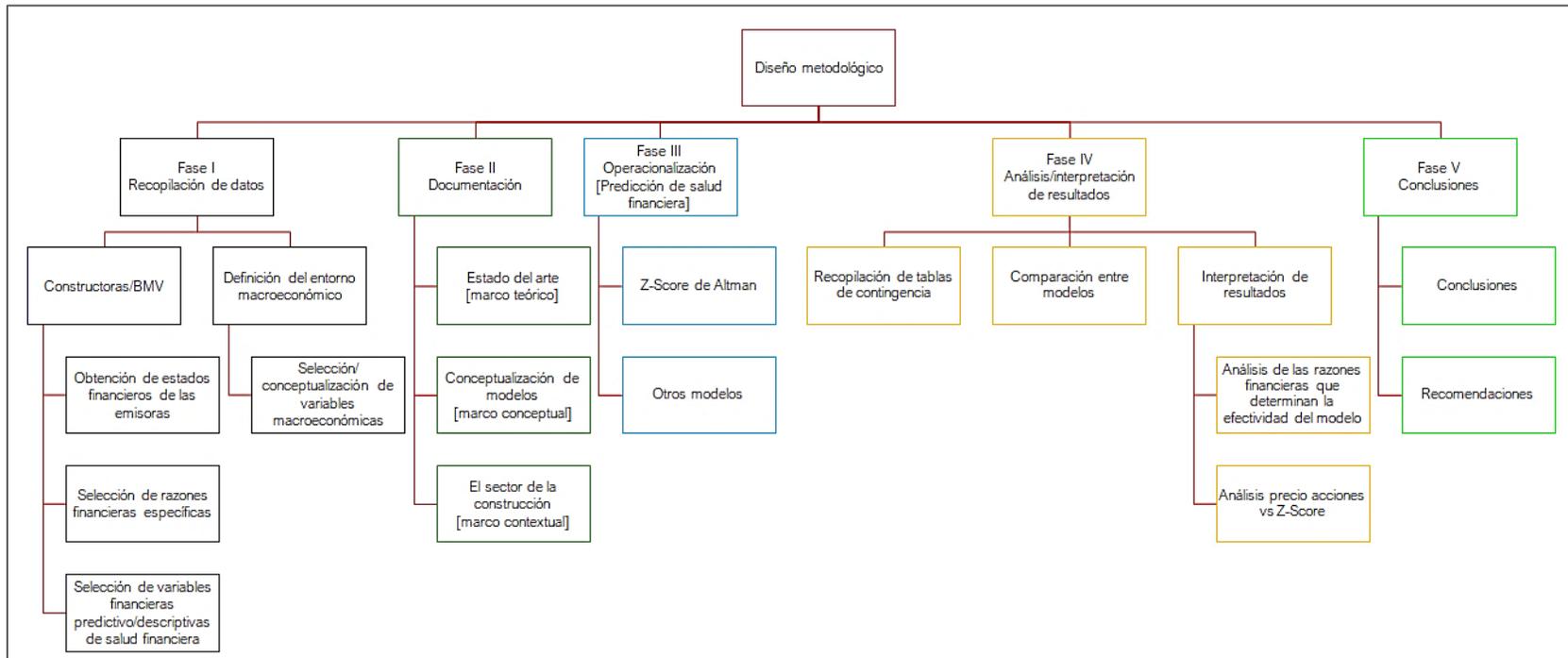
- ↳ Descriptiva, en cuanto a que se identificaron y describieron las condiciones específicas vinculadas a la salud financiera de las empresas emisoras objeto de este estudio.

- ↪ Correlacional causal debido a que se estableció una relación entre la variable dependiente —salud financiera— y las variables independientes —razones financieras—.
- ↪ Documental retrospectiva puesto que se obtuvo y analizó información pública de las emisoras —consideradas como unidad de análisis— en bases de datos especializadas durante un periodo determinado.

Diseño metodológico

La construcción del diseño metodológico de la propuesta de investigación que aquí se presenta partió de la metodología desarrollada por Morales (2007), debido a su congruencia y utilidad probadas en la aplicación de modelos predictivos basados en razones financieras. Derivado de lo expuesto se configuró el diseño metodológico, cuyo procedimiento se expresa en la figura 2.

Figura 2. Diseño metodológico



Elaboración propia. Basada en Morales (2007).

Selección de la muestra

El sector industrial de la BMV tiene como uno de sus subsectores a la industria de la construcción, misma que subdivide en tres ramos: construcción de viviendas, construcción e ingeniería y desarrollo inmobiliario. El conjunto de los tres subsectores suma un total de 36 empresas emisoras que constituyeron el universo inicial de investigación.

Cuadro 1. Universo de investigación

SECTOR INDUSTRIAL		
SUBSECTOR CONSTRUCCIÓN		
RAMO CONSTRUCCIÓN DE VIVIENDAS	RAMO CONSTRUCCIÓN E INGENIERÍA	RAMO DESARROLLO INMOBILIARIO
<input checked="" type="checkbox"/> CONSORCIO ARA, S.A.B. DE C.V.	<input checked="" type="checkbox"/> ARCOSA, INC.	<input checked="" type="checkbox"/> BEGRAND, S.A.P.I. DE C.V.
<input checked="" type="checkbox"/> THE BERKELEY GROUP HOLDINGS PLC	<input checked="" type="checkbox"/> ALEATICA, S.A.B. DE C.V.	<input checked="" type="checkbox"/> DINE, S.A.B. DE C.V.
<input checked="" type="checkbox"/> CORPOVAEL S.A.B. DE C.V.	<input checked="" type="checkbox"/> CONSORCIO ARISTOS, S.A.B. DE C.V.	<input checked="" type="checkbox"/> GRUPO GICSA, S.A.B. DE C.V.
<input checked="" type="checkbox"/> D.R. HORTON, INC.	<input checked="" type="checkbox"/> TOPBUILD CORP.	<input checked="" type="checkbox"/> THE HOWARD HUGHES CORPORATION
<input checked="" type="checkbox"/> CORPORACION GEO, S.A.B. DE C.V.	<input checked="" type="checkbox"/> FLUOR CORPORATION	<input checked="" type="checkbox"/> INMUEBLES CARSO, S.A. DE C.V.
<input checked="" type="checkbox"/> GAFISA S.A.	<input checked="" type="checkbox"/> GRUPO MEXICANO DE DESARROLLO, S.A.B.	<input checked="" type="checkbox"/> PLANIGRUPO LATAM, S.A.B. DE C.V.
<input checked="" type="checkbox"/> DESARROLLADORA HOMEX, S.A.B. DE C.V.	<input checked="" type="checkbox"/> GRUPO EMPRESARIAL SAN JOSÉ, S.A.	<input checked="" type="checkbox"/> SIRIUS REAL ESTATE LIMITED
<input checked="" type="checkbox"/> SERVICIOS CORPORATIVOS JAVER, S.A.B. DE C.V.	<input checked="" type="checkbox"/> EMPRESAS ICA, S.A.B. DE C.V.	<input checked="" type="checkbox"/> CORPORACIÓN INMOBILIARIA VESTA, S.A.B. DE C.V.
<input checked="" type="checkbox"/> KB HOME	<input checked="" type="checkbox"/> IMPULSORA DEL DESARROLLO Y EL EMPLEO EN AMERICA LATINA, S.A.B. DE C.V.	
<input checked="" type="checkbox"/> LENNAR CORPORATION	<input checked="" type="checkbox"/> LENNOX INTERNATIONAL INC.	
<input checked="" type="checkbox"/> NVR, INC.	<input checked="" type="checkbox"/> OBRAS CON HUARTE LAIN, S.A.	
<input checked="" type="checkbox"/> PULTEGROUP, INC.	<input checked="" type="checkbox"/> ORGANIZACIÓN DE PROYECTOS DE INFRAESTRUCTURA, S. DE R.L. DE C.V.	
<input checked="" type="checkbox"/> INMOBILIARIA RUBA, S.A. DE C.V.	<input checked="" type="checkbox"/> PROMOTORA Y OPERADORA DE INFRAESTRUCTURA, S.A.B. DE C.V.	
<input checked="" type="checkbox"/> SARE HOLDING, S.A.B. DE C.V.	<input checked="" type="checkbox"/> RESIDEO TECHNOLOGIES, INC.	
<input checked="" type="checkbox"/> URBI DESARROLLOS URBANOS, S.A.B. DE C.V.		
<input checked="" type="checkbox"/> VINTE VIVIENDAS INTEGRALES, S.A.B. DE C.V.		

Elaboración propia. Datos de la BMV (2018).

Sobre el universo descrito en el cuadro 1 se identificaron aquellas emisoras que presentaron dificultades financieras y entraron a concurso mercantil durante el periodo 2006-2016, mismas que constituyeron las unidades de análisis objeto de este estudio⁴, lo que permite definir a la muestra como intencional no probabilística por conveniencia.

⁴ Marcadas en rojo en el cuadro 1.

Procedimiento

El procedimiento metodológico empleado fue el que a continuación se detalla. En primer lugar se efectuó una revisión de la literatura con propósitos de definir tanto el estado del arte como el contexto en el que se enmarcó la investigación, incidiendo especialmente en trabajos alusivos a los modelos de predicción desarrollados a partir del análisis de razones financieras para poder evaluarlos correctamente en relación a su posible aplicación en las empresas objeto de estudio. Los resultados obtenidos muestran la existencia de numerosas investigaciones enfocadas en modelos de predicción de fracaso empresarial aplicables en su mayoría a empresas industriales. Posteriormente, se seleccionaron tanto los modelos como las unidades de análisis objeto del estudio para:

- ↪ Elaborar una matriz comparativa entre los diferentes modelos seleccionados.
- ↪ Obtener los estados financieros de las unidades de análisis.
- ↪ Analizar el balance general por año y empresa de los estados de resultados financieros.
- ↪ Aplicar el modelo Z-Score a las unidades de análisis.
- ↪ Aplicar otros modelos a las unidades de análisis.
- ↪ Comparar los resultados del modelo Z-Score contra el precio de cierre de las acciones para determinar si el modelo responde al comportamiento del precio de los valores en el mercado.

Alcance de la investigación

La presente investigación pretende probar que el modelo Z-Score es una herramienta efectiva capaz de predecir una condición futura de quiebra a quienes conforman la cadena de valor del sector de la construcción, de forma que funja como un instrumento útil a la hora de mitigar el impacto económico-financiero provocado por una posible situación de quiebra y permitiendo a empresarios e inversionistas implementar medidas correctivas para evitar la insolvencia. Adicionalmente, en contextos similares al descrito, regido por la crisis y la devolución monetaria, podrán aplicarse en escenarios futuros las

lecciones aprendidas de forma que impacten benéficamente en las decisiones de inversión.

Estructura capitular

Para dotar de orden y sistematización al trabajo que aquí se presenta, se inició con un capítulo introductorio que describe en términos generales el problema a tratar, la justificación del trabajo y diseño metodológico utilizado para su elaboración.

El capítulo 1 describe en profundidad la situación del sector de la construcción en México y su problemática en materia de productividad, financiación, inversión y otras características relevantes que pueden impactar sobre la sanidad o insanidad de las empresas del gremio para, en el capítulo 2, describir cada una de las empresas que configuran la muestra.

El capítulo 3 inicia con la revisión del estado del arte, continúa con el análisis de la relevancia de las razones financieras y finaliza con el examen del método de análisis discriminante múltiple y de los diferentes modelos vinculados a él: Z-Score, Springate, CA-Score, Elizabetsky y Matías.

El capítulo 4 presenta los resultados obtenidos en la aplicación del indicador Z-Score y da paso a las conclusiones extraídas del proceso de investigación.

CAPÍTULO 1. EL SECTOR DE LA CONSTRUCCIÓN EN MÉXICO

1.1 Aspectos generales

El sector de la construcción es aquél que presta servicios de edificación de obra nueva y/o ampliaciones de viviendas, oficinas y locales comerciales; infraestructura productiva para el resto de los sectores económicos —minería, industria, sector eléctrico, entre otros—; infraestructura de uso público —edificios de la administración pública, municipios, etc.— y construcciones civiles —camino, puentes, embalses—. etc. (Duffau & Spolmann, 2009), lo que da lugar a una ingente variedad de productos en la línea de edificaciones habitacionales y no habitacionales, además de obras de ingeniería pública y privada para la construcción de infraestructura (Gallardo & Rivera, 2016).

La Bolsa Mexicana de Valores (Grupo BMV, 2019) ubica al sector de la construcción como un ramo del mercado industrial estratificado en tres subramos: construcción de vivienda, construcción de ingeniería y edificaciones. Por su parte el CEESCO (2018, 2019a, 2019b) identifica tres subsectores que agrupan 45 clases de actividades económicas:

- ↳ Edificaciones —obra privada— dedicada a la construcción de viviendas principalmente, edificios industriales, comerciales y de servicios, escuelas, hospitales y clínicas, obras y trabajos auxiliares para la edificación.
- ↳ Obras de ingeniería civil —obra pública— dedicada a la construcción de infraestructura y urbanización —carreteras, puentes, infraestructura para el suministro de agua, petróleo, gas, energía eléctrica y telecomunicaciones—.
- ↳ Trabajos especializados de acabados, instalación de estructuras, instalación y equipamiento de construcción —cimentaciones, montaje de estructuras prefabricadas y demolición, entre otros—.

El Centro de Estudios Económicos del Sector de la Construcción (CEESCO, 2016) indica que en el año 2013, de acuerdo a cifras reportadas por el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) el sector estaba compuesto por 17,063 empresas⁵, con un tiempo promedio de operación en el mercado de 9,5 años, estratificadas por tamaño y número de trabajadores de acuerdo a lo que se indica en el cuadro 2, y cuyas actividades económicas, la *Encuesta Nacional de Empresas Constructoras, 2017* (ENEC, INEGI, 2018), distribuye de conformidad con lo expuesto en el cuadro 3.

Cuadro 2. Sector de la construcción: Estratificación de las empresas

Tamaño	Nº de trabajadores	Porcentaje
☞ Microempresa	10	47.46%
☞ Pequeña empresa	De 11 a 50	39.29%
☞ Mediana empresa	De 51 a 250	11.66%
☞ Gran empresa	Más de 251	1.59%

Elaboración propia. Datos del CEESCO (2019c).

Cuadro 3. Subramas de actividad económica de las empresas constructoras (ENEC)

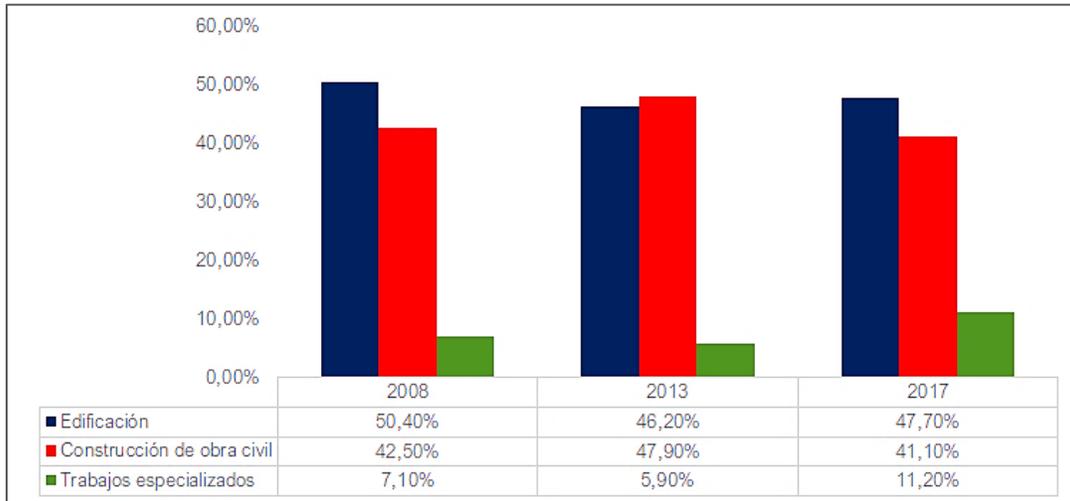
Empresas constructoras: Subramas	
☞ Edificación residencial	☞ Trabajos de albañilería
☞ Edificación de naves y plantas industriales	☞ Instalaciones eléctricas en construcciones
☞ Edificación de inmuebles comerciales y de servicios	☞ Instalaciones hidrosanitarias, de gas, sistemas centrales de aire acondicionado y calefacción
☞ Construcción de obras para el tratamiento, distribución y suministro de agua, drenaje y riego	☞ Otras instalaciones y equipamiento en construcciones
☞ Construcción de obras para petróleo y gas	☞ Colocación de muros falsos, aislamiento y enyesado
☞ Construcción de obras de generación y conducción de energía eléctrica y de obras para telecomunicaciones	☞ Trabajos de pintura y otros cubrimientos de paredes
☞ División de terrenos y construcción de obras de urbanización	☞ Realización de trabajos de carpintería en el lugar de la construcción
☞ Construcción de vías de comunicación	☞ Otros trabajos de acabados en edificaciones
☞ Otras construcciones de ingeniería civil	☞ Preparación de terrenos para la construcción
☞ Trabajos de cimentaciones	☞ Otros trabajos especializados para la construcción
☞ Montaje de estructuras prefabricadas	

Elaboración propia. Datos del CEESCO (2016).

⁵ El CEESO (2016) indica que la cifra de empresas del sector en 2014 era de 20,330 aunque al momento de la publicación de su documento tal información no había sido contrastada por lo que utiliza en la evaluación del sector las cifras de 2013.

Por lo que respecta a la aportación por subsectores, está encabezado por el de edificación, seguido por el de construcción de obras de ingeniería civil y, finalmente, el de trabajos especializados (v. figura 3).

Figura 3. Sector de la construcción: Aportación por subsectores (2008-2017)

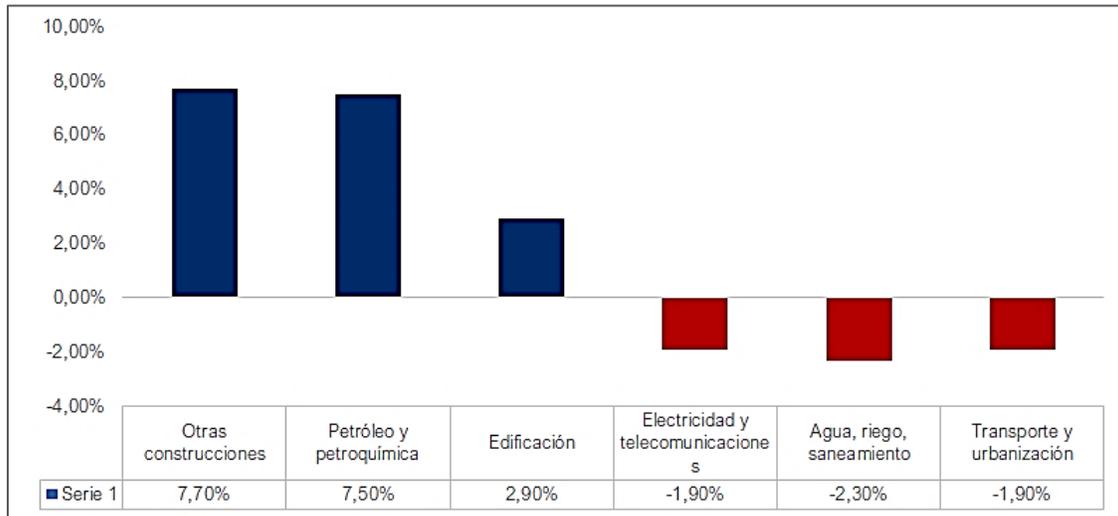


Elaboración propia. Datos del CEESCO (2016) e INEGI (2018).

La distribución por tipo de obra estuvo encabezada durante el periodo 2008-2013 por las incluidas en el subsector de edificación, concretamente por la edificación de viviendas unifamiliares, con una aportación del 23.5% de la producción bruta, seguida de la construcción de puentes, carreteras y similares —19.9% en 2013— y, en tercer lugar, por la de inmuebles comerciales y de servicios⁶ —17.2% en 2013— (CEESCO, 2016). En los cinco años siguientes se produjo una variación importante en este rubro, de forma que, en 2018, las actividades productivas con mejor desempeño fueron las enmarcadas bajo el epígrafe *otras construcciones* —7.7%, del total de la producción—, seguidas de las referidas al ramo petrolero/petroquímica —7.5%—, mientras que las relacionadas con transporte/urbanización y agua/sanemiento registraron caídas notables —7.9% y -2.3%, respectivamente— (CEESCO, 2019a), tal como se refleja en la figura 4.

⁶ Excepto supervisión.

Figura 4. Variación % real anual en el valor de producción por tipo de obra (2018)

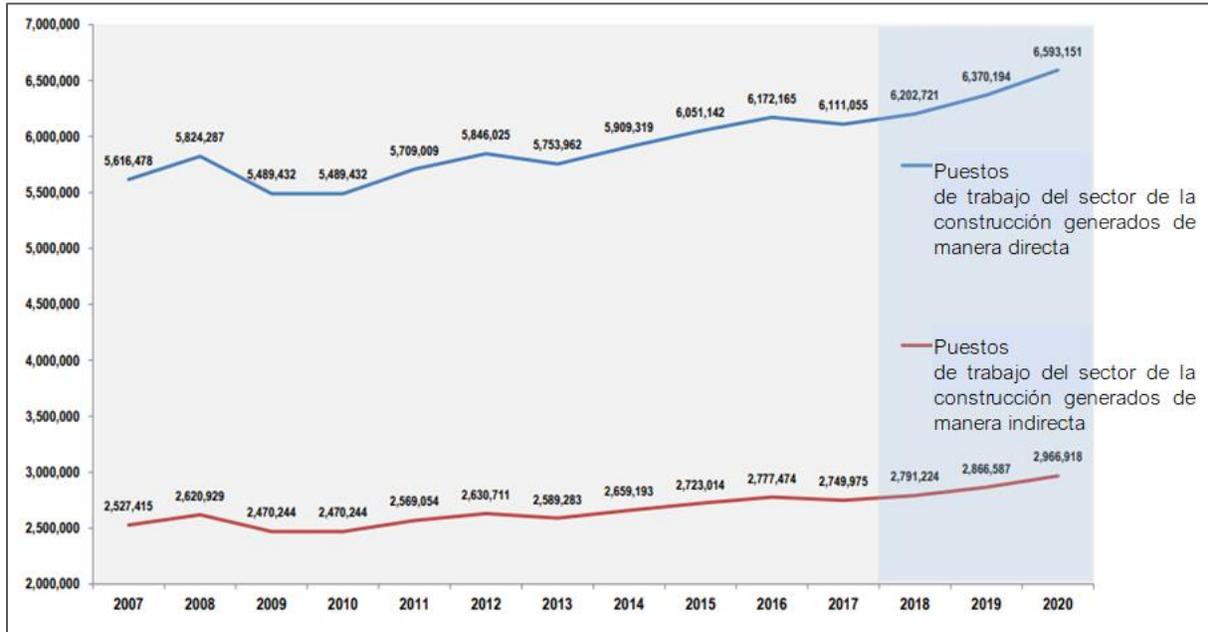


Fuente. Elaboración propia. Datos del CEESCO (2019a).

El 60% del valor de la producción total nacional de las empresas constructoras por sector contratante corresponde a obra privada, en tanto que el 40% restante lo hace a obra pública. Sin embargo, a fines del 2018, el valor de producción de las empresas constructoras derivada de la obra privada registró una disminución de -1.2%, mientras que la procedente de la obra pública aumentó en 2.8% (CEESCO, 2019a).

Finalmente, en materia de empleo, cabe destacar que en el año 2017, el sector de la construcción generó un total de 6 millones 111 mil 055 puestos de trabajo, de los cuales 4 millones 062 mil 514 correspondieron a la edificación —residencial y no residencial—, lo que supuso el 12% de los empleos totales y el 8.1% del total de empleos en el área de edificación (v. figura 5). Cabe señalar que al tratarse de un sector intensivo en contratación de mano de obra, con fuertes relaciones con otras cadenas de valor relevantes en el panorama económico nacional, es también un campo altamente significativo para la certificación de competencias laborales, por lo que debe ser prioritario desarrollar estrategias en materia de desarrollo de nuevos estándares en la materia con propósitos de incrementar la competitividad y la productividad del sector.

Figura 5. Tendencia y estimación de puestos de trabajo generados por el sector de la construcción



Fuente. CEESCO (2018b).

1.2 Diagnóstico y perspectivas del sector de la construcción (2018-2019)

A lo largo del periodo 2017-2018, el sector de la construcción registró una notable desaceleración derivada del bajo desempeño del subsector de obras públicas de ingeniería civil (CEESCO, 2018a), que llevó a un decremento del valor de la producción nacional de las empresas constructoras del -0.3% (CEESCO, 2019a). Tendencia que parece continuar en cuanto a bajos niveles de crecimiento a lo largo de 2019, de acuerdo a los resultados de la *Encuesta Mensual de Opinión Empresarial* (EMOM) aplicada al sector de la construcción (INEGI, febrero 2019), que recoge la opinión de los empresarios sobre las expectativas de la actividad económica del sector, y presenta un Indicador Agregado de Tendencia (IAT) de 52.5 puntos, dato mayor en 0.1 puntos respecto febrero de 2018 (CEESCO, 2019b) (v. cuadro 4). Situación que no ha impedido al sector ocupar la cuarta posición nacional en generación de riqueza, con una aportación al Producto Interno Bruto (PIB) del 8% y facturación superior a 1.8 billones de pesos en 2018, lo que ofrece una idea clara de su importancia en la economía nacional. Alineado con lo anterior, impacta en una proporción de 45/100 sobre 176 de las 262 ramas productivas, lo que

significa que de cada 100 pesos invertidos, 45 se dedican a la compra de bienes, servicios y materiales destinados a su cadena productiva (CEESCO, 2018a, 2019a).

Cuadro 4. Desaceleración del sector de la construcción (2018).

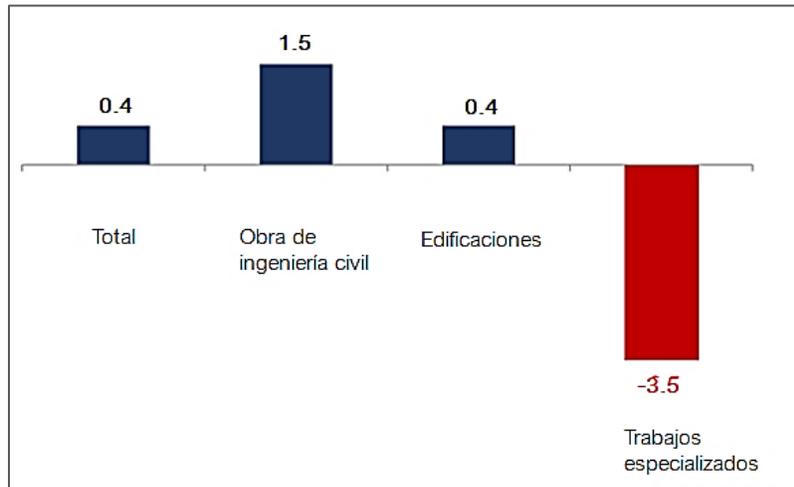
		0.6%	
↕	Crecimiento del sector de la construcción		
↕	Crecimiento del subsector de obras de ingeniería civil –obra pública—	-5.8%	
↕	Crecimiento del subsector edificación —residencial, no residencial—	1.3%	
↕	Crecimiento de trabajos especializados de la construcción	5.5%	
↕	Crecimiento del valor de la producción nacional	-0.3%	
↕	Crecimiento esperado en 2019 [EMOM]	0.1%	
↕	Crecimiento anual promedio a 2030 [GCP]	2%	

 Crecimiento
  Decrecimiento

Elaboración propia. Datos del CEESCO (2018, 2019a, 2019b); GCP, 2015; e INEGI (2019).

Desde una perspectiva internacional, el informe *Global Construction 2030: A global forecast for the construction industry to 2030* (GCP, 2015) señala un crecimiento global promedio del 3.9% anual al año 2030, ubicando a México en una posición inferior con un crecimiento anual promedio esperado del 2%. Sin embargo, en cuanto a las perspectivas de la industria a nivel regional, el *Informe* afirma que el país será un elemento clave en las perspectivas de la construcción en Latinoamérica a largo plazo, puesto que el sector se beneficiará del impulso otorgado por el crecimiento industrial del país, alimentado por la demanda estadounidense de productos manufacturados, los bajos costos energéticos y la apertura del gobierno a la inversión extranjera y a la renovación de la infraestructura nacional. Un porcentaje de incremento que, a cinco años de la elaboración del *Informe*, la industria nacional parece lejos de alcanzar a juzgar por las cifras de la *Encuesta Nacional de Empresas Constructoras, 2017* (INEGI, 2018) interpretados por el CEESCO (2019a) (v. figura 6).

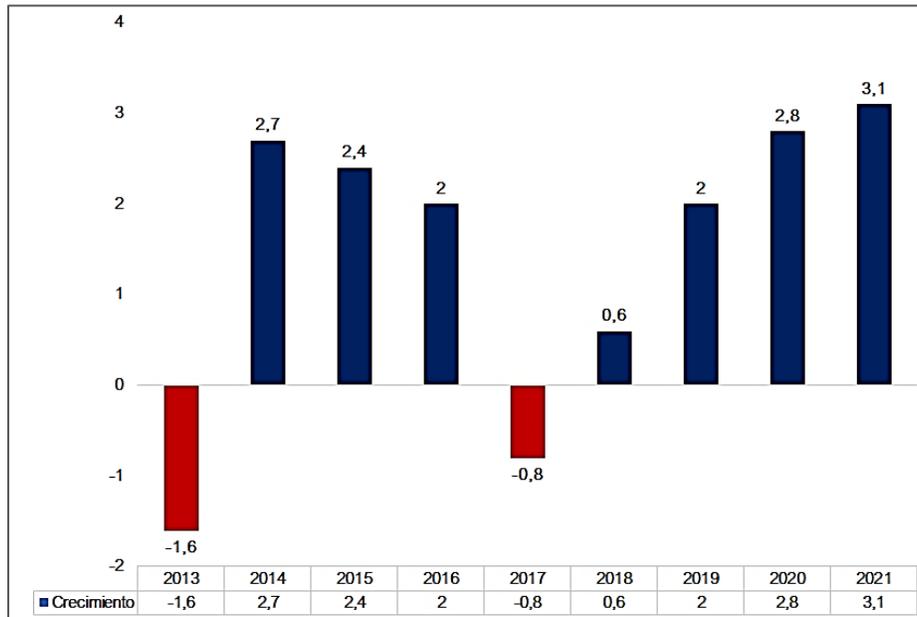
Figura 6. Variación % real anual en el valor de producción por subsector (2018 vs 2017)



Fuente. Elaboración propia. Datos de la ENEC (2018) interpretados por el CEESCO (2019a).

La lectura de la figura 6 permite percibir que los resultados del valor de la producción de las empresas constructoras muestran para el período enero-noviembre de 2018, un incremento del 1.5% en el subsector de obras de ingeniería civil respecto al mismo periodo de 2017; también positivo, pero inferior —0.4%— fue el crecimiento del subsector edificaciones, en tanto que la rama de trabajos especializados experimentó un decremento de -3.5% en el lapso citado, lo que otorga un promedio conjunto para el ramo de 0.4% (CEESCO, 2019b:3) que, como se ha expuesto, se mantiene alejado del 2% anual pronosticado por el *Informe GCP* (2015). Una lectura congruente con la tendencia desacelerada que el sector arrastra desde el año 2015, con un crecimiento promedio del 1.3% (CEESCO, 2019c), derivada de la reducción en materia de recursos públicos para infraestructura, así como de las fallas de los mecanismos de asignación y ejecución de dichos recursos, lo que otorga al sector privado el 77% del total de la inversión realizada aun cuando dicha inversión haya experimentado mermas en los últimos años, fruto de la adopción de medidas proteccionistas macroeconómicas, la volatilidad de los mercados financieros internacionales y el impacto negativo del contexto geopolítico de ciertas economías subdesarrolladas (v.figura 7).

Figura 7. Crecimiento del PIB de la industria de la construcción 2019-2021 (Var. % real anual)



Elaboración propia. Datos del CEESCO (2019c).

Un escenario de alta complejidad que continuará a lo largo de los próximos años y que necesariamente requiere, a nivel local, que tanto la iniciativa privada como la pública fomenten el desarrollo de infraestructura productiva con propósitos de detonar el sector cuya producción, en términos generales, manifiesta una tendencia similar a la producción económica, con tasas de crecimiento mayores o menores en relación al total de la economía, lo que demuestra que la construcción opera con mayores niveles de volatilidad que la economía nacional (CEESCO, 2019c).

Desde esta perspectiva, el CEESCO (2019c) proyecta un escenario más promisorio al cifrar entre un 2 y un 2.5% las expectativas de crecimiento de la industria de la construcción para 2019, siempre y cuando el gobierno ejerza adecuada y oportunamente el gasto destinado a infraestructura, factor esencial para mantener una tendencia constante que se aproxime y, en el mejor de los escenarios, supere el promedio de crecimiento anual del 2% (v. figura 7, lapso 2010-2021) proyectado por el *Informe GCP* (2015) para el periodo 2020-2030. A lo que habría que añadir, como un modo de asegurar las expectativas sectoriales de crecimiento, un contexto sociopolítico estable que

favorezca el establecimiento de un clima adecuado de negocios que impulse la inversión nacional e internacional en el país en materia de respeto al estado de derecho, disminución de los índices de corrupción y reducción de los niveles de inseguridad y violencia (CEESCO, 2019c).

1.3 Inversión y financiamiento

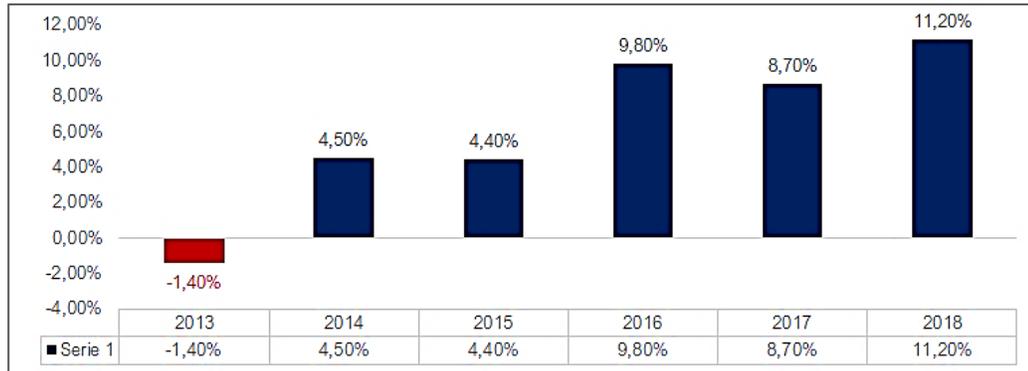
En un escenario geopolítico y social convulso que somete a la economía nacional a presiones internas y externas, el sector de la construcción ha visto debilitados sus montos de inversión e incrementadas las dificultades asociadas al financiamiento (CEESCO, 2017a). Por otra parte, Peña (2019), indica que el sector maneja grandes flujos de recursos, mantiene numerosos procesos de alta complejidad técnica que involucran profundamente al factor humano y lidia —sobre todo en grandes proyectos— con fallas en ajustes de diseño que generan sobrecostos que, adicionalmente, pueden atribuirse a:

- ↪ Planeación inadecuada.
- ↪ Proyectos incompletos o faltos de profundidad.
- ↪ Fallos de tramitación de permisos y autorizaciones.
- ↪ Falta de capacidad para dar seguimiento digital por parte de las empresas a los procesos financieros y de obra.
- ↪ Lentitud en la incorporación de nuevas tecnologías.

Todos estos factores impactan negativamente sobre la situación financiera de las constructoras y, por ende, sobre su necesidad de financiamiento. A ellos debe añadirse un nuevo elemento: el precio de los materiales ligado a la volatilidad de la moneda. Así, el 56% de devaluación acumulada del peso entre 2012 y 2018 se tradujo en un incremento acumulado del 43% en el costo de los materiales de construcción durante el mismo periodo. Lo anterior afecta especialmente a materiales como el acero y sus derivados, que representan aproximadamente el 18% de los insumos utilizados en la construcción y presentan un nivel de importación del 46% respecto al total consumido por la industria nacional (CEESCO, 2018c). Precios que, por otra parte, manejan altos niveles

de volatilidad en función de la ubicación geográfica de la empresa, el clima de la ubicación de la obra o la solicitud de productos a medida, entre otros factores (v. figura 8).

Figura 8. Incremento % anual en los precios de los materiales de la construcción: 2013-2018



Elaboración propia. Datos de CEESCO (2018c).

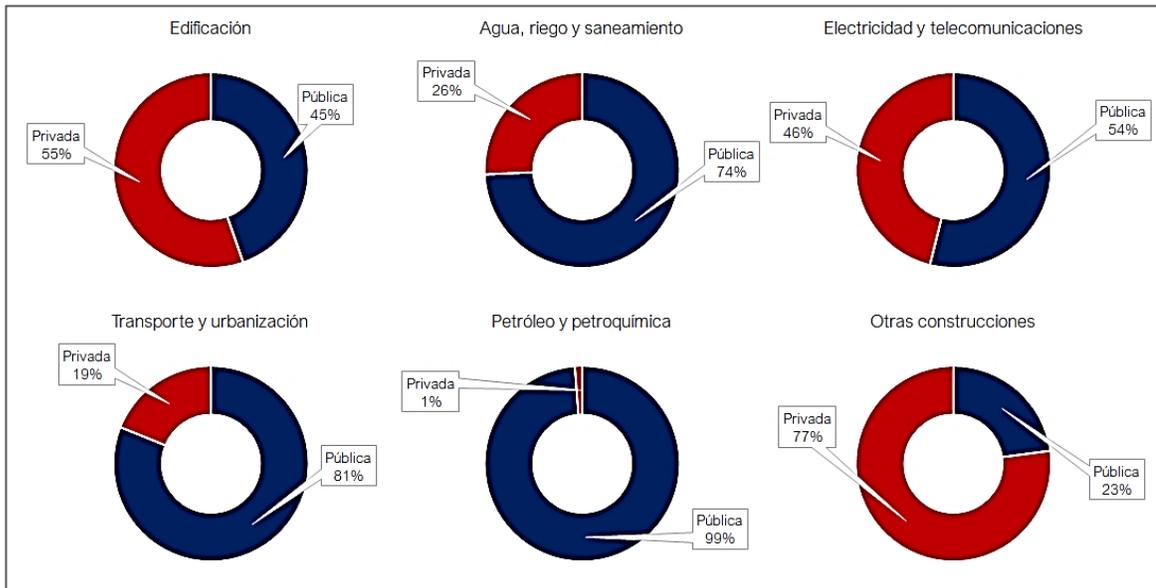
De esta forma, estimar el precio de un producto requiere que el constructor considere, entre otros factores:

- ↪ El tipo de cambio y las tasas de interés.
- ↪ Los factores geopolíticos internos y externos que puedan impactar las exportaciones/importaciones.
- ↪ El precio del combustible —petróleo y derivados—.
- ↪ Los riesgos que conlleve y el costo de una prima que compense el asumirlos para conseguir el margen de ganancia esperado.
- ↪ La incidencia del incremento de los precios de los materiales en la productividad y en la sostenibilidad financiera de las empresas (CEESCO, 2018 c) .

La conjunción de todos los factores citados repercute directamente en la caída del sector, con un elevado grado de merma en la obra civil y una más que evidente desaceleración del sector de edificaciones; igualmente, en materia de obra pública no se perciben señales de reactivación y la obra privada desciende debido a la incertidumbre

del mercado y al incremento de los costos financieros, ralentizando la inversión tanto pública como privada. La figura 9 muestra como la inversión pública destina la mayor parte de sus recursos en sectores que benefician a la sociedad —desarrollos urbanos, vivienda, salud, agua y energía—, en tanto que el sector privado invierte en obras vinculadas a las telecomunicaciones, el transporte y la vivienda.

Figura 9. Inversión pública y privada por subsectores (2018)



Elaboración propia. Datos del CEESCO (2019c).

La debilidad de las inversiones convierte al financiamiento en un factor prioritario para las empresas del sector, debido a que las inversiones en infraestructura requieren regularmente de una fuerte liquidez económica para iniciar operaciones, lo que puede impedir a las empresas concursar por licitaciones de obras públicas o concesiones, obligándolas a recurrir al apalancamiento con alguna institución financiera para obtener el capital requerido que asegure la continuidad de sus operaciones y su permanencia en el mercado.

Las causas esenciales de las dificultades financieras que atraviesan las empresas, además de la reducción de inversiones, junto con las alternativas de mitigación de dichas

dificultades se describen en el cuadro 5. Por otra parte, aun cuando las fuentes de financiamiento a las que pueden acceder son tan numerosas como variadas resultan insuficientes para asegurar la cobertura total de las necesidades de infraestructura, además de difícilmente accesibles para las micro, pequeñas y medianas constructoras, que constituyen el 87% del sector.

Cuadro 5. Causas y alternativas de mitigación de las dificultades financieras

CAUSAS QUE GENERAN DIFICULTADES FINANCIERAS	ALTERNATIVAS DE MITIGACIÓN DE LAS DIFICULTADES FINANCIERAS
<ul style="list-style-type: none"> ↖ Discontinuidad de la actividad productiva ↖ Presencia de pérdidas contables en los estados financieros. ↖ Desfase de pagos al cierre de ejercicio. ↖ Falta regular de oportunidades de trabajo en la última década. ↖ Escasa propiedad de activos fijos. ↖ Escasa estructura de personal. ↖ Reducida capacidad de afianzamiento de contratos derivad de su limitada estructura financiera. ↖ Falta de consolidación en las pymes de la industria. ↖ Falta de una oferta integral de productos financieros que permita la adquisición de capital de trabajo y, cuando lo adquieren, falta de capacidad para detonar a partir de él su crecimiento. 	<ul style="list-style-type: none"> ↖ Necesidad de implementar proceso de reingeniería financiera con desarrollo de créditos segmentados sin contrato como garantía. ↖ Generar paquetes integrales de financiamiento. ↖ Mejorar las condiciones crediticias en materia de tasas, plazos, montos, revolvencia y periodo de amortización. ↖ Negociar con la Secretaría de Economía apoyos monetarios para la adecuación de nuevos esquemas de garantía. ↖ Estructurar programas específicos de ayuda al sector en la banca de desarrollo. ↖ Crear un padrón de registro y seguimiento para el uso y desempeño de pasivos adquiridos entre las MiPyMEs del sector. ↖ Solicitar a las instancias gubernamentales adecuadas la implementación programas de seguimiento y rendición de cuentas, capacitación sobre financiamiento, contabilidad, inversión y sistema jurídico vinculado al financiamiento. ↖ Negociar con las instituciones financieras de desarrollo el descenso de las tasas de interés, la flexibilización de créditos y la implementación de nuevas opciones de factoraje. ↖ Reimpulsar los programas de compras de gobierno y cadenas productivas para que las dependencias federales publiquen en sus licitaciones. ↖ Ampliar los canales de comunicación para ofrecer a las empresas información relevante y oportuna sobre esquemas de financiamiento. ↖ Aumentar y fortalecer los mecanismos de intermediación, capacitación y factoraje. ↖ Reducir y/o ablandar los requisitos que se solicitan a las Mipymes de la construcción para acceder a un crédito.

Elaboración propia. Datos del CEESCO (2017b).

El CEESCO (2016), enlista diferentes instituciones nacionales e internacionales, públicas y privadas, que fungen como fuente de recursos para financiar las inversiones de infraestructura, mismas que se recogen en el cuadro 6.

Cuadro 6. Fuentes de financiamiento

Fuentes internacionales públicas	Banco Mundial	<p>Fondos para dos tipos básicos de operación:</p> <ul style="list-style-type: none"> ↗ Operaciones de inversión, que proporcionan financiamiento en forma de préstamos del BIRF o créditos y donaciones de la AIF a los gobiernos para cubrir gastos específicos en proyectos de desarrollo socioeconómico. ↗ Operaciones de financiamiento para políticas de desarrollo, que suministran apoyo para llevar a cabo reformas normativas, institucionales y de políticas encaminadas a lograr resultados específicos en términos de desarrollo de infraestructura física y social destinada a la reducción de la pobreza y a promover el desarrollo sostenible.
	Banco Interamericano de Desarrollo	<p>Fondos para tres tipos de proyecto:</p> <ul style="list-style-type: none"> ↗ Financiamiento de proyectos de inversión pública y privada a través de préstamos, donaciones, garantías e inversiones. ↗ Asistencia técnica a través de diversos programas de asistencia. ↗ Generación de conocimientos a través de investigaciones vinculadas al desarrollo. ↗ Préstamos a tasas de interés vinculadas al costo de captación de recursos en los mercados de capital. ↗ Gobiernos —nacionales, provinciales, municipales—, a instituciones públicas autónomas, organizaciones de la sociedad civil y empresas privadas, entre otros.
	Instituciones internacionales bilaterales	<ul style="list-style-type: none"> ↗ Banco de Desarrollo de América del Norte <p>Financiamiento para desarrollar, costear y construir proyectos autosustentables y económicamente viables en la franja de la frontera México-Estados Unidos con las siguientes características:</p> <ul style="list-style-type: none"> ▣ Que remedien problemas ambientales o de salud pública. ▣ Que estén ubicados en la zona delimitada en la frontera México-Estados Unidos o en una zona externa siempre y cuando remedien problemas transfronterizos ambientales o de salud. ▣ Que estén certificados por la Comisión de Cooperación Ecológica Fronteriza.
Instituciones internacionales privadas	BlackRock	<ul style="list-style-type: none"> ↗ Aportará experiencia financiera, gestión del riesgo y ayuda financiera a los proyectos que acoge.
	First Reserve	<ul style="list-style-type: none"> ↗ Inversor de capital de riesgo vinculado a proyectos de infraestructura energética, casi exclusivamente con entidades públicas —en México, PEMEX y CFE—.

Instituciones nacionales públicas	Goldman Sachs	<ul style="list-style-type: none"> ☞ Gestor de fondos de infraestructura que participa como inversionista de capital de riesgo asociándose a proyectos de infraestructura y entidades privadas.
	Certificados de Capital de Desarrollo (CCD o CKDs)	<ul style="list-style-type: none"> ☞ Instrumentos de deuda de capital no sujetos a calificación crediticia. ☞ Otorgados a empresas con sólido historial de operación y experiencia demostrable. ☞ La propiedad y la titularidad de los bienes y derechos que conforman los activos del proyecto se transfieren al fideicomiso. ☞ Los inversores firman una responsabilidad que alude al conocimiento de los riesgos de inversión y su costo. ☞ Distribuidos al menos por 20 inversores y los minoritarios contarán con la protección de accionistas minoritarios de una Sociedad Anónima Promotora de Inversión Bursátil. ☞ El fideicomiso con los CKDs es el responsable de liberar los recursos a los proyectos. ☞ Financiamiento de infraestructura y vivienda exclusivamente.
	Fideicomisos de Bienes Raíces e Infraestructura (FIBRAS)	<ul style="list-style-type: none"> ☞ Títulos o valores emitidos por fideicomisos enfocados en la adquisición o construcción de bienes inmuebles en territorio nacional que se destinan al arrendamiento y permiten cotizar en los mercados secundarios las rentas de los bienes inmuebles y en su caso la plusvalía de su compraventa. Para lo cual se requiere: <ul style="list-style-type: none"> ☑ Un propietario de bienes raíces con contratos de arrendamiento a largo plazo. ☑ La creación de un fideicomiso de administración por parte del propietario de bienes raíces. ☑ El propietario de bienes raíces entrega los Certificados de Participación Ordinaria a otro vehículo emisor que adquiere el derecho sobre las rentas y la plusvalía de los bienes raíces. ☑ Cumplimiento de La <i>Ley del ISR</i>, requisitos del Registro Nacional de Valores de la CNBV y requisitos de listado de la BMV.

Elaboración propia. Datos del CEESCO (2016).

CAPÍTULO 2. LAS EMPRESAS DEL SECTOR DE LA CONSTRUCCIÓN

2.1 Las empresas del sector de la construcción

La incertidumbre económica y política, la merma de obras de construcción de ingeniería civil y la inestabilidad que atraviesa el subsector de edificaciones en el ramo de obra privada han contribuido a la desaceleración del sector de la construcción, cuyos montos de facturación han disminuido sensiblemente en los últimos años, obligando a las empresas a diversificarse y expandir su actividad fuera del territorio nacional como una alternativa para reposicionarse y crecer.

Figura 10. TOP 20 de empresas de construcción (2017)

	Ventas 2012 [millones de \$]	Ventas 2012 [millones de US\$]		Ventas 2017 [millones de \$]	Ventas 2017 [millones de US\$]
1. Empresa ICA	47,542	3,613	1. OHL México	22,901	1,211
2. Homex *	28,526	2,168	2. Grupo ACS	20,184	1,068
3. Grupo ACS	20,521	1,559	3. CICSA	17,273	913
4. OHL México	20,083	1,526	4. IDEAL	16,314	863
5. Casas Geo	19,078	1,450	5. Fibra Uno	14,621	773
6. CICSA	17,509	1,330	6. México Proyectos y Desarrollos	11,012	582
7. IDEAL	14,545	1,105	7. Pinfra	10,007	529
8. Urbi Desarrollos Urbanos	12,912	981	8. Grupo ALDESA	9,464	500
9. Grupo Garza Ponce	6,816	518	9. Mota-Engil México	9,358	495
10. Consorcio Ara *	6,514	495	10. Grupo GP	9,338	494
11. Casas Javier	5,090	387	11. Coconal	8,869	469
12. Grupo Indi	4,783	363	12. Casas ARA	8,347	441
13. Pinfra	4,593	349	13. Copachisa	7,857	415
14. Grupo Aldesa	4,458	339	14. Inmuebles Carso	7,666	408
15. Coconal	4,317	328	15. Casas Javier	7,563	400
16. Grupo Hermes Infraestructura	3,719	283	16. Grupo Gia	7,260	384
17. GIA	3,718	283	17. Ruba	6,943	367
18. Arendal	3,604	274	18. Techint Ingeniería y Construcción	6,743	356
19. Grupo Gicsa	3,488	265	19. Davisa	5,814	307
20. Grupo Ruba	3,316	252	20. Grupo Indi	5,369	284
Total de ventas: 235,132 millones de pesos			Total de ventas: 212,902 millones de pesos		

Elaboración propia. Adaptación de CEESCO (2017c).

La figura 10 muestra cinco empresas extranjeras operando en México de entre las 20 con mayor valor de producción en 2017, dos de las cuales, de nacionalidad española, encabezan la tabla de posiciones. La expansión de empresas extranjeras plantea

escenarios altamente competitivos para la industria nacional, abocándola a adoptar estrategias y tácticas adecuadas para sostenerse en el mercado interno y, en su caso, explorar los externos. En tal escenario, la formación, la rentabilidad y la sostenibilidad de las empresas constructoras mexicanas requiere necesariamente reflexionar, identificar y evaluar los factores críticos locales y regionales que impactan, positiva o negativamente, sobre sus operaciones y resultados.

2.2 Unidades de análisis

A continuación se perfila cada una de las unidades de análisis objeto del presente trabajo, todas ellas emisoras en la BMV, de donde ha sido extraída la información. Se incluye información de la emisora, descripción de su negocio y eventos relevantes que han influenciado su desarrollo.

2.2.1 Empresas ICA S.A.B. DE C.V.

Comercialmente identificada como ICA, *Empresas ICA S.A.B. de C.V* es una sociedad anónima bursátil de capital variable constituida en la Ciudad de México con una duración indefinida que cotiza en la BMV desde el 9 de abril de 1992 (BMV 2016). La compañía comenzó a operar en 1947 bajo la denominación de *Ingenieros Civiles Asociados, S.A. de C.V.*, prestando servicios de construcción para proyectos de infraestructura al sector público mexicano. Se define como una compañía de ingeniería, adquisición y construcción, proveedora de servicios de construcción para clientes del sector público y privado, dentro y fuera del territorio nacional; adicionalmente, se encarga de proyectos de construcción, mantenimiento y operación de aeropuertos, autopistas, infraestructura social y túneles, de conformidad con concesiones otorgadas por las autoridades gubernamentales.

El 25 de agosto de 2017, la BMV emitió un aviso informando que Empresas ICA, S.A.B. de C.V. presentó, conjuntamente con sus subsidiarias, una solicitud de concurso

mercantil⁷ con un plan de reestructura previo suscrito por la mayoría de sus acreedores, en los términos y para los efectos previstos en la *Ley de Concursos Mercantiles*. (Diario Oficial del Estado, DOF, 12 de mayo del 2000; última reforma, DOF, 10 de ener de 2014), con el objetivo de implementar la reestructura de los pasivos de la compañía y sus referidas subsidiarias para fortalecer su situación financiera. Las subsidiarias operativas de Grupo ICA continuaron operando de forma regular y ejecutando los proyectos de infraestructura asignados y participando activamente en los proyectos de infraestructura que se presentaron durante el concurso (BMV, 2016) (v. figura 11).

Figura 11. ICA S.A.B. de C.V. [Perfil]



Elaboración propia.

⁷ El concurso mercantil es el recurso legal al cual acuden las empresas para entablar negociaciones con sus acreedores cuando el peso de sus adeudos es tal que les es imposible seguir al corriente en todos los pagos conforme se van venciendo. Si el juzgado admite el recurso el servicio a las deudas se suspende y el juez designa un visitador cuya función es administrar las operaciones de la empresa mientras esta negocia la reestructuración de los adeudos. La premisa clave de cualquier concurso mercantil es sencilla pero fundamental: La empresa sigue siendo viable y vale más viva que muerta. Es decir, su problema es financiero, no económico. No cuenta con los recursos financieros para mantenerse al corriente en sus deudas, pero si se perdona alguna parte de estas, la empresa puede seguir operando, puesto que sus flujos operativos son positivos. Por ello, y para evitar que se haga mayor daño al valor de la empresa, durante el periodo de concurso mercantil esta sigue operando. Si se logra el acuerdo, los acreedores condonan alguna parte de los adeudos vencidos y la ésta emerge del concurso mercantil debiendo menos. En el caso de que durante el periodo dispuesto no se logre el acuerdo deseado, la empresa entra en un proceso de bancarrota en el cual se liquidan los activos que posee para con ellos hacer pagos a los acreedores hasta que estos se agoten.

2.2.2 Corporación GEO S.A.B. DE C.V.

Corporación GEO, popularmente conocida como *Casas GEO*, es una desarrolladora de viviendas — promoción, diseño, construcción y comercialización de proyectos— que opera exclusivamente en México. Fundada en 1973 en la Ciudad de México, inició operaciones en el mercado de capitales de la BMV en 1994 a través de una oferta pública inicial de acciones, convirtiéndose en la primera empresa dedicada a la construcción de viviendas de interés social en realizar una emisión de ese tipo.

La Corporación depende del financiamiento otorgado por los proveedores de créditos hipotecarios, por lo que en sus operaciones influyen los cambios en las políticas de crédito y los procedimientos administrativos del Instituto del Fondo Nacional para la Vivienda de los Trabajadores (INFONAVIT), la Sociedad Hipotecaria Federal (SHF), el Fondo de la Vivienda del Instituto de Seguridad y Servicios Sociales de los Trabajadores del Estado (FOVISSSTE), el sector bancario y, en términos generales, las políticas gubernamentales de vivienda dictadas por la Secretaría de Desarrollo Agrario Territorial y Urbano (SEDATU) a través de la Comisión Nacional de Vivienda (CONAVI), en materia de subsidios federales a los compradores de menores ingresos. Lo anterior derivado de las extensas reglamentaciones federales, estatales y municipales, a que está sujeta la industria de construcción de viviendas de interés social en lo que refiere a adquisición de terrenos y a actividades de desarrollo y construcción, por lo que los cambios de gobierno, o las modificaciones a las leyes y/o reglamentos aplicables pueden retrasar sus operaciones (BMV, 2016).

El 15 de abril del 2014, la corporación GEO se declaró en concurso mercantil junto a 15 de sus subsidiarias, de conformidad con las disposiciones de la *Ley de Concursos Mercantiles* (DOF, 12 de mayo del 2000; última reforma, DOF, 10 de enero de 2014), con una propuesta de plan de reestructura presentada con el acuerdo de la mayoría de sus acreedores, sumándose a la misma instituciones financieras —Banamex, HSBC, Banorte, Santander, Inbursa y BBVA Bancomer— y tenedores de bonos colocados en el extranjero. Tras una fuerte crisis de liquidez, en junio de 2015 Geo salió del concurso

mercantil con un convenio en el que los acreedores y la empresa buscaban capitalizar 3 mil 500 millones de pesos (BMV, 2014) (v. figura 12).

Figura 12. Corporación GEO S.A.B. de C.V. [Perfil]



Elaboración propia.

2.2.3 Desarrolladora Homex S.A.B. de C.V.

Desarrolladora Homex S.A.B. de C.V. es una desarrolladora de viviendas de interés social y vivienda media —promoción, diseño, construcción y comercialización de proyectos—, verticalmente integrada, que opera exclusivamente en México. Fundada en 1989, se define como una sociedad anónima bursátil de capital variable constituida en Culiacán, Sinaloa, con duración indefinida. Comenzó a cotizar en la BMV el 29 de junio de 2004 y, el 25 de octubre de 2013, fue informada por la propia BMV de la cancelación de sus acciones con base a lo dispuesto en el artículo 45 de las Disposiciones Generales aplicables a los emisores en México (Comisión Nacional Bancaria y de Valores); así como por las disposiciones del *Reglamento Interno de la Bolsa Mexicana de Valores* 10.012.00 —posibilidad de suspensión de la cotización de valores ante sesión de remate en curso o movimientos inusitados de un valor—, y 10.015.01 — posibilidad de suspensión de la cotización de valores cuando las emisoras no presenten la información en los plazos y a través de los medios a que se refiere el *Reglamento Interno de la BMV* o bien, cuando la

misma sea confusa, incompleta o no se ajuste a lo previsto por el mismo—, del Reglamento Interno de la BMV (BMV, 2016).

El 30 de abril de 2014 los problemas de liquidez obligaron a la compañía a iniciar un procedimiento de concurso mercantil que se desarrolló hasta fines de 2015, cuando la compañía reanudó sus operaciones en la BMV e inició formalmente su reestructura y reactivación operacional mediante una capitalización de \$1,750 millones de pesos mediante la emisión de 17, 500,000 obligaciones convertibles en acciones de Homex. (BMV, 2016) (v. figura 13).

Figura 13. Desarrolladora Homex S.A.B. de C.V. [Perfil]



Fuente. Elaboración propia

2.2. 4 Urbi, Desarrollos Urbanos S.A.B. de C.V.

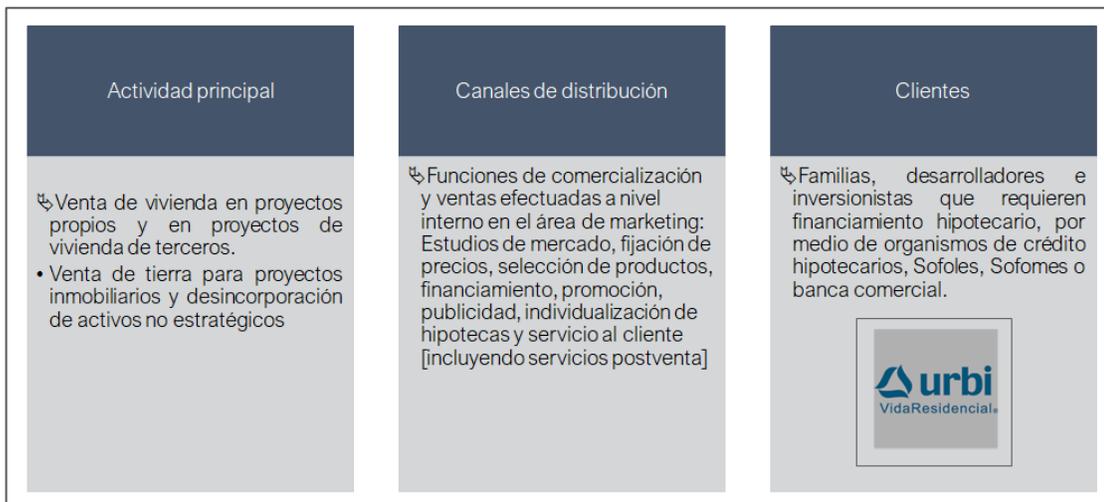
Sociedad anónima bursátil de capital variable constituida el 24 de noviembre de 1981, que opera en el ámbito del diseño, construcción, promoción y venta de vivienda. En 1996 el grupo estaba conformado por 15 sociedades:

- ↳ Cinco dedicadas a la promoción de vivienda.
- ↳ Una enfocada al desarrollo y arrendamiento de parques industriales.

- ↻ Dos a 27 dedicadas a actividades de desarrollo turístico.
- ↻ Siete centradas en la prestación de servicios corporativos para el grupo (BMV, 2016) (v. figura 14).

El 2 de diciembre de 2014, Urbi Desarrollos Urbanos S.A.B. de C.V. presentó a la BMV una solicitud de concurso mercantil conjuntamente con la mayoría de sus acreedores, con un plan de reestructura de la deuda existente y otras obligaciones adquiridas por la compañía. El plan de reestructura fue firmado por el Banco Mercantil del Norte, Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero Banorte y algunas de sus entidades afiliadas o subsidiarias; ciertos fondos de inversión o cuentas gestionadas o asesoradas por *Prudential Real Estate Investors*; ciertos fondos de inversión o cuentas gestionadas o asesoradas por *Ashmore Investment Management Limited* o sus filiales y ciertos fondos de inversión, cuentas y otras entidades gestionadas o asesoradas por *BlueBay Asset Management LLP* (BMV, 2016).

Figura 14. Urbi desarrollos Urbanos S.A.B. de C.V. [Perfil]



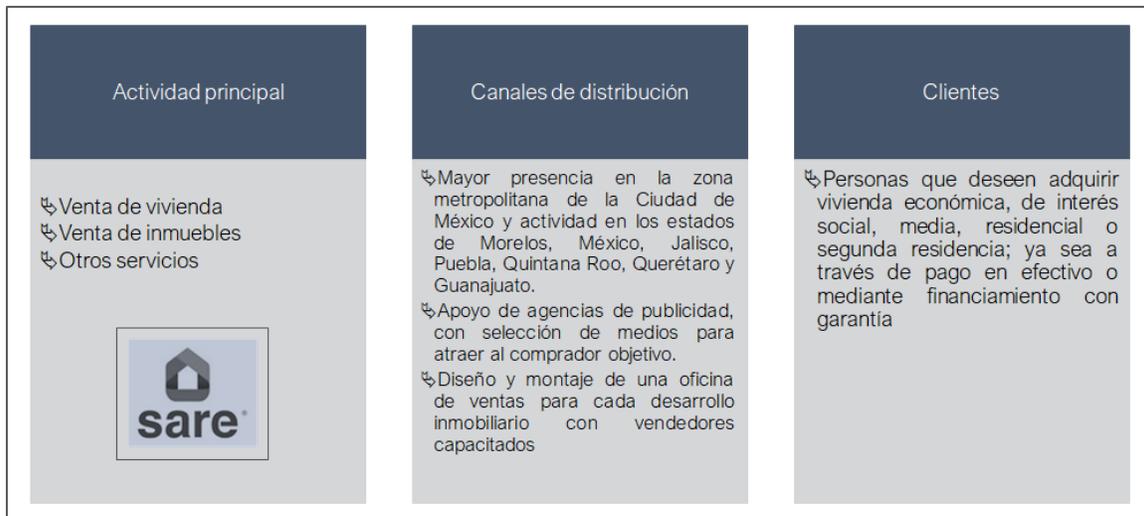
Elaboración propia.

2.2.5 Sare Holding S.A.B. de C.V.

Constituida el 29 de marzo de 1997, ofrece servicios integrales, desde preventa a post venta, de bienes raíces —conformación de bancos de tierra, diseño, ingeniería y

construcción de desarrollos habitacionales, promoción y venta de edificaciones, entre otros—. Atiende los segmentos de vivienda económica, de interés social, media, residencial y segunda residencia. Durante 2014, además de la producción y venta de vivienda, la compañía se enfocó en la venta de activos no estratégicos contenidos en el programa de inversión, mismo que permite obtener recursos dirigidos al pago de deuda financiera, fortalecer la liquidez y concentrar sus operaciones en el sector de interés social y de ciudades estratégicas en el centro del país. El objetivo de la compañía es consolidar su presencia y cuota de mercado en los mercados en los que actualmente opera, aprovechando las economías de escala que la empresa ha generado en sus operaciones regionales (BMV 2016).

Figura 15. Sare Holding S.A.B. de C.V. [Perfil]



Fuente. Elaboración propia.

CAPÍTULO 3. MODELOS DE PREDICCIÓN DE INSOLVENCIA

3.1 Estado del arte

Los modelos de predicción del fracaso pueden servir de referente para la aproximación a nuevos modelos aplicables al sector de la construcción en México. Cabe señalar que la literatura es abundante en el tratamiento teórico y empírico de las temáticas de predicción de insolvencia, por lo que discriminar los trabajos que pudieran ser de utilidad para sostener teóricamente esta investigación fue una tarea ardua en cuanto al número de fuentes revisadas, de entre las que pueden citarse, además de los trabajos de Altman (1968, 2000, 2006 y 2014), el de Sun, Li, Huang & He (2014), que destaca por su exhaustiva revisión del estado del arte en materia de predicción de dificultades financieras, considerando factores financieros y no financieros para determinar las causas del éxito o fracaso de las organizaciones. En la misma línea, Aziz & Dar (2006) efectúan un análisis exhaustivo de las metodologías y de los hallazgos empíricos identificados en diferentes modelos de predicción de dificultades financieras para concluir que las precisiones predictivas de los diferentes modelos parecen ser generalmente comparables, aunque los modelos de sistemas expertos con inteligencia artificial funcionan marginalmente mejor que los estadísticos y teóricos. Por su parte, Ochoa & Toscano (2012) presentan una revisión hemerográfica cronológica de la literatura publicada en materia de desarrollo de las técnicas de análisis de estados financieros basadas en ratios y métodos estadísticos

Por lo que respecta a los trabajos revisionistas del Z-Score, inician con el propio autor del modelo en Altman, Iwanicz-Drozdowska, Laitinen & Suvas (2014), con una revisión hemerográfica del periodo 2000-2013, para profundizar globalmente en la eficacia e importancia del indicador. Ordoñez (2012), revisa la hemerografía relativa al Z-Score acompañada del análisis discriminante para empresas que cotizan en el IPC de la BMV, en tanto que Ortega, Martínez & Valencia (2010), aplicaron el modelo a compañías colombianas con propósitos de evaluar su solvencia financiera con un alto grado de eficiencia predictiva.

En materia de modelos de predicción de insolvencia, Silva, Wienhage, Santana, Wüst & Bezerra (2012) verifican la validez predictiva de los modelos de previsión de insolvencia basados en números contables y de aquellos otros que utilizan datos de informes descriptivos, para concluir que si bien ambos pueden predecir la quiebra de las organizaciones los segundos presentan un mejor porcentaje de predicción. Por su parte, Mariz (2014), en un análisis similar para el contexto textil español, señala al Z-Score, en su formulación Z_2 , como el mejor predictor, lo que es contrario a los resultados obtenidos por Akhtar, Rheman & Irfan (2017), para quienes la Z-Score presenta un menor nivel de predicción que los modelos Logit y Probit en la industria manufacturera de Pakistán. También Mohamed (2016) y Mizan & Hossain (2014), utilizan la Z de Altman para evaluar la salud financiera de la industria cementera de Omán y Bangladesh, respectivamente, comprobando adicionalmente en el primer caso la idoneidad de la estructura de activos y el grado de eficiencia de la reinversión y, en el segundo, la posibilidad de quiebra. Gowri, Muthukumar & Sekar (2014) aplicaron el Z-Score y el modelo Springate a la industria automovilística para intentar predecir su desempeño financiero. Por su parte, Sanesh (2016) evalúa el puntaje Z de Altman de las compañías NIFTY 50⁸ —excluyendo a los bancos y las compañías financieras— para predecir la probabilidad de incumplimiento organizacional derivada de sus dificultades financieras. Ntoug, Puime, & Cibran (2016) validan la eficiencia de la Z de Altman como predictor de quiebra del sector financiero español, para concluir que el modelo es confiable con un 100% de efectividad. Fito, Pla & Llobet (2018) determinaron la capacidad predictiva de dos modelos de puntaje Z en situaciones de quiebra en el contexto español a partir de una muestra de 1,132 compañías en tres lapsos temporales, precrisis, crisis y postcrisis, para revelar que el Z-Score presenta una menor eficiencia en la predicción temprana que el modelo de Amat.

⁸ El Nifty 50 fue el grupo de las 50 acciones de gran capitalización más populares en la Bolsa de Nueva York en la década de los 70, mismas que fueron ampliamente consideradas como acciones sólidas de compra y mantenimiento, pertenecientes a compañías caracterizadas por un crecimiento consistente de las ganancias y una alta relación P/E.

Alvarado & Morales, (2015) realizan una comparación entre los modelos de Altman y Graham, en un intento de establecer su relación con el precio de la acción bursátil en tres empresas de alimentos que cotizan en la BMV. Sayari & Mugan (2017) abordan los niveles de incertidumbre de las empresas listadas en S&P 1500⁹ activas en el mercado a partir de marzo de 2012 con el propósito de demostrar la capacidad de las razones financieras para predecir la salud de las empresas, concluyendo que dichas razones reflejan en términos generales las características de la industria aun cuando su contenido varíe entre los diferentes sectores de la misma, por lo que recomiendan la construcción de modelos de dificultades financieras específicos para cada sector, coincidiendo con Akhtar, Rheman & Irfan (2017).

Li, Crook & Andreeva (2014) investigan la precisión predictiva de las medidas de eficiencia corporativa con coeficientes financieros estándar para predecir la angustia corporativa en las empresas chinas mediante el análisis envolvente de datos (DEA), concluyendo que la capacidad de predicción del modelo se ve mejorada con la inclusión de dichas medidas. En su trabajo de 2017, comparan puntuaciones de eficiencia dinámica en modelos de peligro de tiempo discreto, específicos y genéricos de la industria china. Igualmente, Moussavi, Jamal y Xi (2015), parten de un análisis de involucramiento de datos de supereficiencia sin orientación considerado como un marco de evaluación multicriterio para comparar los marcos de modelización de quiebras más populares del Reino Unido. Por su parte, Llano, Piñeiro & Rodríguez (2016) efectuaron un estudio comparativo de la eficiencia de ocho métodos predictivos —univariante, regresiones lineales, discriminante y logit, particionamiento recursivo, *rough sets*, redes neuronales artificiales y DEA— para concluir que independientemente de la metodología es posible emitir predicciones fiables a partir del uso de cuatro variables: rentabilidad, estructura financiera, rotación y flujos de caja.

⁹ El S&P 1500, o *S&P Composite 1500 Index*, es un índice bursátil de valores estadounidenses elaborado por Standard & Poor's. Incluye todas las acciones del S&P 500, S&P 400 y S&P 600. Este índice cubre el 90% de la capitalización bursátil de las acciones estadounidenses. El trabajo citado excluyó 264 empresas de servicios financieros.

Mselmi, Lahiani & Hamza (2017), intentan predecir las dificultades financieras de las pequeñas y medianas empresas francesas mediante un complejo modelo híbrido construido a partir de RNA, Logit y la máquina de vectores de soporte con mínimos cuadrados parciales. También enfocados en las pymes, Khemais, Nesrine & Mohamed (2016) desarrollan modelos de prevención de riesgo de incumplimiento de crédito mediante análisis de regresión logística y análisis discriminante, en tanto que Ayús, Lenin, Villegas, Leones & Salazar (2018) predicen el nivel de insolvencia de empresas españolas no emisoras del sector salud estratificadas por tamaño mediante análisis de regresión logística múltiple basado en indicadores.

Por su parte, Caro (2016), construye un modelo de predicción de riesgo con base en información contenida y en un análisis lineal generalizado mixto. Pérez, González & Lopera (2013) aplicaron a más de 28,000 empresas colombianas los modelos Logit y Probit con propósitos de estimar la posibilidad de riesgo de quiebra, concluyendo que las organizaciones ubicadas en el sector primario presentan una mayor posibilidad de riesgo de insolvencia que las de los sectores secundario y terciario. Liang, Lub, Tsai & Shih (2016) predicen la quiebra empresarial de empresas de Taiwán a partir de la combinación de indicadores del gobierno corporativo y razones financieras, utilizando como técnica de análisis la minería de datos. También Manzaneque, Priego & Merino (2016), exploran la combinación de mecanismos de gobierno corporativo en empresas emisoras españolas y su impacto sobre las probabilidades de fracaso empresarial mediante la técnica del emparejamiento y el análisis de regresión logística condicional. Todos los autores citados se presentan sintéticamente en el cuadro 7.

Cuadro 7. Estado del arte

Autores	Año	Descripción
Ibarra	2001	Problemas conceptuales, metodológicos y estadísticos resultado de la reducción de variables independientes que explican la salud financiera de las empresas del sector hotelero de la BMV.
Aziz, A. & Dar, H.	2006	Revisión hemerográfica del uso de varias técnicas de predicción en empresas de 10 países.
Morales	2007	Análisis múltiple discriminante , análisis de regresión logística binaria.
Ortega, Rodríguez & Valencia	2010	Modelos de evaluación de solvencia financiera y predicción del comportamiento futuro de nuevos clientes.
Ordoñez	2012	Revisión hemerográfica del desempeño de la clasificación del modelo Z-Score acompañada del análisis discriminante para empresas que cotizan en la BMV.
Ochoa & Toscano	2012	Revisión hemerográfica cronológica de la literatura publicada en materia de desarrollo de las técnicas de análisis de estados financieros mediante la utilización de razones y de métodos estadísticos.
Silva, Wienhage, Santana, Wüst & Bezerra	2012	Modelos basados en datos contables; modelos basados en datos descriptivos; modelos de insolvencia, capacidad predictiva, números contables, datos descriptivos.
García	2013	Capacidad de predicción de las redes neuronales artificiales respecto al Z-Score en el cálculo del grado de precisión de ambas técnicas en la determinación del desempeño financiero de empresas exitosas que cotizan en la BMV .
Altman, Iwanicz-Drozowska, Laitinen & Suvas	2014	Revisión hemerográfica del desempeño de la clasificación del modelo Z-Score en caso de quiebra y predicción de empresas en dificultades en empresas de 31 países europeos y tres no europeos
Li, Crook & Andreeva	2014	Precisión predictiva de la angustia corporativa en las empresas chinas a través de las medidas de eficiencia corporativa con coeficientes financieros estándar y el análisis envolvente de datos
Mariz	2014	Verificación de la validez predictiva de los modelos de previsión de insolvencia. Z-Score , concurso de acreedores, modelo Altman, quiebra empresarial, impagos, fracaso empresarial, modelos predictivos, análisis económico financiero insolvencia empresarial, España, sector textil
Mizan & Hossain	2014	Evaluación de la salud financiera de la industria financiera de Bangladesh mediante Z-Score.
Morales & García	2014	Identificación de las razones financieras determinantes para el éxito financiero de las emisoras del IPC de BMV mediante las técnicas de análisis discriminante múltiple, modelo Logit y las redes neuronales artificiales
Sun, Li, Huang & He	2014	Revisión del estado del arte en materia de predicción de dificultades financieras.
Mousavi, Jamal & Xi	2015	Propuesta de modelo de análisis de involucramiento de datos de supereficiencia sin orientación como un marco de evaluación multicriterio.
Caro	2016	Construcción de un modelo de predicción de riesgo con base en la información contenida en los estados contables de las empresas con

		oferta pública en las Bolsas de Santiago de Chile y de Valores de Buenos Aires (Argentina) a partir de un modelo propio.
Khemais, Nesrine & Mohamed	2016	Desarrollo de modelos de predicción de riesgo de incumplimiento de crédito de las Pymes para un banco comercial tunecino mediante regresión logística y análisis discriminante
Liang, Lub, Tsai & Shih	2016	Predicción de quiebra empresarial de empresas de Taiwán a partir de la combinación de indicadores del gobierno corporativo y razones financieras.
Llano, Piñeiro & Rodríguez	2016	Estudio comparativo de la eficiencia de ocho métodos predictivos para concluir que independientemente de la metodología es posible emitir predicciones fiables a partir del uso de cuatro variables: rentabilidad, estructura financiera, rotación y flujos de caja.
Manzaneque, Priego & Merino	2016	Análisis de mecanismos de gobierno corporativo en empresas emisoras y su impacto sobre las probabilidades de fracaso empresarial mediante la técnica del emparejamiento y el análisis de regresión logística condicional
Mohamed	2016	Predicción de quiebra mediante el uso del modelo Altman Z-score de una empresa cementera de Omán y sus subsidiarias.
Sanesh	2016	Evaluación del puntaje Z de Altman de las compañías NIFTY 50, para predecir la probabilidad de incumplimiento organizacional derivada de sus dificultades financieras.
Akhtar, Rheman & Irfan	2017	Análisis de métodos predictivos de dificultades financieras para la industria manufacturera de Pakistán.
Alvarado	2017	Análisis discriminante multivariante, redes neuronales artificiales, búsqueda genética y árboles de clasificación de Chaid.
Li, Crook & Andreeva	2017	Uso del análisis de envoltorio de datos para evaluar las unidades de toma de decisiones múltiples que se clasifican según las mejores prácticas en su sector industrial a través de un algoritmo de programación lineal para calcular la eficiencia corporativa como una medida para distinguir a las empresas saludables de aquellas en dificultades financieras.
Mselmi, Lahiani & Hamza	2017	Predicción de las dificultades financieras de las pequeñas y medianas empresas francesas utilizando el modelo Logit, las redes neuronales artificiales, las técnicas de la máquina de vectores de soporte, los mínimos cuadrados parciales y un modelo híbrido que integra la Máquina de vectores de soporte con los mínimos cuadrados parciales.
Sayari & Mugan	2017	Identificación de las razones financieras con mayor contenido de información para determinar las características conjuntas a todos los sectores industriales para, a partir de ellas, crear modelos de dificultades financieras específicas para cada sector industrial.
Ayús, Lenin, Villegas, Leones & Salazar	2018	Predicción del nivel de insolvencia en empresas españolas no emisoras estratificadas por tamaño del sector salud mediante análisis de regresión logística múltiple basado en indicadores
Ooghe & De Prijcker	2019	Visión profunda del proceso de fracaso de una empresa, dándole una comprensión más fundamentada de la relación entre las características de una compañía, las causas subyacentes del fracaso y los efectos financieros.

Elaboración propia.

3.2 Razones financieras

Rufus (2003, p. 14) define a las razones financieras como “indicadores cuantitativos de las fortalezas y debilidades financieras de una empresa” y, en términos más simples, como “una ‘fracción’” que expresa una relación significativa y sujeta a un estándar de comparación “entre dos artículos”. De esta forma, el análisis de las razones financieras permite reducir los numerosos conceptos¹⁰ incluidos en los estados financieros a un “número limitado de coeficientes”. Señala, así mismo, la utilidad de las razones financieras —que agrupa en cinco categorías, siguiendo a Altman (1968)— para identificar fortalezas y debilidades específicas de la empresa vinculadas a su sanidad o insanidad (v. cuadro 8).

Cuadro 8. Categorización de razones financieras

Categoría	Propósito de la razón financiera	Razón individual	
Liquidez	Medir la capacidad de la empresa para alcanzar la cobertura de sus obligaciones a corto plazo.	↳ Índice de liquidez	↳ Coeficiente de liquidez
		↳ Capital circulante	
Apalancamiento	Medir el grado de endeudamiento de la empresa.	↳ Coeficiente de deuda	↳ Índice de cobertura de intereses
Actividad	Medir el grado de eficacia con el que la empresa utiliza sus recursos.	↳ Inventario T/O	↳ Acc. Rec. T/O
		↳ Orden de transporte de activos fijos	
Rentabilidad	Medir la efectividad general de gestión de la empresa a partir de los rendimientos generados por las ventas.	↳ Margen bruto	↳ Margen de utilidad de operación
		↳ Rendimiento de activos totales	↳ Rendimiento del patrimonio neto
Crecimiento	Medir la capacidad de la empresa para mantener su posición económica en relación con el crecimiento de la economía y de su sector industrial.	↳ Ventas	↳ Dividendos PS
		↳ Ingresos netos	↳ Precio de mercado
		↳ EPS	↳ Valor en libros

Fuente. Rufus (2003).

Las razones financieras se analizan tanto desde una perspectiva interna como externa; en el primer caso se compara el valor presente de la razón financiera con el obtenido en periodos pasados o con el valor esperado en

¹⁰ García, Herrera & Ceja (2012, p.3) afirman que del análisis de los estados financieros de una empresa pueden extraerse hasta 120 conceptos.

periodos futuros, de forma que pueda estimarse el cambio esperado en la situación financiera de la empresa durante un determinado periodo. Por lo que respecta al análisis externo implica comparar a la empresa ya sea con otras similares, ya contra el promedio global del sector, con el propósito de obtener información sobre su rendimiento relativo y capacidad financiera (Rufus, 2003).

3.3 Modelos de predicción de insolvencia: Antecedentes

El interés de académicos y profesionales por predecir la sanidad/insanidad de las empresas ha derivado en el desarrollo de numerosos modelos matemático-financieros que puedan determinar con diversos grados de anticipación la insolvencia financiera empresarial (Astorga, 2002). En tal escenario, los modelos de prevención de insolvencia (v. cuadro 9) pretenden anticipar las dificultades financieras empresariales con el propósito de proveer herramientas útiles en el proceso decisorio al disponer de un mecanismo para pronosticar su propia quiebra (Vargas, Barrios & Cordero, 2013).

Cuadro 9. Modelos de predicción financiera

Métodos clásicos	Métodos modernos
↪ Análisis financiero tradicional, basado en razones financieras	↪ Árboles de decisión
↪ Métodos econométricos —análisis discriminante, lógico—	↪ Redes neuronales y algoritmos genéricos
↪ Método Wilcoxon, basado en la teoría de la ruina	↪ Metodología rough sets
↪ Modelos matemáticos de programación lineal	
↪ Sistemas expertos	

Elaboración propia. Información de Vargas, Barrios & Cordero (2013).

En general, la totalidad de los modelos contenidos en el cuadro 9 trata identificar situaciones potenciales de insolvencia a través de:

- ↪ Factores que aporten información sobre el fracaso empresarial.
- ↪ Uso de variables de naturaleza económica extraídas de los estados financieros de la empresa¹¹.

¹¹ En los modelos clásicos.

Los análisis de insolvencia basados en el modelo de ratios, estiman el fracaso cuando la rentabilidad media de la inversión es inferior al costo de capital o bien cuando la rentabilidad media de la inversión es inferior a la rentabilidad promedio obtenida en empresas similares.

Por otra parte, identifican la quiebra con un patrimonio neto negativo, es decir, cuando el total de pasivos excede el total de activos y, por tanto, la empresa carece de patrimonio. De esta forma pueden describirse los modelos de insolvencia financiera como aquellas ecuaciones desarrolladas para predecir el fracaso de las empresas a través del análisis de “datos contables e indicadores económico-financieros con la finalidad de calcular los aciertos y los errores en la toma de decisiones, identificados a través de razones financieras” (Vargas *et al*, 2013, p.81). Por otra parte, las razones financieras pueden evaluarse de forma individual —unidimensional— o conjunta —multidimensional—. En el primer caso, se toma como referente el modelo univariante de Beaver (1966) aplicado a 79 empresas quebradas con activos valorados entre 6 y 45 millones de dólares pertenecientes a 38 sectores industriales, utilizando como grupo de contraste a 79 empresas solventes con características similares a las quebradas. El autor revisa 30 razones financieras y determina la predictibilidad de quiebra en función de la entrada y salida del flujo de efectivo, para establecer cuatro proposiciones *ceteris paribus* (v. cuadro 10).

Cuadro 10. Beaver: Proposiciones *ceteris paribus* y predicción de quiebra

Beaver: Proposiciones <i>ceteris paribus</i>	
↗	A mayor reserva de efectivo, menor probabilidad de fracaso
↘	A mayor flujo de efectivo operativo, menor probabilidad de fracaso
↗	A mayor cantidad de apalancamiento, mayor probabilidad de fracaso
↘	A mayor cantidad de gastos operativos, mayor probabilidad de fracaso
Beaver: Predicción en la media de los valores de empresas sanas e insanas	
Razón	Predicciones
Flujo de efectivo/pasivo total	Sana > Fracaso
Ingresos netos/ activo total	Sana > Fracaso
Pasivo total/activo total	Fracaso > Sana
Capital de trabajo/activo total	Sana > Fracaso
Activo CP/pasivo CP	Sana > Fracaso
Flujo de efectivo/pasivo total	Sana > Fracaso

Elaboración propia. Información de Mariz (2014) y Vargas *et. al.* (2013).

De esta forma, tal y como se aprecia en el cuadro 10, las razones financieras de endeudamiento y flujo de caja sobre pasivos pueden vaticinar la insolvencia empresarial.

3.4 Análisis discriminante múltiple (MDA)

Los procedimientos de clasificación son consustanciales a la actividad humana y altamente significativos en materia de resolución de problemas y toma de decisiones. Estadísticamente, toda clasificación de un sujeto en un grupo determinado, a partir de los valores de una serie de parámetros medidos u observados presenta algún grado de incertidumbre, por lo que se considera razonable suponer que el uso de metodologías probabilísticas facilita la cuantificación de dicha incertidumbre (Gutiérrez, Martínez & Valencia, 2009).

Cuando los grupos están bien definidos y se pretende determinar un criterio para etiquetar cada individuo como perteneciente a alguno de ellos, se toma como técnica usual el análisis discriminante, dado que facilita la comparación de las diferencias entre dos —análisis discriminante simple— o más —análisis discriminante múltiple— grupos de individuos definidos a priori, con respecto a varias variables, con el propósito de analizar la relación entre:

- ↪ Una variable dependiente categórica con g modalidades que se corresponden con los grupos analizados y,
- ↪ Un conjunto de variables independientes $x_1, x_2 \dots x_p$, métricas o cuantitativas, a partir de una serie de funciones discriminantes, que son combinaciones lineales de las variables independientes que mejor discriminan o separan los grupos (Gutiérrez, Martínez & Valencia, 2009).

Por otra parte, basado en la existencia de una relación entre las variables involucradas en el análisis —normalidad, homocedasticidad y no multicolinealidad— el MDA ha sido utilizado a lo largo de los años en el área de negocios aplicados, dada su capacidad predictiva en aquellos problemas en que

la variable independiente aparece en términos cualitativos, lo que para efectos del presente trabajo significa quiebra vs no quiebra. Quesada (2008) describe el funcionamiento del MDA:

El primer paso es determinar a “priori” los grupos de clasificación (...). Después (...) se recogen los datos acerca de los sujetos que los componen; el MDA en su forma más simple, intenta derivar la combinación lineal de las características que mejor discriminen entre los grupos. Si un objeto particular, por ejemplo una empresa, posee características (razones financieras) que puedan ser cuantificadas para todas las empresas del análisis, el MDA determina un set de coeficientes discriminantes. Cuando éstos son aplicados a los ratios actuales, aparecen las bases para la clasificación de la empresa en uno de los grupos mutuamente excluyentes (Quesada, 2008:51).

En términos similares, Hernández- Ramírez (2014:8-9), describe paso a paso el MDA aplicado a la predicción de quiebra empresarial, en tanto que Kassai & Kassai (2019) ofrecen una versión simplificada del mismo proceso (v. cuadro 11).

Cuadro 11. Proceso de aplicación del MDA

Hernández-Ramírez (2014)	Kassai&Kassai (2019)
↳ Establecer clasificaciones de grupo explícitas — dos o más grupos—.	↳ Seleccionar dos grupos de empresas: solventes no solventes.
↳ Determinar las razones financieras que puedan cuantificarse para la totalidad de las empresas de la muestra.	↳ Seleccionar los indicadores contables de esas empresas.
↳ Obtener un set de coeficientes discriminantes para aplicar a las empresas, de forma que se clasifiquen en uno de dos grupos mutuamente excluyentes.	↳ Atribuir números a las variables no numéricas.
↳ Reducir, a partir del perfil de las características comunes a las empresas, el espacio dimensional: transformar los valores individuales en un solo puntaje Z, cuyo valor indique la probabilidad de quiebra futura de la empresa analizada.	↳ Obtener la ecuación —cálculos de regresión— base del modelo de previsión de insolvencia.
	↳ Medir el grado de precisión del comparando los resultados con la clasificación original previamente establecida.
	↳ Sustituir los indicadores seleccionados e incorporar nuevos si el grado de precisión fuese muy bajo.

Elaboración propia. Información de Hernández Ramírez (2014) & Kassai & Kassai (2019).

La técnica MDA considera el perfil completo de características comunes a todas las empresas analizadas así como la interacción entre dichas características; adicionalmente, para Quesada (2008) y Hernández-Ramírez (2014) la reducción del análisis de las variables es una ventaja considerable a tener en cuenta en su utilización.

Es decir, se reduce el número de variables dependientes a $G-1$ dimensiones, donde G es el número de grupos determinados a priori. Esto es muy útil en el contexto de la predicción de quiebra, ya que como se parte de dos grupos (quebrados y no quebrados), el análisis se transforma a la forma más simple: una dimensión (Quesada, 2008:52).

3.5 Modelo Z-Score de Altman

3.5.1 Construcción del modelo

Altman (1968, 2000, 2002), prueba la utilidad del MDA en el ámbito del análisis financiero a través de la identificación de combinaciones lineales de las razones financieras de mayor significatividad para las empresas con propósitos de clasificarlas de acuerdo a su probabilidad de insolvencia, lo que implica la posibilidad de construir un modelo confiable de predicción de quiebras a partir de una selección objetiva de razones financieras y de la ponderación significativa de dichas razones. Para lo que necesariamente se requiere:

- ↪ Identificar las razones financieras más adecuadas para determinar el potencial de insolvencia.
- ↪ Asignar a las razones financieras seleccionadas un peso específico determinado.
- ↪ Construir una metodología para determinar objetivamente las ponderaciones.

Altman (1968), parte de una muestra de 66 empresas industriales que cotizaban en bolsa subdivididas en dos grupos: (i) 33 empresas a las que se les había aplicado la *Ley de quiebra* entre 1946 y 1965, con activos totales valorados entre \$1 y \$25 millones de dólares y, (ii) 33 empresas sanas que operaban en

la bolsa de valores de Estados Unidos en 1966. En su análisis, parte de una lista de 22 razones financieras extraídas del *Moody's Industrial Manual*, aplicadas a ambos subgrupos de empresas y clasificadas en cinco categorías de indicadores —liquidez, rentabilidad, apalancamiento, solvencia y actividad—, que el autor considera suficientes para discriminar e identificar las empresas en riesgo de quiebra (Altman, 1968, 2000; Contreras, 2016). Para filtrar las variables y trazar un perfil, Altman aplicó una serie de pruebas estadísticas.

- ↳ Pruebas de significancia estadística de funciones alternativas que incluían las contribuciones relativas de cada variable independiente.
- ↳ Evaluación de intercorrelaciones entre las variables relevantes.
- ↳ Evaluación de la precisión predictiva de las combinaciones.
- ↳ Criterio del analista (Ortega, Rodríguez & Valencia, 2010; Astorga, 2002).

VARIABLES QUE HERNÁNDEZ-RAMÍREZ DETALLA EN EL CUADRO 12, MISMO EN EL QUE PUEDE PERCIBIRSE QUE ADÉMÁS DE PARA PREDECIR EL RIESGO DE INSOLVENCIA EL MODELO DE ALTMAN SIRVE PARA REALIZAR MEDIONES ADICIONALES —LIQUIDEZ, DERECHOS DE LOS ACCIONISTAS CONTRA LOS ACTIVOS DE LA EMPRESA, RENTABILIDAD, CONFIANZA DE LOS ACCIONISTAS EN RELACIÓN A LA DEUDA Y USO DE LOS ACTIVOS— QUE PERMITEN SU USO MÁS ALLÁ DE SU VALOR COMO INSTRUMENTO DE PREDICCIÓN DE QUIEBRAS PARA PRÁCTICAS DE EVALUACIÓN DE CRÉDITOS O INDICADOR PREDICTIVO DE LOS CAMBIOS EN LAS CALIFICACIONES DE LOS BONOS DE LAS CORPORACIONES, POR EJEMPLO (HERNÁNDEZ-RAMÍREZ, 2014). EN SÍNTESIS, TAL Y COMO SEÑALAN ARNOLD & EARL (2006), EL MODELO DE ALTMAN FAVORECE LA COMPRENSIÓN DE NUMEROSAS TEMÁTICAS ASOCIADAS A LOS RIESGOS CORPORATIVOS AL TRADUCIRLOS A UN PUNTAJE QUE INDICA SU NIVEL DE IMPACTO EN LA SANIDAD FUTURA DE LA EMPRESA.

Cuadro 12. Categorías de indicadores

Categorías de indicadores (Altman, 1968)		
X ₁ Capital de trabajo/activos totales	Medida de los activos líquidos netos de una empresa relativos a la capitalización total, en la que las características de liquidez —activos circulantes menos pasivos circulantes— y el tamaño —total de activos— son explícitamente consideradas y relacionadas, de forma que una empresa con pérdidas consistentes mostrará una reducción del activo circulante en relación al total de activos.	Problemas de liquidez
X ₂ Utilidades retenidas/activos totales	Cómputo del monto total de utilidades reinvertidas y/o las pérdidas de una empresa a lo largo de su vida. El indicador considera la edad de la empresa dado que las empresas jóvenes muestran una baja razón utilidades retenidas/activos totales. También mide el apalancamiento de la empresa puesto que las que presentan altas relaciones utilidades retenidas/activos totales han financiado la adquisición de tales activos mediante la retención de utilidades en detrimento de la no utilización de mucha deuda.	Derechos de los accionistas contra los activos de la empresa
X ₃ Utilidades retenidas antes de intereses e impuestos/activos totales	Independiente de factores como los impuestos y el efecto del apalancamiento financiero asociados a la empresa, es una medida de productividad justificada en forma general en la generación de utilidades a partir de los activos. La insolvencia en el sentido de la quiebra empresarial se materializa cuando el valor total de los pasivos de una compañía excede la valoración de los activos de la misma, justificando el valor de los activos por el poder de generación de utilidades a partir de estos.	Rentabilidad
X ₄ Valor de mercado del patrimonio ¹² /valor en libros del total de pasivos ¹³	Determina cuánto pueden declinar en valor los activos de una empresa —valor de mercado del patrimonio más valor de las deudas— antes de que los pasivos excedan los activos y la empresa se convierta en insolvente. Altman (2000) aclara que el valor en libros del patrimonio neto puede ser sustituido por el valor de mercado de éste, en aras de crear una función discriminante para empresas privadas —Z'— o bien una función discriminante para compañías no manufactureras —Z" —	Confianza de los accionistas con relación a la deuda
X ₅ Ventas/activos totales	Mide la habilidad de generación de ventas a partir de los activos de la empresa, es decir, la capacidad de la administración para enfrentar con las condiciones competitivas.	Uso de los activos

Elaboración propia. Información de Hernández-Ramírez (2014:10-11).

Sin embargo, tal y como se muestra en el cuadro 12, además del riesgo de insolvencia, el modelo de Altman sirve para realizar mediones adicionales — liquidez, derechos de los accionistas contra los activos de la empresa, rentabilidad, confianza de los accionistas en relación a la deuda y uso de los activos— que permiten su uso más allá de su valor como instrumento de predicción de quiebras para prácticas de evaluación de créditos o indicador

¹² El valor de mercado del patrimonio se entiende como la combinación del valor de mercado de todas las acciones en circulación de la compañía.

¹³ El indicador incluye los de corto y largo plazo.

predictivo de los cambios en las calificaciones de los bonos de las corporaciones, por ejemplo (Hernández-Ramírez, 2014). En síntesis, tal y como señalan Arnold & Earl (2006), el modelo de Altman favorece la comprensión de numerosas temáticas asociadas a los riesgos corporativos al traducirlos a un puntaje que indica su nivel de impacto en la sanidad futura de la empresa.

3.5.2 Modelo Z-Score de Altman

Altman (2000), plantea la siguiente función discriminante para empresas manufactureras negociadas públicamente.

Ecuación 1. Z-Score de Altman

$$Z - \text{Score} = (1,20 * X_1) + (1,40 * X_2) + (3,30 * X_3) + (0,60 * X_4) + (0,99 * X_5) \quad [1]$$

Donde:

X1 = Capital de trabajo / activo total

X2 = Utilidades retenidas / activo total

X3 = Utilidades antes de intereses e impuestos / activo total

X4 = Valor de mercado del capital / pasivo total

X5 = Ventas totales / activo total

Para Altman (1968), el Z-Score permite predecir quiebras con una antelación de hasta dos años antes de que la empresa presente una situación de insolvencia. El modelo muestra resultados anuales que se interpretan de acuerdo puntaje del cuadro 13.

Cuadro 13. Z-Score de Altman: Puntajes

Si $Z \leq 1.81$	Zona de quiebra	Peligro inminente de quiebra	
Si $Z > 1.81 < 2.99$	Zona de ignorancia	Posibilidad de quiebra en los dos años siguientes	
Si $Z \geq 2.99$	Zona segura	Solvencia	

Si bien el modelo fue ampliamente aceptado por los expertos también recibió críticas en tanto que no era válido para predecir la insolvencia de todas las empresas, lo que llevó a Altman (2000) a revisarlo para desarrollar dos variantes: (i) Z_1 para empresas industriales no emisoras y (ii) Z_2 para empresas públicas y privadas, comerciales y de servicios, no emisoras. Para el modelo Z_1 , Altman efectuó una nueva estimación sustituyendo en la variable X4 el valor de

mercado del patrimonio por el valor contable del mismo, variable disponible para cualquier empresa que maneje un sistema contable y cuente con estados financieros.

Ecuación 2. Z₁-Score de Altman

$$Z_1 - \text{Score} = (0.717 * X_1) + (0.847 * X_2) + (3.107 * X_3) + (0.420 * X_4) + (0.998 * X_5) \quad [2]$$

Donde:

- X1 = Capital de trabajo / activo total
- X2 = Utilidades retenidas / activo total
- X3 = Utilidades antes de intereses e impuestos / activo total
- X4 = Valor contable del patrimonio / pasivo total
- X5 = Ventas totales / activo total

El modelo muestra resultados anuales que se interpretan de acuerdo al puntaje del cuadro 14.

Cuadro 14. Z₁-Score de Altman: Puntajes

Si $Z \leq 1.23$	Zona de quiebra	Peligro inminente de quiebra	
Si $Z > 1.23 < 2.99$	Zona de ignorancia	Posibilidad de quiebra en los dos años siguientes	
Si $Z \geq 2.99$	Zona segura	Solvencia	

Por lo que respecta al modelo Z₂, —empresas pública y privadas, comerciales y de servicios no emisoras—, la estimación de Altman (2000) elimina la variable X5 dado que se trata de un indicador que varía significativamente en función del sector empresarial por lo que no agrega valor al modelo.

Ecuación 3. Z₂-Score de Altman

$$Z_2 - \text{Score} = (6.56 * X_1) + (3.26 * X_2) + (6.72 * X_3) + (1.05 * X_4) \quad [3]$$

Donde:

- X1 = Capital de trabajo / activo total
- X2 = Utilidades retenidas / activo total
- X3 = Utilidades antes de intereses e impuestos / activo total
- X4 = Valor contable del patrimonio / pasivo total

El modelo muestra resultados anuales que se interpretan de acuerdo al puntaje del cuadro 15.

Cuadro 15. Z₂-Score de Altman: Puntajes

Si $Z \leq 2.10$	Zona de quiebra	Peligro inminente de quiebra	
Si $Z > 1.11 < 2.59$	Zona de ignorancia	Posibilidad de quiebra en los dos años siguientes	
Si $Z \geq 2.60$	Zona segura	Solvencia	

El modelo fue nuevamente revisado por Altman para ajustarlo a las empresas de países emergentes (Altman, 1995; Alman & Hotchkiss, 2006) modificando el peso del factor Z a partir de:

- ↪ La vulnerabilidad de la empresa a la devaluación de la moneda.
 - ↪ La afiliación de la empresa al sector industrial.
 - ↪ La posición competitiva de la empresa dentro de su sector industrial.
- (Vargas, Barrett & Cordero:2013).

Ecuación 4. EM-Score de Altman

$$EM - Score = (6.56 * X_1) + (3.26 * X_2) + (6.72 * X_3) + (1.05 * X_4) + 3.25 \quad [4]$$

Donde:

X1 = Capital de trabajo / activo total
 X2 = Utilidades retenidas / activo total
 X3 = Utilidad operativa / activo total
 X4 = Valor en libros de la acción/ pasivo total

El modelo muestra resultados anuales que se interpretan de acuerdo al puntaje de la tabla 1.

Tabla 1. Modelo EM Score: Valores que toma la ecuación

		Valor Z				
Zona Blanca [libre de riesgo]	8,15	>8,15	5,65	5,85	Zona gris [precaución]	
	7,60	8,15	5,25	5,65		
	7,30	7,60	4,95	5,25		
	7,00	7,30	4,75	4,95		
	6,85	7,00	4,50	4,75		
	6,65	6,85	4,15	4,50	Zona roja [Riesgo de quiebra]	
	6,40	6,65	3,75	4,15		
	6,25	6,40	3,20	3,75		
	5,85	6,25	2,50	3,20		
			1,75	2,50		
		<1,75	1,75			

La lectura de la tabla 1 muestra los valores que toma la ecuación y su clasificación: zona blanca —libre de riesgo—; zona gris —precaución—, y zona roja —peligro inminente de quiebra—. El modelo fue aplicado por Altman y otros autores en México, Brasil, Argentina y países surasiáticos.

En términos generales, el modelo Z-Score en sus tres variantes se presenta como un instrumento de medida con alto grado de predicción de la salud financiera de las empresas, considerando que a $>$ puntaje de Z, $<$ probabilidad de insolvencia y, por tanto, de quiebra; de igual forma, a $>$ puntaje de Z mayor grado de solvencia y $<$ posibilidad de quiebra. Por lo que respecta a la zona gris o zona de ignorancia, debe considerarse como un área neutral a tener en cuenta a la hora de establecer procesos de mejora continua en materia de salud financiera, por lo que debe de ser periódicamente monitoreada para mitigar la posibilidad de descenso hacia la zona de peligro (Altman, 1968, Altman, 2000; Rufus, 2003; Hernández Ramírez, 2014).

La precisión del modelo Z-Score es, para Campanaro, Díaz, Marchese *et al.* (2016), de un 72% con 2 años de antelación respecto a la fecha de quiebra y un porcentaje de falsos negativos del 6%; en un periodo de prueba de 31 años se obtuvo una precisión de entre 80% y un 90% con un año de antelación respecto a la fecha de quiebra, con un porcentaje de falsos negativos de entre 15% y 20%, lo que significa un alto grado de precisión predictiva. Sin embargo, ni el modelo de Altman ni ningún otro constituyen una fórmula infalible, por lo que es necesario combinarlos con análisis cualitativos de las variables.

3.6 Otros modelos

3.6.1 Modelo Springate

Desarrollado en 1978 en la Universidad Simón Fraser de Canadá siguiendo los procedimientos desarrollados por Altman (1968), el autor usó la técnica MDA para seleccionar 4 razones financieras de un total de 19 y aplicarlas a 50 empresas con un activo promedio de 2,5 millones de dólares canadienses, obteniendo un 88.0% de exactitud en la predicción de solvencia o insolvencia (Gaytán, 2015;

Astorga, 2002). Probado posteriormente para 24 firmas con un activo promedio de 63 millones de euros, obtuvo un grado de predictibilidad del 83%, lo que permite deducir que a > tamaño de la empresa < exactitud predictiva del modelo (Mariz, 2014).

Ecuación 5. Modelo Springate

$$Z_2 - Score = (1.03 * A) + (3.07 * B) + (0.66 * C) + (0.40 * D) \quad [5]$$

Donde:

A = Capital de trabajo / activo total
 B = Utilidad neta antes de intereses e impuestos / activo total
 C = Utilidad neta antes de impuestos / activo total
 D = Ventas / activo total

El modelo muestra resultados que se interpretan de acuerdo al puntaje del cuadro 16:

Cuadro 16 Modelo Springate. Puntajes

Si $Z < 0.862$	Zona de quiebra	Peligro inminente de quiebra	
Si $Z > 0.862$	Zona segura	Solvencia	

A diferencia del modelo de Altman, el modelo Springate considera únicamente la posibilidad de solvencia e insolvencia, eliminando la zona gris de precaución asociada al monitoreo y la mejora continua.

3.6.2 Modelo CA-Score

Este modelo de predicción de quiebra e insolvencia fue desarrollado por Jean Legault — miembro de la Universidad de Quebec— que recomienda su uso a todos los miembros del gremio. El modelo fue formalizado después de analizar 30 razones financieras de una muestra total de 173 empresas manufactureraas que cotizan en bolsa con ventas anuales entre uno y veinte millones de dólares canadienses, conforme a la siguiente ecuación:

Ecuación 6. Modelo CA-Score

$$CA - Score = (4.5913 * X_1) + (4.5080 * X_2) + (0.3936 * X_3) - 2.7616 \quad [6]$$

Donde:

X1 = Capital contable/ activo total

X2 = Utilidad antes de impuestos y rubros extraordinarios + gastos financieros/ activo total

X3 = Ventas/ activo total

X4 = Valor en libros de la acción/ pasivo total

Cuando el resultado de Ca-Score < -0.3 (0.3 negativo) la empresa presenta insolvencia. El modelo fue diseñado para su aplicación en empresas manufactureras y presenta un grado de asertividad del 83% (León, 2010; Astorga, 2002).

3.6.3 Modelo Kanitz

Responsable durante mas de 20 años de la elaboración del análisis económico-financiero de las 500 mejores y mayores empresas brasileñas para la revista *Exame*, construyó un modelo de previsión de insolvencia a partir de índices de análisis de los balances empresariales, a los que aplicó las técnicas de análisis discriminante y regresión múltiple para determinar el factor de insolvencia cuyo valor permite definir a las empresas como solventes o insolventes. Así mismo, pudo probar que las pequeñas y medianas empresas presentan mayor riesgo de quiebra que las grandes corporaciones.

Ecuación 7. Modelo de Kanitz

$$FI = (0.05 * X_1) + (1.65 * X_2) + (3.55 * X_3) - (1.06 * X_4) - (0.33 * X_5) \quad [7]$$

Donde:

X1 = Activo corriente/capital contable

X2 = Activo corriente + no corriente/ pasivo total

X3 = Activo Corriente - inventarios/ pasivo corriente

X4 = Activo corriente/ pasivo corriente

X5 = Pasivo total/capital contable

FI = Factor de insolvencia

Para facilitar el cálculo construyó una escala denominada *termómetro de insolvencia*, que ubica a las empresas en tres situaciones diferentes solvencia,

penumbra y sombra/insolvencia, dado que de acuerdo al autor un único periodo de evaluación no es suficiente para determinar la capacidad de solvencia/insolvencia de la empresa, puesto que no es posible garantizar que una firma solvente no vaya a fracasar en un periodo posterior. En tal escenario, Kanitz considera que no es posible evaluar como *desfavorables* los índices contenidos en el balance, sino únicamente ubicar a la firma analizada en zona de sombra —cerca de la quiebra—; en penumbra —proceso de recuperación— o en zona blanca de solvencia.

Puesto que el modelo no cuenta con un punto crítico, sino con una región crítica, tal y como se presenta en la figura 16, el puntaje a considerar establece que: (i) si el resultado es inferior a -3, la empresa está quebrada; (ii) si el resultado es entre -1 y -3, entra en zona de precaución y, (iii) cualquier puntaje superior a cero implica insolvencia. De acuerdo a ello, una empresa que presenta un factor de insolvencia positivo disminuye su probabilidad de fracaso de forma inversamente proporcional a lo elevado del factor; por el contrario, cuanto menor sea el factor negativo de insolvencia mayor será la posibilidad de quiebra (Costa, Amaral, Souza, Souza & Silva, 2015; Astorga, 2002; Kassei & Kassei, 2019).

Figura 16. Termómetro de Kanitz

7	6	5	4	3	2	1	0	-1	-2	-3	-4	-5	-6	-7
Si FI > 0 Solvencia								Si FI ≤ -1 Zona de penumbra			Si FI ≤ -4 Zona de sombra			

3.6.4 Modelo Elizabetsky

Elizabestky (1976), desarrolló su modelo de insolvencia para el sector de la banca comercial, tomando como referencia a 373 empresas —274 solventes y 99 con problemas de liquidez—, considerando que si bien el proceso decisorio no debe excluir el juicio humano, el "sistema de evaluación de crédito puede ser enormemente beneficiado por el uso de modelos matemáticos que posibiliten una mejor cuantificación de los datos existentes" (Elizabetsky, 1976, p.15), lo que lo lleva a desarrollar la ecuación [8] (Marcos, 2011; Bez, Cittadin & Oliviera, 2011).

Ecuación 8. Modelo Elizabetsky

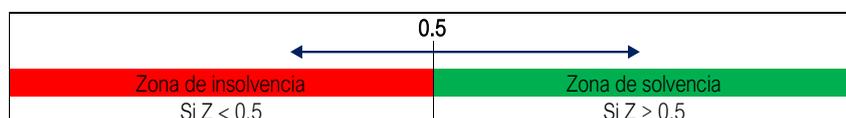
$$Z = (1.93 * X_1) - (0.20 * X_2) + (1.02 * X_3) + (1.33 * X_4) - (1.12 * X_5) \quad [8]$$

Donde:

- X1 = Utilidad neta/ventas
- X2 = Disponible/ activo fijo
- X3 = Cuentas por cobrar/ activo total
- X4 = Inventarios/ activo total
- X5 = Pasivo circulante/activo total

El modelo muestra resultados que se interpretan de acuerdo al siguiente puntaje:

Figura 17. Termómetro de Elizabetsky.



3.6.5 Modelo Matias

Matias (1978) usa en su modelo la técnica MDA para estudiar la solvencia de las empresas, con el propósito de eficientar la evaluación del crédito convencional a través de un modelo matemático que auxiliase a las personas jurídicas en el proceso decisorio asociado a la concesión de crédito, de conformidad con la ecuación [9] (Bez, Cittadin & Oliveira, 2011).

Ecuación 9. Modelo Matias

$$Z = (23.792 * X_1) - (8.26 * X_2) - (9.868 * X_3) - (0.764 * X_4) - (0.535 * X_5) + (9.912 * X_6) \quad [9]$$

Donde:

- X1 = Patrimonio neto/activo total
- X2 = Préstamo bancario/ activo corriente
- X3 = Proveedores/ activo total
- X4 = Activo corriente/ pasivo corriente
- X5 = Utilidad de operación/activo total

El modelo muestra resultados que se interpretan de acuerdo al puntaje del cuadro 17:

Cuadro 17. Modelo Matias: Puntaje

Si $Z < 0$	Zona de quiebra	Peligro inminente de quiebra	
Si $Z > 0$	Zona segura	Solvencia	

CAPÍTULO 4. RESULTADOS

4.1 Aplicación del Z-Score

Del subsector construcción, ubicado en el sector industrial de la BMV se identificaron cinco emisoras que habían presentado dificultades financieras y entrado a concurso mercantil durante el periodo 2006-2016, mismas que constituyeron las unidades de análisis objeto de este estudio (v. cuadro 18).

Cuadro 18. Unidades de análisis: Estratificación

Compañía	Ticker ¹⁴	Ramo
Empresas ICA SAB de CV	ICA	Construcción e ingeniería
Corporación GEO	GEO	Construcción de viviendas
Desarrolladora HOMEX SAB de CV	HOMEX	Construcción de viviendas
Urbi Desarrollos Urbanos SAB de CV	URBI	Construcción de viviendas
Sare Holding SAB de CV	SARE	Construcción de viviendas

Fuente. Elaboración propia. Datos de la BMV (2018).

Tras obtener los datos de las unidades de análisis de la plataforma Capital IQ, que contiene información de los estados financieros de las unidades analizadas —situación financiera, estado de resultados e información del mercado bursátil— se aplicó la fórmula Z-Score para, posteriormente, comparar los resultados contra el precio de cierre de la acción por año y por compañía con el propósito de detectar posibles relaciones Z-Score/precio de la acción y, en su caso, analizar el impacto provocado por ellas. Se seleccionó un lapso temporal de 10 años 2006-2016, subdividido en tres periodos, tal y como se refleja en el cuadro 19.

Cuadro 19. Lapso temporal del estudio

Lapso temporal del estudio		
2006-2007	2008-2012	2013-2016
Precrisis	Crisis	Postcrisis

Elaboración propia.

De conformidad con la ecuación [1] se obtuvo la ecuación [10].

¹⁴ Código que identifica a una empresa que cotiza en el mercado bursátil.

Ecuación 10. Aplicación del Z-Score a las unidades de análisis

$$Z - \text{Score} = 1.2 * X1 + 1.4 * X2 + 3.3 * X3 + 0.6 X4 + 1.0 * X5 \quad [10]$$

Donde:

X1 = Capital de trabajo / activo total

X2 = Utilidades retenidas / activo total

X3 = Utilidades antes de intereses e impuestos / activo total

X4 = Valor de mercado del capital / pasivo total

X5 = Ventas totales / activo total

Considerando los puntajes reflejados en el cuadro 20.

Cuadro 20 Z-Score: Puntaje

Puntaje	Zona	Probabilidad de insolvencia	Indicador
Si $Z \leq 1.81$	Zona de quiebra	Muy alta	
Si $Z > 1.81 < 2.99$	Zona de precaución	Posible	
Si $Z \geq 2.99$	Zona segura	Baja	

Elaboración propia.

4.1.1 Z-Score para ICA S.A.B. de C.V. 2006-2016

El valor de Z-Score para ICA fue inferior a 1.81 a lo largo de los tres periodos, con resultados negativos en los dos últimos años, lo que la define como financieramente en peligro de quiebra (v. tabla 2).

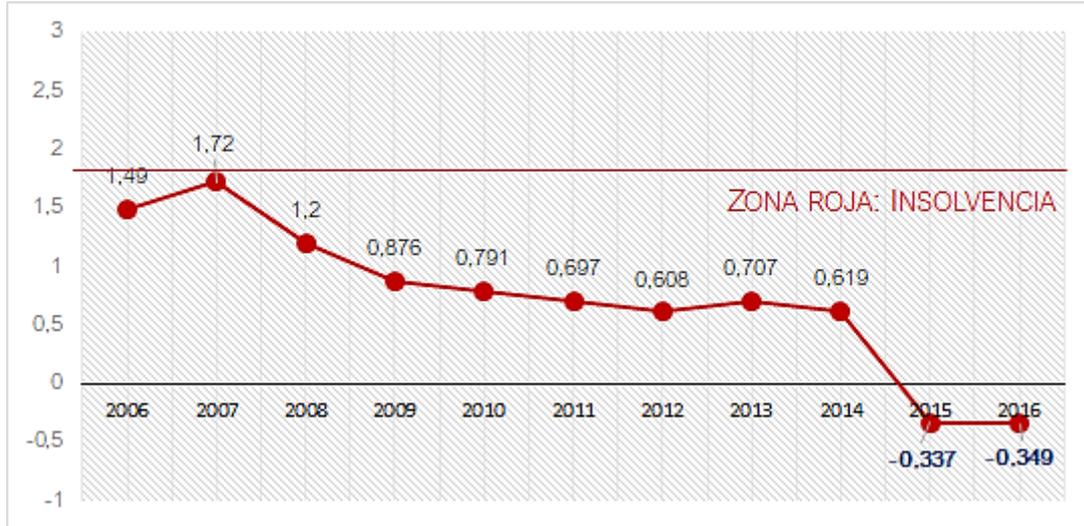
Tabla 2. Z-Score para ICA S.A.B. de C.V. 2006-2016

	ICA SAB DE CV										
	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
Z-Score	1.49	1.72	1.2	0.876	0.791	0.697	0.608	0.707	0.619	(0.337)	(0.349)
$\Delta\%$		15.44%	-30.23%	-27.00%	-9.70%	-11.88%	-12.77%	16.28%	-12.45%	-154.44%	3.56%
Acción	40.75	72.12	22.89	30.49	31.30	16.94	32.19	26.95	18.01	3.55	2.81
$\Delta\%$		76.98%	-68.26%	33.20%	2.66%	-45.88%	90.02%	-16.28%	-33.17%	-80.29%	-20.85%

Elaboración propia. Datos de Capital IQ.

Aunque el modelo pronosticó insolvencia para todos y cada uno de los años que comprendía el periodo de estudio (v. figura 18), la empresa mantuvo sus operaciones hasta agosto de 2016, momento en que presentó a la BMV una solicitud de concurso mercantil junto a la totalidad de sus subsidiarias.

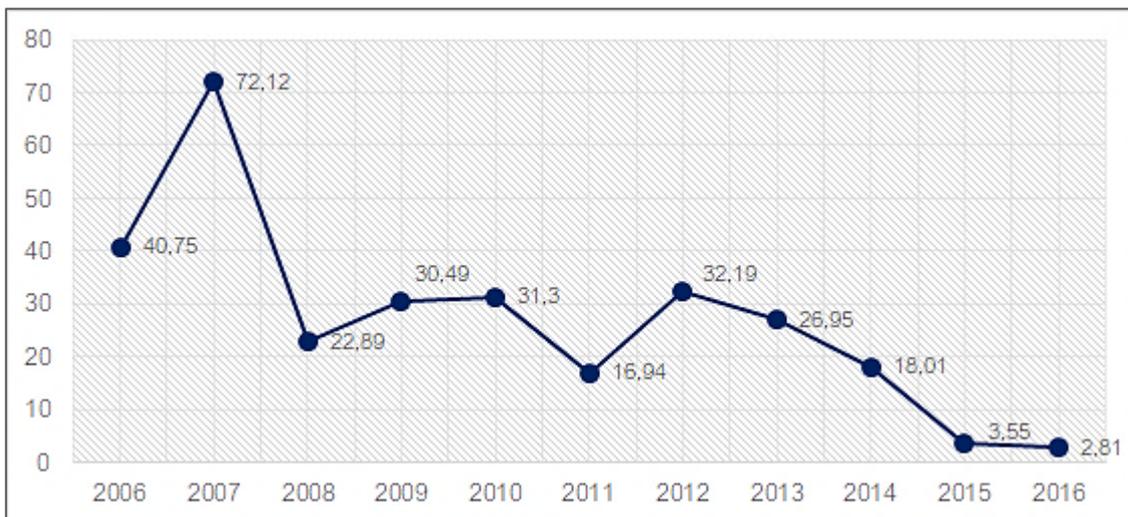
Figura 18. Z-Score para ICA S.A.B. de C.V. 2006-2016



Elaboración propia. Datos de Capital IQ (2018).

El comportamiento de la acción mostró fluctuaciones recurrentes y significativas durante todo el periodo de estudio, con una disminución continuada y significativa año con año directamente proporcional a la disminución del valor de Z-Score, alcanzando su valor más bajo —\$2,81/acción— en 2016, año caracterizado por la volatilidad de la moneda que derivó en una depreciación el peso contra el dólar (v. figura 19).

Figura 19. ICA SAB de CV: Precio de la acción 2006-2016



Elaboración propia. Datos de Capital IQ (2018).

4.1.2 Z-Score para Corporación GEO SAB de CV 2006-2016

El valor de Z-Score para GEO alcanza su mejor puntaje durante los años 2006 y 2007, con valores superiores a 2.99, que indicaban la solvencia financiera de la firma. En 2008, el impacto de la crisis hipotecaria situó a la empresa en la zona precautoria, donde se mantuvo hasta 2010, año en que inició un descenso continuado hacia la insolvencia con un puntaje Z de -6,96, para repuntar en 2015 y descender nuevamente en 2016. Cabe señalar que para el periodo 2013-2016, el valor de Z fue negativo (v. tabla 3).

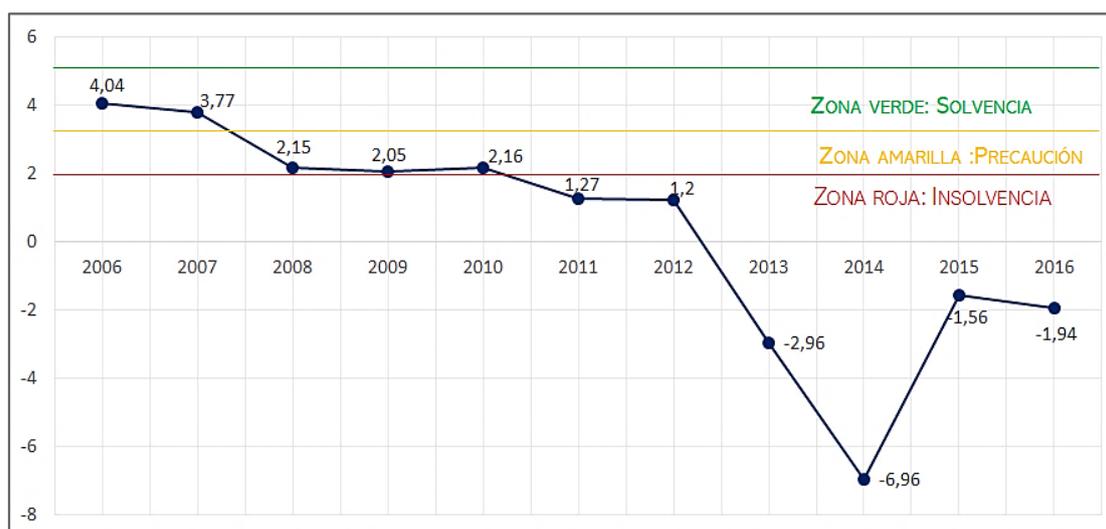
Tabla 3. Z-Score para Corporación GEO SAB de CV 2006-2016

CORPORACIÓN GEO SAB DE CV											
	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
Z-Score	4.04	3.77	2.15	2.05	2.16	1.27	1.20	(2.96)	(6.96)	(1.56)	(1.94)
Δ%		-6.68%	-42.97%	-4.65%	5.37%	-41.20%	-5.51%	-346.67%	135.14%	-77.59%	24.36%
Acción	54.21	31.31	15.46	34.75	45.28	17.36	15.12	1.66	1.66	9.37	5.97
Δ%		-42.24%	-50.62%	124.77%	30.30%	-61.66%	-12.90%	-89.02%	0.00%	464.46%	-36.29%

Elaboración propia. Datos de Capital IQ (2018).

El descenso en el puntaje pudo deberse al impacto sobre la firma de la política federal de vivienda implementada en 2013, así como a la disminución de los subsidios federales para construcción de vivienda de interés social (v. figura 20).

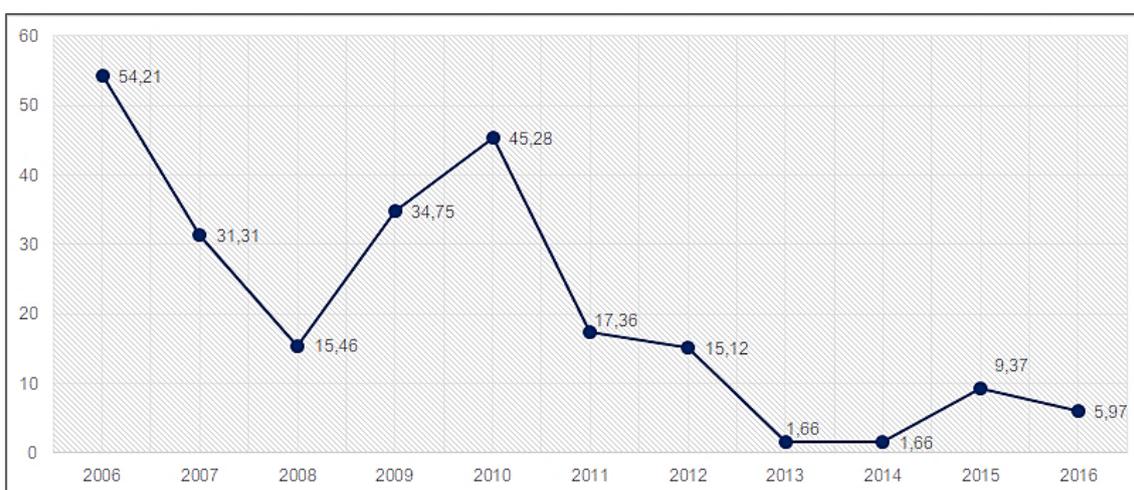
Figura 20 Z-Score para Corporación GEO SAB de CV 2006-2016



Elaboración propia. Datos de Capital IQ (2018).

Por lo que respecta al precio de la acción, GEO presenta altas y bajas significativas a lo largo del periodo analizado alcanzando su punto más bajo en 2014 —\$1,66/acción—. Sin embargo, la caída de precio más significativa corresponde al periodo 2006-2008 —de \$54,21/acción a \$15,46/acción— con una pérdida del 42% en el periodo 2006-2007. Las acciones repuntaron en el periodo 2009-2010 para descender nuevamente de modo continuado hasta 2014, ascender ligeramente en 2015 y caer en 2016 (v. figura 21).

Figura 21. Corporación GEO SAB de CV: Precio de la acción 2006-2016



Fuente: Elaboración propia. Datos de Capital IQ (2018)

Cabe mencionar que en el año 2014, GEO presentó una solicitud de concurso mercantil junto a la totalidad de sus subsidiarias, saliendo de él en 2015. Sin embargo, la aparición de un acreedor no reconocido dejó sin efecto dicha salida por resolución judicial, por lo que actualmente continúa en concurso mercantil. Finalmente, la lectura de la figura 20 muestra evidencia de que el Z-Score predijo en 2012 —con dos años de antelación— la insolvencia financiera en la que GEO caería en 2014.

4.1.3 Z-Score para Desarrolladora Homex S.A.B. de C.V. 2006-2016

Al igual que sucedía con ICA, Homex se percibe en zona de peligro de insolvencia a lo largo de la totalidad del periodo analizado, con una caída del valor de Z en 2013 del 597,74% —de 1,33 en 2012 a -6,62 en 2013— (v. tabla 4).

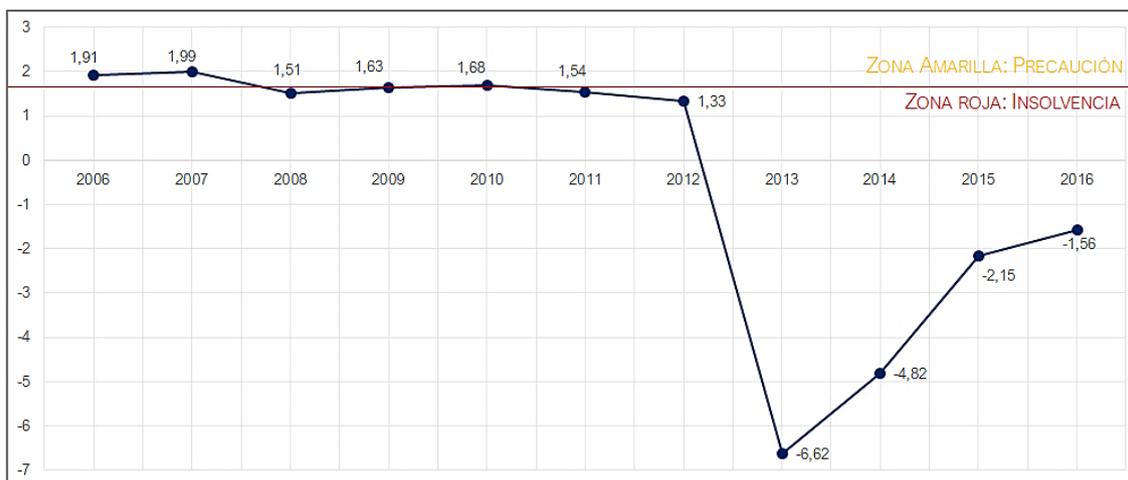
Tabla 4. Z-Score para Desarrolladora Homex S.A.B. de C.V. 2006-2016

DESARROLLADORA HOMEX SAB DE CV											
	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
Z-Score	1.91	1.99	1.51	1.63	1.68	1.54	1.33	(6.62)	(4.82)	(2.15)	(1.56)
Δ%		4.19%	-24.12%	7.95%	3.07%	-8.33%	-13.64%	-597.74%	-27.19%	-55.39%	-27.44%
Acción	1,060.60	899.70	520.50	734.00	690.80	390.00	267.20	24.20	31.50	4.31	1.12
Δ%		-15.17%	-42.15%	41.02%	-5.89%	-43.54%	-31.49%	-90.94%	30.17%	-86.32%	-74.01%

Fuente: Elaboración propia. Datos de Capital IQ

Aun cuando el Z-score indicaba desde 2006 que la empresa se ubicaba en zona precautoria y que, en 2008, claramente había entrado en zona de peligro, fue hasta 2014 que HOMEX presenta una solicitud de concurso mercantil (v. figura 22).

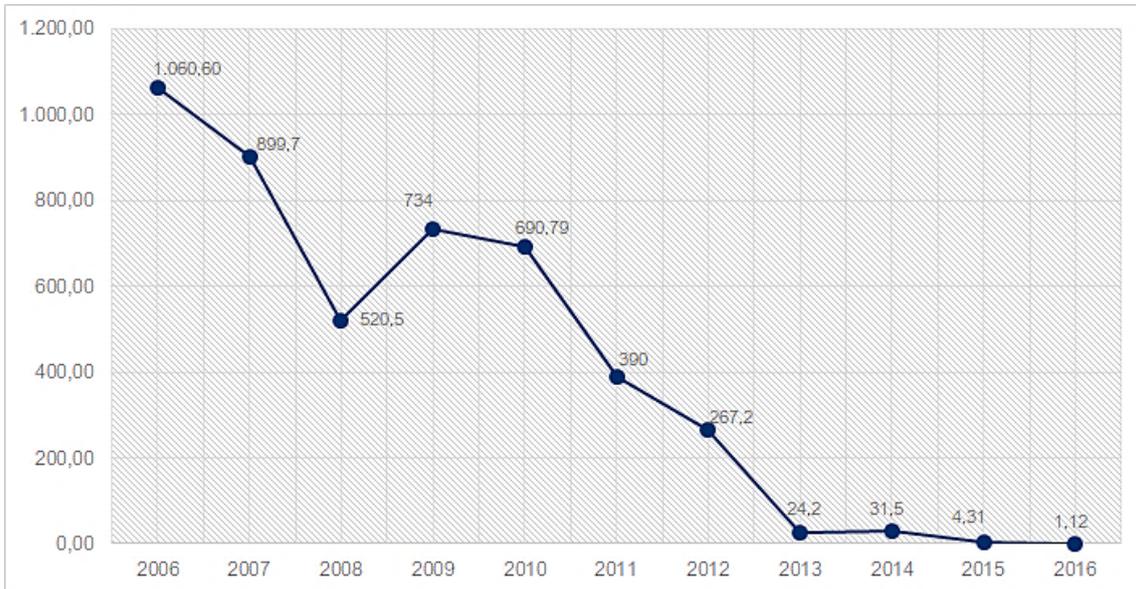
Figura 22. Z-Score para Desarrolladora Homex S.A.B. de C.V. 2006-2016



Fuente: Elaboración propia. Datos de Capital IQ.

Derivado de ello, el precio de la acción de HOMEX también se vio afectado significativamente, pasando de cotizarse a \$1,060.60 en 2006 a \$1.12 en 2016 (v. figura 23), descenso ocasionado por el fraude cometido por la empresa en 2012, al fingir la construcción y venta de 100,000 casas, con la consiguiente denuncia por parte de la Comisión de Bolsa y Valores de Estados Unidos (SEC).

Figura 23. Desarrolladora Homex S.A.B. de C.V. 2006-2016: Precio de la acción



Fuente: Elaboración propia. Datos de Capital IQ.

4.1.4 Z-Score para Urbi, Desarrollos Urbanos, S.A.B. de C.V.

Entre 2006 y 2008 URBI se ubicó financieramente en la zona de precaución, con valores superiores a 1.8; sin embargo, a partir de 2009 el valor de Z fue inferior a 1.81, incrementando la posibilidad de presentar concurso mercantil a medida que el indicador descendía con el paso de los años (v. tabla 5).

Tabla 5. Z-Score para Urbi, Desarrollos Urbanos, S.A.B. de C.V.

URBI, DESARROLLOS URBANOS, S.A.B. DE C.V.											
	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
Z-Score	2.38	2.05	2.1	1.81	1.68	1.72	1.34	(2.43)	(11.7)	(19.0)	(7.37)
Δ%		-13.87%	2.44%	-13.81%	-7.18%	2.38%	-22.09%	-281.34%	381.48%	62.39%	-61.21%
Acción	38,690.10	37,309.70	18,878.30	29,295.60	28,799.10	15,770	8,033.95	1,559.12	1,559.12	1,570	7.50
Δ%		-3.57%	-49.40%	55.18%	-1.69%	-45.24%	-49.06%	-80.59%	0.00%	0.70%	-99.52%

Elaboración propia. Datos de Capital IQ

A partir de 2013 la firma comenzó a experimentar severos problemas de solvencia financiera, lo que la llevó a presentar a fines de 2015 una solicitud de concurso mercantil con la totalidad de sus subsidiarias, logrando salir de dicho concurso a principios de 2016 (v. figura 24).

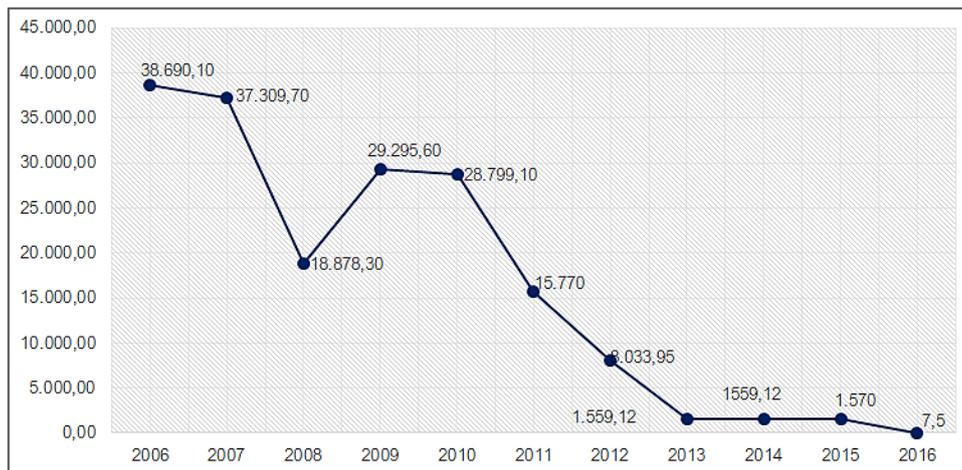
Figura 24. Z-Score para Urbi, Desarrollos Urbanos S.A.B. de C.V. 2006-2016



Fuente: Elaboración propia. Datos de Capital IQ.

En relación al precio de las acciones, cayó en la misma medida en la que lo hizo el indicador, con lo que pudo evidenciarse una relación entre ambas variables. La acción de URBI se estabilizó durante el periodo 2009-2010 para descender a partir de 2011 hasta alcanzar un precio de \$7,5 a fines de 2016, con una pérdida del 99,52% de su valor de 2015 a 2016 (v. figura 25).

Figura 25. Urbi, Desarrollos Urbanos S.A.B. de C.V. 2006-2016: Precio de la acción



Fuente: Elaboración propia. Datos de Capital IQ.

4.1.5 Z-Score para Sare Holding S.A.B. de C.V.

SARE se mantuvo financieramente solvente durante los primeros años del periodo de estudio pero, a partir de 2008, las dificultades generadas por la crisis hipotecaria impactaron sobre la firma y el indicador Z comenzó a descender consecutivamente hasta alcanzar valores negativos entre 2012 y 2014 (v. tabla 6).

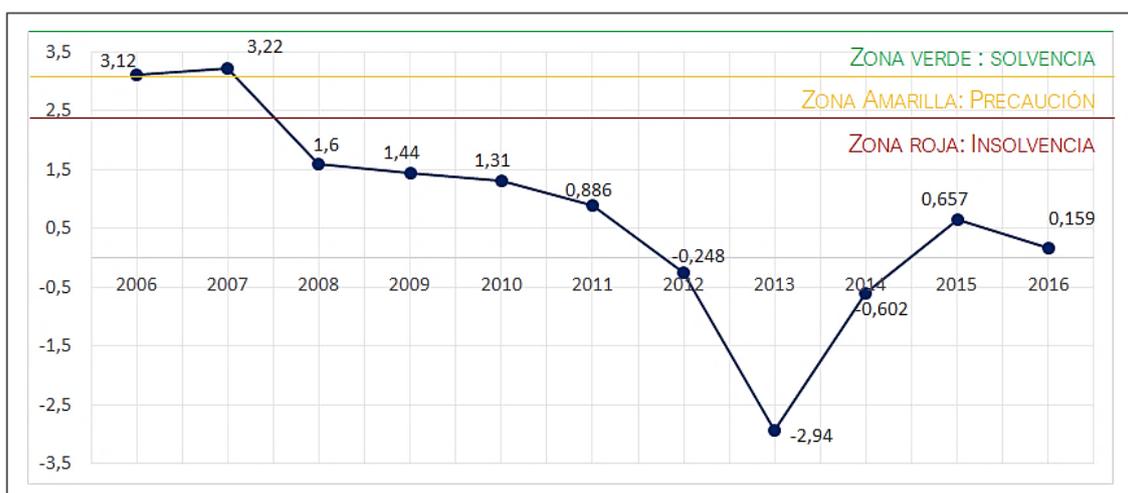
Tabla 6. Z-Score para Sare Holding S.A.B. de C.V. 2006-2016

SARE HOLDING SAB DE CV											
	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
Z-Score	3.12	3.22	1.6	1.44	1.31	0.886	(0.248)	(2.94)	(0.561)	0.621	0.159
Δ%		3.21%	-50.31%	-10.00%	-9.03%	-32.37%	-127.99%	1085.48%	-79.52%	-209.14%	-75.80%
Acción	12.26	12.26	2.51	4.12	3.19	1	0.73	0.29	0.38	0.27	0.14
Δ%		0.00%	-79.53%	64.14%	-22.57%	-68.65%	-27.00%	-60.27%	31.03%	-28.95%	-48.15%

Fuente: Elaboración propia. Datos de Capital IQ

Sin embargo, a pesar de las dificultades descritas, el indicador repuntó en 2014 y 2015 para descender nuevamente en 2016 aunque sin llegar a obtener valores negativos, por lo que hasta la fecha ni SARE ni sus subsidiarias han presentado solicitud alguna de concurso mercantil (v. figura 26).

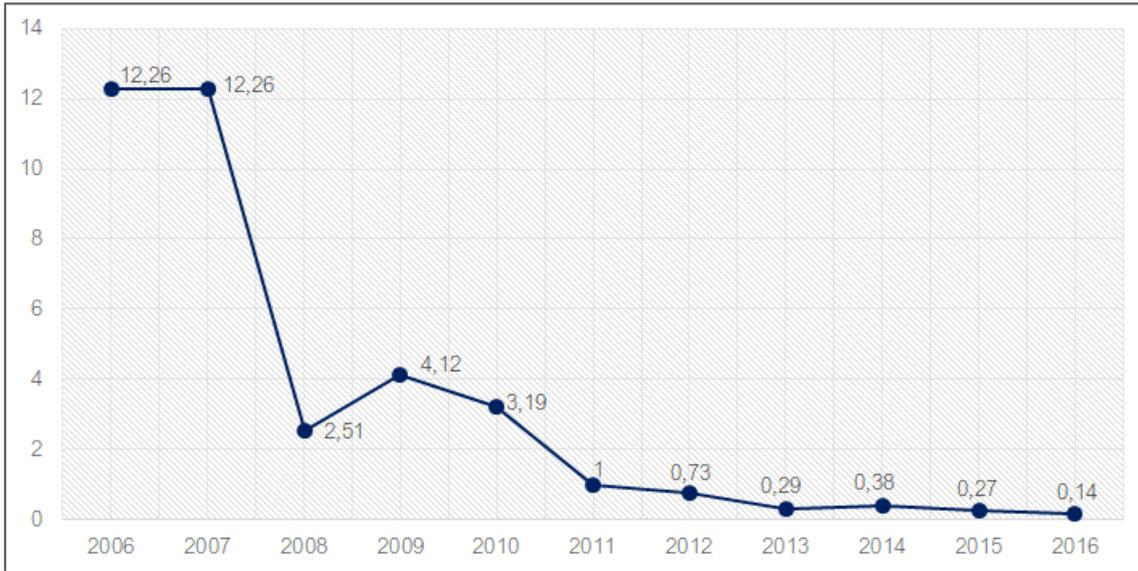
Figura 26. Z-Score para Sare Holding S.A.B. de C.V. 2006-2016



Fuente: Elaboración propia. Datos de Capital IQ

Por lo que respecta al precio de las acciones de la empresa, disminuyó significativamente a lo largo del periodo, con una pérdida máxima del 79,53% entre 2007 y 2008 —de \$ 12,26 a \$2,51—, lo que evidencia nuevamente la relación entre el indicador y el precio accionario (v. figura 27).

Figura 27. Sare Holding S.A.B. de C.V. 2006-2016: Precio de la acción



Elaboración propia. Datos de Capital IQ.

4.1.6 Z-Score de Altman: Resultados sectoriales

Las tablas 7 y 8 recogen los resultados sectoriales respecto a la evolución del indicador y al precio de las acciones.

Tabla 7. Z-Score de Altman. Resultados sectoriales

Z-Score											
	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
ICA	1.49	1.72	1.2	0.876	0.791	0.697	0.608	0.707	0.619	(0.337)	(0.349)
GEO	4.04	3.77	2.15	2.05	2.16	1.27	1.2	(2.96)	(6.96)	(1.56)	(1.94)
HOMEX	1.91	1.99	1.51	1.63	1.68	1.54	1.33	(6.62)	(4.82)	(2.15)	(1.56)
URBI	2.38	2.05	2.1	1.81	1.68	1.72	1.34	(2.43)	(11.7)	(19.0)	(7.37)
SARE	3.12	3.22	1.6	1.44	1.31	0.886	(0.248)	(2.94)	(0.602)	0.657	0.159

Elaboración propia. Datos de Capital IQ.

Tabla 8. Sector de la construcción: Precio de la acción

Sector de la construcción: Precio de la acción											
	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
ICA	40.75	72.12	22.89	30.49	31.30	16.94	32.19	26.95	18.01	3.55	2.81
GEO	54.21	31.31	15.46	34.75	45.28	17.36	15.12	1.66	1.66	9.37	5.97
HOMEX	1,060.60	899.70	520.50	734.00	690.79	315.79	267.20	24.20	31.50	4.31	1.12
URBI	38,690.10	37,309.70	18,878.30	29,295.60	28,799.10	15,770	8,033.95	1,559.12	1,559.12	1,570	7.50
SARE	12.26	12.26	2.51	4.12	3.19	1.00	0.73	0.29	0.38	0.27	0.14

Elaboración propia. Datos de Capital IQ.

4.2 Aplicación de otros modelos

La tabla 9, presenta los resultados obtenidos al aplicar los modelos Z-Score, Springate, CA-Score, Kanitz, Elizabetsky y Matias, a las unidades objeto de estudio, con propósitos de establecer comparaciones entre ellos.

Tabla 9. Comparación de modelos

Z-SCORE											
	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
ICA	1,490	1,720	1,200	0,876	0,791	0,697	0,608	0,707	0,619	-0,337	-0,349
GEO	4,040	3,770	2,150	2,050	2,160	1,270	1,200	-2,960	-6,960	-1,560	-1,940
HMEX	1,910	1,990	1,510	1,630	1,680	1,540	1,330	-6,620	-4,820	-2,150	-1,560
URBI	2,380	2,050	2,100	1,810	1,680	1,720	1,340	-2,430	-11,700	-19,000	-7,370
SARE	3,120	3,220	1,600	1,440	1,310	0,886	-0,248	-2,940	-0,602	0,657	0,159
SPRINGATE											
	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
ICA	0,715	0,625	0,449	0,434	0,313	0,321	0,270	0,360	0,278	-0,391	-0,314
GEO	1,488	1,321	0,906	1,024	1,001	0,532	0,550	-2,665	-4,479	-0,111	-1,317
HOMEX	1,279	1,345	0,834	1,099	1,081	0,862	0,726	-5,281	-2,433	0,141	1,471
URBI	1,620	1,481	1,536	1,250	1,108	1,129	0,785	-1,796	-5,297	-7,389	1,249
SARE	1,642	1,571	0,801	0,913	0,791	0,302	-0,699	-2,301	-0,876	0,145	0,045
CA-SCORE											
	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
ICA	-0,255	0,010	-0,677	-0,728	-1,142	-1,436	-1,451	-1,354	-1,910	-3,902	-3,274
GEO	0,966	0,677	-0,392	-0,577	-0,305	-0,884	-0,826	-10,727	-16,747	8,377	-2,349
HOMEX	0,341	0,651	-0,340	-0,134	-0,317	-0,525	-0,639	-26,162	-10,667	8,499	-5,077
URBI	0,689	0,778	0,754	0,190	0,022	0,011	-0,869	-17,036	-41,750	-37,309	1,781
SARE	0,804	0,743	-0,554	-0,526	-0,382	-0,584	-5,184	-6,295	-3,342	-1,055	-1,683
KANITZ											
	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
ICA	6,070	7,340	4,372	3,908	3,260	3,795	3,303	3,786	3,753	-4,236	-7,688
GEO	6,099	4,966	1,465	1,444	1,412	1,151	1,406	2,588	1,284	0,421	0,367
HOMEX	2,593	2,699	2,397	0,012	-0,152	0,526	0,827	1,545	1,369	1,884	1,304
URBI	5,874	7,067	8,951	1,807	4,149	4,073	3,253	2,218	0,855	0,612	3,178
SARE	8,473	9,703	0,697	0,021	1,140	3,559	2,516	-1,359	2,992	2,580	2,024
ELIZABETSKY											
	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
ICA	-3,15	-1,99	-0,70	-0,64	-0,68	-1,64	-0,95	-0,95	-1,14	-2,47	-2,17
GEO	-0,82	-0,70	-0,01	-0,03	0,19	-0,15	-0,11	-7,90	-19,48	37,52	-1,66
HOMEX	-2,03	-1,24	-1,47	-0,25	-0,55	-0,53	-1,43	-30,39	-7,78	86,56	-2,74
URBI	-2,05	-4,92	-5,80	-1,38	-4,40	-1,76	-1,83	-33,92	-48,06	-22,08	3,78
SARE	-16,35	-22,26	-1,53	-1,15	-3,62	-2,83	-10,88	-17,39	-136,14	-30,77	-30,50
MATIAS											
	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
ICA	9,72	12,65	4,80	1,64	-3,27	0,00	1,01	-1,04	-3,69	-9,34	-9,70
GEO	10,98	10,72	5,18	3,96	3,93	1,63	1,74	-16,37	-62,48	-0,59	-5,82
HOMEX	6,48	6,73	4,65	4,04	2,94	3,12	1,85	-67,69	-82,13	-42,43	-56,30
URBI	10,30	12,17	12,57	7,36	8,07	8,63	5,00	-23,68	-117,66	-199,43	11,00
SARE	13,14	13,93	4,11	3,65	6,05	4,91	0,08	-9,18	5,33	2,85	-0,50

Elaboración propia. Datos de Capital IQ.

El modelo Z-Score se percibe como eficiente a la hora de predecir insolvencia financiera en las empresas analizadas, al mostrar como a partir del año 2008 la disminución del valor de indicador empuja a 3 de las cinco empresas hacia la zona de riesgo, misma en la que durante el periodo 2010-2016 se ubica la totalidad de la muestra con el consiguiente descenso continuado del precio de

las acciones a partir de 2011 y la entrada en concurso mercantil del 80% de las unidades de la muestra. El resultado es congruente con el trabajo de Gill & Giner (2013), para quienes los modelos planteados inicialmente para empresas ubicadas en el sector industrial resultan predictores adecuados para empresas de la construcción.

Por el contrario, el modelo Springate ofrece una imagen saludable de la totalidad de la muestra durante todo el periodo de análisis, con momentos puntuales —Homex, 2013; Geo, 2014; Urbi, 2014 y 2015— en los que las empresas pasan directamente de la zona de solvencia a la de riesgo de quiebra, que ni pueden considerarse significativos ni corresponden a la realidad de las firmas, por lo que el modelo no resultó confiable para predecir la insolvencia el sector. Resultados similares se obtuvieron con el modelo Kanitz, que muestra una imagen saludable de la totalidad de las unidades de análisis a lo largo de todo el periodo, con excepción de ICA, que presenta valores negativos en los años previos a su entrada en concurso mercantil.

Pese a estar restringido a empresas manufactureras, el modelo CA-Score se percibe como un buen predictor para el año 2008 aun cuando presenta valores fuera de tendencia para URBI. Por otra parte, predijo con dos años de antelación la entrada a concurso mercantil de GEO y HOMEX y su salida del mismo —recuperación de solvencia en 2015—.

Por lo que respecta al modelo Elizabetsky, ofrece una imagen de insolvencia para la totalidad de las firmas en la mayor parte del periodo de estudio pese a que no todas ellas presentaron problemas desde su inicio. Aunque el modelo es adecuado para periodos críticos, en términos generales no se muestra tan eficiente como el Z-Score o el CA-Score. Resultados similares se obtienen con el modelo Matias, que muestra buenos niveles de solvencia en los primeros años del periodo y de insolvencia en los últimos, obviando las dificultades financieras atravesadas por las empresas en el año 2008, por lo que podría suponerse que resulta un predictor adecuado para momentos post-crisis.

De lo expuesto es posible concluir que los modelos con mayor número de aciertos y, por tanto, mayor porcentaje de efectividad predictiva, fueron Z-Score y CA-Score, lo anterior considerando que los modelos de predicción de insolvencia pueden variar en sus resultados debido al uso de variables distintas y, también, a la interpretación del analista. En términos generales, hay que considerar que más que predecir el momento exacto de la declaración de quiebra de una empresa proporcionan criterios objetivos de pronóstico en base al desempeño financiero de las organizaciones, es decir, en valores indicativos de insolvencia. Es por ello que cualquier modelo de predicción de insolvencia debe considerarse únicamente como una herramienta de apoyo al diagnóstico empresarial.

CONCLUSIONES

Existen numerosos modelos paramétricos fundamentados a partir del análisis financiero de las organizaciones que funcionan como auxiliares para determinar su sanidad e insanidad. De los modelos analizados en la investigación que aquí se presenta, el Z-Score de Altman presenta un mejor grado de predicción de insolvencia que el resto, por lo que fue seleccionado para desarrollar este estudio.

La importancia de aplicar modelos de insolvencia radica en su capacidad para diagnosticar en pasado y presente la situación financiera de las empresas y, en su caso, proyectarla a futuro. Como beneficio adicional, una vez diagnosticada la capacidad/incapacidad de solvencia, la empresa podrá decidir reasignar sus recursos y tomar otro tipo de acciones para eliminar o mitigar la posible situación de quiebra. Es decir, más allá de la definición de solvencia o insolvencia aplicada a una organización, el uso del indicador Z permitirá a las empresas evaluar los riesgos que enfrentan en su operación y su vinculación con posibles dificultades financieras. En otra línea de análisis, el puntaje Z puede utilizarse para evaluar el rendimiento con el fin de decidir si se precisa reorganizar la empresa por considerar que presenta cierto grado de viabilidad —entrada en concurso mercantil— o, en el peor de los escenarios, liquidarla conforme a una estructura sistemática de quiebra. Finalmente, y aunque se trata de una temática no tratada en la presente investigación, el Z-Score puede utilizarse para evaluar el desempeño de las organizaciones con propósitos de calificación.

Con relación a la efectividad del modelo, los trabajos analizados para sustentar la presente investigación han evidenciado que el Z-Score es una potente herramienta de medición, diagnóstico y predicción de salud financiera y, en su caso, de quiebra empresarial con un periodo de antelación de hasta dos años y niveles de precisión que oscilan entre el 80 y el 90% de efectividad.

Sin embargo, el modelo debe usarse con prudencia, contrastando sus resultados con otro tipo de variables cualitativas para optimizar su utilidad, especialmente en un sector como el de la industria de la construcción, cuya enorme complejidad le impide responder de forma eficiente a las cambiantes condiciones del entorno por lo que su exposición al fracaso, especialmente en aquellas de pequeño y mediano tamaño es superior al de empresas ubicadas en otros sectores en cuanto a temáticas como riesgo/crédito. Lo anterior no resta utilidad a la Z de Altman ni a su capacidad para predecir perturbaciones financieras que, detectadas de forma temprana, ofrecen a las empresas la oportunidad de revisar los procesos de planeación estratégica para controlar el riesgo de insolvencia excluyendo o mitigando tanto la aparición de trastornos financieros como la posibilidad de insolvencia.

En el estudio que aquí se presenta, los resultados obtenidos mostraron que para las empresas objeto de estudio el indicador, además de un elevado grado de predicción, permite establecer una correlación entre el comportamiento del precio accionario y la tendencia a la insolvencia financiera de las organizaciones que, en último término, deriva en la solicitud de concurso mercantil. Así, para el caso de ICA fue posible percibir un comportamiento paralelo entre el descenso del valor del indicador y el descenso del precio de las acciones a partir de 2008. Por su parte, GEO, muestra diferencias entre el grado precautorio de solvencia que alcanzó a mantener durante los primeros seis años del periodo de estudio y el precio que sus acciones, que presentaron a lo largo del citado periodo un alto grado de volatilidad, es decir, el valor del indicador no corresponde con el comportamiento del precio accionario, a excepción del año 2014 cuando entra a concurso mercantil. Un caso similar es el presentado por HOMEX, donde el valor del indicador y el comportamiento de las acciones coinciden únicamente en el año en que la empresa entra a concurso mercantil.

Un caso especial es el de URBI, donde el precio de la acción desciende un 51,21% para el periodo 2006-2008 en tanto que el valor del indicador muestra únicamente un descenso del 11,76%; en el año 2007, mientras las acciones

reducen su valor en un 49%, el indicador aumenta el suyo en 2,44%. Sólo hasta el año 2013 indicador y precio coinciden. Finalmente, en el caso de SARE, también se presentan fluctuaciones entre el valor del indicador y el precio accionario.

Cabe señalar que el sector de la construcción, especialmente el ramo dedicado a la edificación de viviendas, está claramente impactado por la modificación de las políticas públicas en la materia que tuvo lugar en 2013, así como por la reducción de subsidios federales para la construcción de viviendas de interés social, sin olvidar los efectos derivados de la crisis económica desatada las hipotecas *subprime* en Estados Unidos en el año 2008.

Considerado lo anterior, a pesar de que el porcentaje de predicción del indicador es elevado en las empresas objeto de estudio, el modelo debe de utilizarse prudentemente como una herramienta de apoyo de análisis empresarial y no como prueba absoluta de sanidad o insanidad financiera. Derivado de ello y como modelo de prueba de hipótesis las figuras 28 y 29, muestran al modelo de Altman como un mejor predictor que otros modelos en cuanto a la definición de solvencia/insolvencia de las empresas.

Finalmente, dado lo reducido de la muestra se sugieren, como futuras líneas de investigación:

- ↪ Replicar el proceso con una muestra de mayor tamaño.
- ↪ Replicar el proceso mediante un estudio comparativo por subramas.

Figura 28. Prueba de hipótesis.

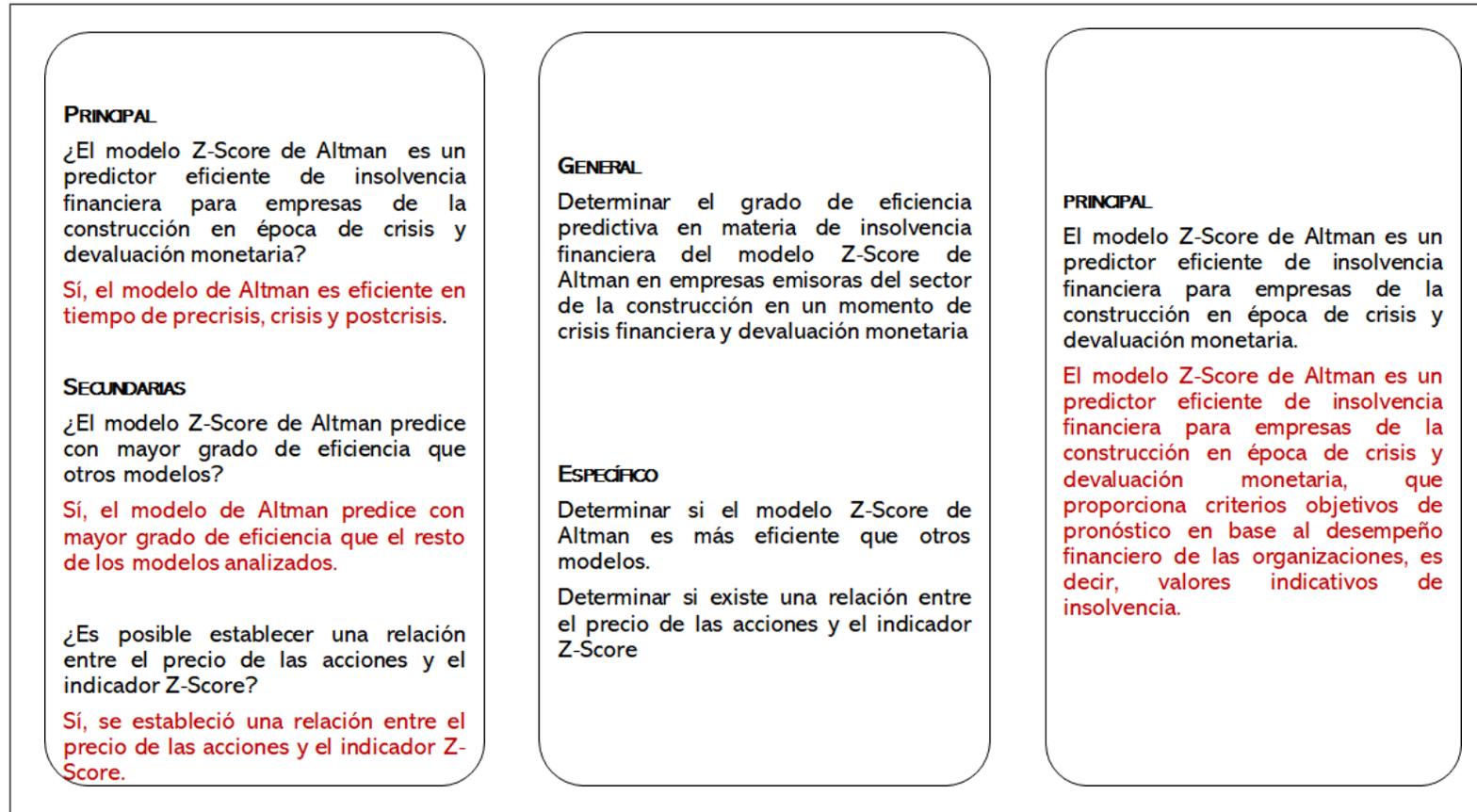
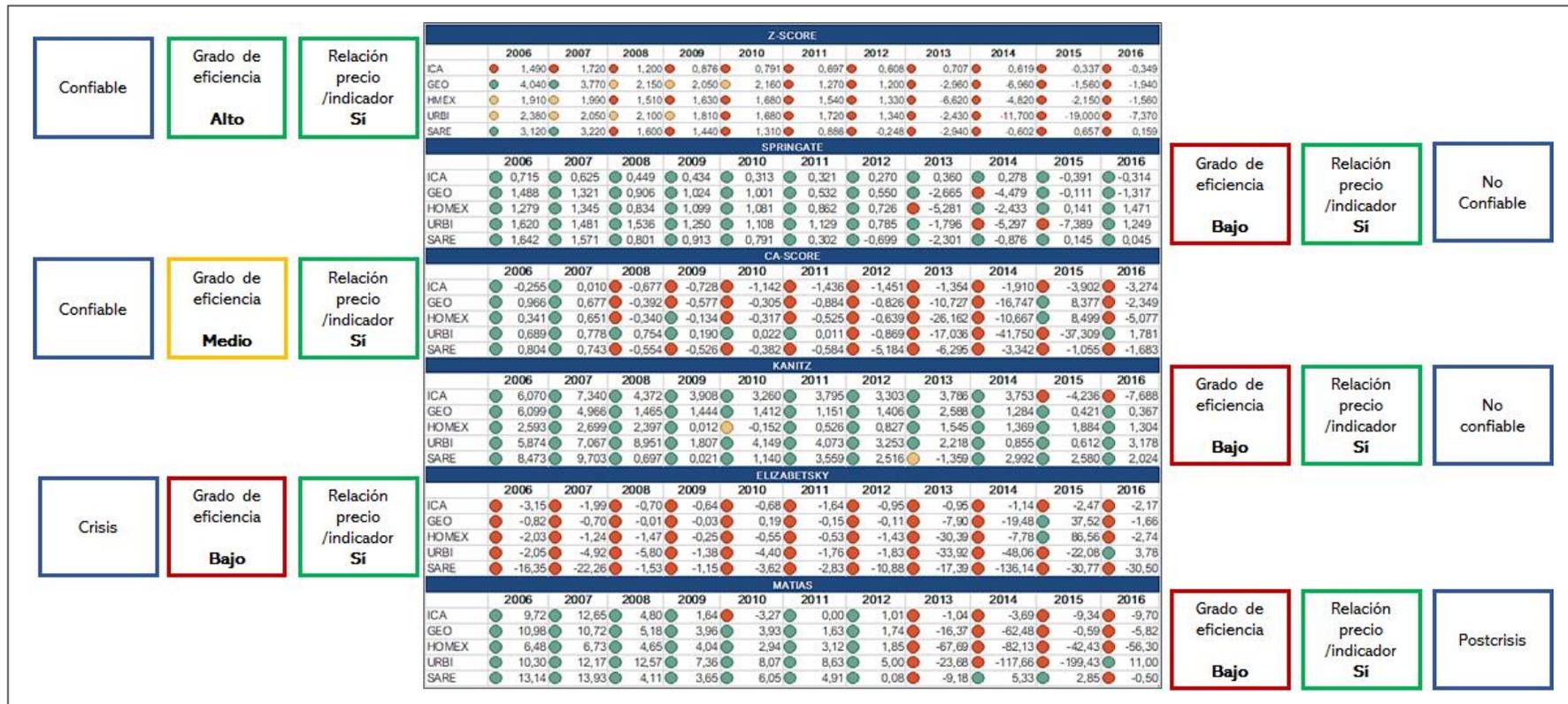


Figura 29. Prueba de eficiencia del modelo.



REFERENCIAS

- Altman, E. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 23 (4), 589-609. Recuperado de: <https://econpapers.repec.org/scripts/redir.pf?u=http%3A%2F%2Fhdl.handle.net%2F10.1111%2Fj.1540-6261.1968.tb00843.x;h=repec:bla:jfinan:v:23:y:1968:i:4:p:589-609>
- (2000) Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z-Score and Zeta® Models. Recuperado de: <http://pages.stern.nyu.edu/~ealtman/Zscores.pdf>
- (2002) Revisiting Credit Scoring Models in a Basel 2 Environment. Recuperado de: <https://pdfs.semanticscholar.org/9899/c671599ca41a1310d9b5e0ed5a3953c930f0.pdf>
- Iwanicz-Drozdowska, M., Laitinen, E. & Suvas, A. (2014). Distressed Firm and Bankruptcy Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-Score Model. *Journal of International Financial Management & Accounting* 28 (2): 131–171. DOI: 10.1111 / jifm.12053
- Akhtar, M., Rehman, K. & Irfan, M. (2017). An Empirical Investigation about the suitable financial distress prediction methods: A Case from Pakistan's Manufacturing Sector. *Journal of Managerial Sciences*, Xi (3): 453-470. Recuperado de: [http://www.qurtuba.edu.pk/jms/JMS%20Special%20Edition/1%20EIEF/26%20\(AIC-EIEF%202017\)%20453-470%20Mohammad%20Naeem%20Akhtar%20EIEF-526.pdf](http://www.qurtuba.edu.pk/jms/JMS%20Special%20Edition/1%20EIEF/26%20(AIC-EIEF%202017)%20453-470%20Mohammad%20Naeem%20Akhtar%20EIEF-526.pdf)
- Arnold, T. & Earl, J.H. (2006). Applying Altman's Z-Score in the Classroom. *Journal of Financial Education*, 32: 98–103. Recuperado de: <https://scholarship.richmond.edu/finance-faculty-publications/22/>
- Astorga, A. (2002). Modelos de predicción de la insolvencia empresarial. IFECOM. Recuperado de: <https://www.ifecom.cjf.gob.mx/resources/PDF/estudio/3.pdf>
- Ayús, T., Lenin, A., Villegas, G.C., Leones, M.C. & Salazar, J.A. (2018). Modelación del riesgo de insolvencia en empresas del sector salud empleando modelos Logit. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, 26:128-145. Recuperado de: <https://www.upo.es/revistas/index.php/RevMetCuant/article/view/2757>
- Aziz, A. & Dar, H. (2011). Predicting Corporate Financial Distress: Whither do Whither do We Stand? Recuperado de: https://www.researchgate.net/publication/266469459_Predicting_Corporate_Financial_Distress_Whither_do_We_Stand
- Bez, P., Cittadin, A. & Oliveira, C. de (2011). Análise de crédito por meio de modelos de previsão de insolvência: um estudo de caso na Empresa Cerâmica Alfa S.A. *Revista Catarinense da Ciência Contábil*, 10, (29): 27-39. Recuperado de: <https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/5454869.pdf>
- Campanaro, R., Marchese, D., Sepiarsky, A., Viola, P., Riveros, M. et al. (2016). Modelos de predictibilidad de quiebras e insolvencia basados en análisis de estados financieros. Evaluación crítica y aspectos metodológicos enfocados en el uso de herramientas de B.I. Vigésimoprimeras Jornadas "Investigaciones en la Facultad" de Ciencias Económicas y Estadística. Instituto de Investigaciones y Asistencia Tecnológica en Administración, Escuela de Administración. Universidad Nacional de Rosario, Argentina. Recuperado de: https://rephip.unr.edu.ar/xmlui/bitstream/handle/2133/7607/Marchese%20y%20otros_Modelos%20de%20predictibilidad%20de%20quiebras%20e%20insolvencia%20basado

[s%20en%20an%C3%A1lisis%20de%20Estados%20Financieros.pdf?sequence=3&isAllowed=y](https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=45343487012)

Caro, P. (2016). El modelo logístico mixto para predecir crisis financiera en empresas argentinas y chilenas. *Revista de matemática: Teoría y aplicaciones*, 2016 23(1) : 255–276. Recuperado de: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=45343487012>

CEESCO (2019a). Valor de Producción de las Empresas Constructoras (Enero–2019). Centro de Estudios Económicos del Sector de la Construcción. Recuperado de: <https://www.cmic.org.mx/cmic/ceesco/2019/VALOR%20DE%20PRODUCCI%C3%93N%20DE%20LAS%20EMPRESAS%20CONSTRUCTORAS%20A%20Enero%20DE%202019.pdf>

——— (2019b). Indicador de Opinión Empresarial de la Construcción del INEGI. Encuesta Mensual de Opinión Empresarial (EMOM), al mes Febrero de 2019. Centro de Estudios Económicos del Sector de la Construcción. Recuperado de: https://www.cmic.org.mx/cmic/ceesco/opinion_empresarial/indexr.htm

——— (2019c). Situación Actual y Perspectivas de la Industria de la Construcción en México, 2018-2019. Centro de Estudios Económicos del Sector de la Construcción. Recuperado de: https://www.cmic.org.mx/cmic/ceesco/2019/SITUACI%C3%93N%20Y%20PERSPECTIVAS%20DE%20LA%20ACTIVIDAD%20PRODUCTIVA%20DE%20LA%20INDUSTRIA%20DE%20LA%20CONSTRUCCI%C3%93N_%20DICIEMBRE%202018_CEE%20SCO.pdf

——— (2018a). Situación Actual y Perspectivas de la Industria de la Construcción en México, (agosto 2018). Centro de Estudios Económicos del Sector de la Construcción. Recuperado de: <https://www.cmic.org.mx/cmic/ceesco/2018/Situaci%C3%B3n%20Actual%20y%20perspectivas%20de%20la%20Industria%20Junio%202018.pdf>

——— (2018b). La fuerza laboral en el sector de la construcción. Centro de Estudios Económicos del Sector de la Construcción. Recuperado de: https://www.cmic.org.mx/cmic/ceesco/2018/Fuerza%20Laboral%20en%20la%20Industria%20de%20la%20Construcci%C3%B3n_CEEESCO_1.pdf

——— (2018c). Tendencia en los precios de los insumos para la industria de la construcción. Centro de Estudios Económicos del Sector de la Construcción. Recuperado de: <https://www.cmic.org.mx/cmic/ceesco/2018/Tendencia%20en%20los%20precios%20de%20materiales%20de%20la%20construcci%C3%B3n%20a%20Noviembre%202018.pdf>

——— (2017a). Situación Actual de la Industria de la Construcción y sus Perspectivas. Las tendencias regionales del mercado de la construcción y futuros planes de desarrollo. Centro de Estudios Económicos del Sector de la Construcción. Recuperado de: https://www.cmic.org.mx/cmic/ceesco/2017/Las%20Tendencias%20Regionales%20de%20l%20Mercado%20de%20la%20Construcci%C3%B3n%20y%20Futuros%20Planes%20de%20Desarrollo_25_04_2017.pdf

——— (2017b). Propuestas para el impulso del financiamiento de la industria de la construcción. Centro de Estudios Económicos del Sector de la Construcción. Recuperado de: https://www.cmic.org.mx/cmic/ceesco/2017/PROPUESTA%20PARA%20EL%20IMPULSO%20DEL%20FINANCIAMIENTO%20DE%20LA%20INDUSTRIA%20DE%20LA%20CONSTRUCCI%C3%93N%20EN%202017_CEEESCO.pdf

- (2017c). Ranking de empresas constructoras a nivel nacional. Centro de Estudios Económicos del Sector de la Construcción. Recuperado de:
<https://www.cmic.org.mx/cmic/ceesco/2018/Ranking%20empresas%202018.pdf>
- (2016). Diagnóstico del sector de la construcción y propuestas para el impulso de la infraestructura en México. Centro de Estudios Económicos del Sector de la Construcción. Recuperado de:
https://www.cmic.org.mx/cmic/ceesco/2016/Documento_extenso_vfinal_191215.pdf
- Contreras, J.G. (2016). Análisis de quiebra empresarial: modelo de ecuaciones de estimación generalizadas sobre datos panel. Tesis de doctorado, Facultad de Ciencias Políticas y Sociología, Universidad Complutense de Madrid. Recuperado de:
<http://eprints.sim.ucm.es/37377/1/T37123.pdf>
- Costa, J. da, Amaral, J., Amaral, L. & Pereira, da (2015). Integrando o termómetro de Kanitz e o modelo dinámico de Fleuriet. *Conexio*, 4(2):141-154. Recuperado de:
<https://repositorio.unp.br/index.php/conexao/article/view/915>
- Delgado, R. (2015). Evaluación de la solvencia financiera de empresas que solicitan crédito a Fondo Plata Zacatecas: Una metodología propuesta. México.
- Duffau, A., & Spolmann S. (2009). Análisis de competencia del sector de la construcción chileno y sus procesos de licitaciones públicas de contratos de obras: Estructura, Agentes y Prácticas. Informe final. FNE: Santiago de Chile. Recuperado de:
http://www.fne.gob.cl/wpcontent/uploads/2011/03/estu_0001_2009.pdf
- Fito, M.A, Plana, D. & Llobet, J. (2018). Utilidad de los modelos de puntuación Z en la detección precoz de problemas financieros en empresas españolas en quiebra. *Capital intangible*, 14 (1):162-170. DOI: <http://dx.doi.org/10.3926/ic.1108>
- Gallardo, V. & Rivera, R. (2016). Aplicación de un modelo de predicción de quiebra a empresas del sector construcción de la ciudad de Chillán. Memoria para optar al título de ingeniero comercial, Universidad del Bío-Bío. 125 p. Recuperado de:
<http://repositorio.ubiobio.cl/jspui/bitstream/123456789/1511/1/Gallardo%20Lagos%20C%20Victor.pdf>
- Gaytán, J. (2015). Indicadores financieros y económicos. *Mercados y negocios*, 16(2):171-182. Recuperado de: <https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/5811239.pdf>
- GCP (2015). Global Construction 2030: A global forecast for the construction industry to 2030. Global Construction Perspectives and Oxford Economics. Recuperado de:
<https://www.globalconstruction2030.com/>
- Gill, B. & Giner, B. (2013). Predicción del fracaso empresarial en los sectores de construcción e inmobiliario: Modelos generales versus específicos. *Universia Business Review*, 39: 118-131. Recuperado de: <http://repositori.uji.es/xmlui/handle/10234/84531>
- Gowri, M. & Sekar, M. (2014). Fiscal Fitness of Select Automobile Companies in India: Application of Z-score and Springate Models. Vilakshan, XIMB. *Journal of Management*, 11 (2):19-31. Recuperado de:
<http://informaticsjournals.com/index.php/bims/article/viewFile/16252/13598>
- Grupo BMV (2019). Empresas listadas. Bolsa Mexicana de Valores. Sitio web del GBMV. Recuperado de: <https://www.bmv.com.mx/es/empresas-listadas>

- Hernández-Ramírez, M. (2014). Modelo financiero para la detección de quiebras con el uso de análisis discriminante múltiple. *InterSedes: Revista de las Sedes Regionales*, XV (32): 4-19. Recuperado de: <http://www.redalyc.org/pdf/666/66633023001.pdf>
- INEGI (2019). Encuesta Nacional de Empresas Constructoras. Instituto Nacional de Estadística y Geografía. Recuperado de: <https://datos.gob.mx/busca/dataset/encuesta-nacional-de-empresas-constructoras-enec>
- (2018). Indicadores de empresas constructoras. Cifras durante noviembre de 2017 (Cifras desestacionalizadas). Comunicado de prensa N°18/8, 23 de enero de 2018. Recuperado de: http://www.beta.inegi.org.mx/contenidos/saladeprensa/boletines/2018/enec/enec2018_01.pdf
- Kassai, J. R. & Kassai, S. (2019). Desvendando el termómetro de insolvencia de Kanitz. s/d. Recuperado de: https://www.google.com/search?rlz=1C1CHZL_esMX757MX757&ei=RMPSXNSbKYjktQXXpaaQCw&q=modelo+elizabetsky&oq=modelo+elizabetsky&gs_l=psy-ab.3..35i39.9803.14237..14858...0.0..0.145.532.0j4.....0...1..gws-wiz.....0i71j35i304i39j0i13j0i13i30.JMx6yjPyNPs
- Li, Z., Crook, J. & Andreeva, G. (2014). Chinese Companies Distress Prediction: An Application of Data Envelopment Analysis. *Journal of the Operational Research Society*, 65:466-479. DOI: 10.1057/jors.2013.67
- (2017) Dynamic prediction of financial distress using Malmquist DEA. *Expert Systems with Applications* 80 (2017): 94–106. Recuperado de: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S095741741730163X>
- Liang, Lub, Tsai & Shih (2016). Financial ratios and corporate governance indicators in bankruptcy prediction: A comprehensive study. *European Journal of Operational Research* 252 (2016): 561–572. Recuperado de: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0377221716000412>
- Llano, P. de , Piñeiro, C. Rodríguez, M. (2016). Predicción del fracaso empresarial. Una contribución a la síntesis de una teoría mediante el análisis comparativo de distintas técnicas de predicción. *Estudios de Economía*. 43 (2): 163-198. Recuperado de: https://scielo.conicyt.cl/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S071852862016000200001&lng=es&nrm=iso
- Manzaneque, M., Priego, A.M. & Merino, E. (2017). Efecto del gobierno corporativo en la probabilidad de fracaso empresarial: Evidencia española *Revista de Contabilidad*, 19 (1):111-121. Recuperado de: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1138489115000205>
- Mariz, N.M. (2014). Modelos predictivos de insolvencia empresarial. Aplicación en empresas del sector textil en España. Tesis de maestría, Facultad de Administración y Dirección de Empresas de la Universidad Politécnica de Valencia. Recuperado de: <https://riunet.upv.es/bitstream/handle/10251/47152/Mariz%20Avis%2C%20Natalia%20Mar%2C%20ADa.pdf?sequence=1>
- Mizan, A.N.K. & Hossain, M. (2014). Financial Soundness of Cement Industry of Bangladesh: An Empirical Investigation Using Z-score. *American Journal of Trade and Policy* , 1(1):16-22. Recuperado de: <http://dx.doi.org/10.15590/ajtp/2014/v1i1/54044>

- Mselmi, N. & Lahiani, A. & Hamza, T. (2017). Financial distress prediction: The case of French small and medium-sized firms. *International Review of Financial Analysis*, Elsevier, 50: 67-80. Recuperado de: <https://ideas.repec.org/a/eee/finana/v50y2017icp67-80.html>
- Módica, A., Baixauli, J.S. & Álvarez, S. (2012). Propuesta de un indicador de salud financiera y su efecto en la predicción del fracaso empresarial. *Revista Internacional de Administración & Finanzas*, 5(3):19-40. Recuperado de: <ftp://ftp.repec.org/opt/ReDIF/RePEc/ibf/riafin/riaf-v5n3.../RIAF-V5N3-2012-2.pdf>
- Mohammed, S. (2016). Bankruptcy Prediction by Using the Altman Z-score Model in Oman: A Case Study of Raysut Cement Company SAOG and its subsidiaries, *Australasian Accounting, Business and Finance Journal*, 10(4): 70-80. DOI:10.14453/aabfj.v10i4.6
- Morales, J. A. (2007). Razones financieras que describen y clasifican a las empresas financieramente exitosas del sector comercial que cotiza en la Bolsa Mexicana de Valores. (Tesis de doctorado). Facultad de Contaduría y Administración de la Universidad Nacional Autónoma de México.
- Moussavi, M., Jamal, Q. & Xi, B. (2015). Performance evaluation of bankruptcy prediction models: An orientation-free super-efficiency DEA-based framework. *International Review of Financial Analysis* 42:64–75. Recuperado de: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1057521915000174>
- Nogueira, D., Bueno, M., Medina, A. & Negrín, E. (2004). Herramientas para evaluar la salud financiera, como apoyo al control de Gestión, en empresas ganaderas. *Pastos y Forrajes*, 27:1-11. Recuperado de: https://www.researchgate.net/publication/329324510_Herramienta_para_evaluar_la_salud_financiera_como_apoyo_al_Control_de_Gestion_en_empresas_ganaderas/download
- Ntoug, A.T., Puime, F. & Cibran, M. (2016). The effectiveness of the spanish banking reform application of Altman's Z-score. *Risk, Governance & Control: Financial Markets & Institutions*. 6 (4): 40:48. Recuperado de: <https://www.virtusinterpress.org/THE-EFFECTIVENESS-OF-THE-SPANISH.html>
- Ochoa, S. & Toscano, J. (2012). Revisión crítica de la literatura sobre el análisis financiero de las empresas. *Noesis. Revista de Ciencias Sociales y Humanidades*, 21 (41):73-99. Recuperado de: <https://www.redalyc.org/html/859/85923409004/>
- Ooghe, H. & De Prijcker, S. (2019). Failure processes and causes of company bankruptcy: a typology
- Ordoñez, C. (2012). Diseño de un modelo Z-Score para las emisoras que cotizan y dejan de cotizar dentro de la Bolsa Mexicana de Valores: 2005-2010. Tesis de licenciatura. Facultad de Economía de la Universidad Autónoma del Estado de México.
- Ortega, J. Martínez, J. & Valencia, J.C. (2010). El modelo de calificación crediticia Z-score: Aplicación en la evaluación del riesgo crediticio de HB Fuller Colombia Ltda. Colombia. *Revista MBA EAFIT*. (1):102-111. Recuperado de: http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_nlinks&ref=000220&pid=S16574214201300020001000010&lng=pt
- Peña, E. de la (2019). Corrupción en la industria de la construcción. ¿Qué hacer? Perspectivas [En línea]. Boletín interno de Deoitte.mx. Recuperado de: <https://www2.deloitte.com/mx/es/pages/dnoticias/articulos/corrupcion-en-industria-construccion.html#>

- Pérez, J.I., González, K.L. & Lopera, M. (2013). Modelos de predicción de la fragilidad empresarial: aplicación al caso colombiano para el año 2011. *Perfil de Coyuntura Económica* (22): 205-228. Recuperado de: <https://www.redalyc.org/html/861/86131758010/>
- Quesada, C. (2008). Los modelos econométricos como herramientas para la supervisión a distancia de los entes reguladores en los Mercados de Valores. *Revista del Instituto Iberoamericano del Mercado de Valores*, (23):53-63. Recuperado de: <http://www.rimv.org/es/descargar/398/art>
- Rufus, R. (2003). Financial Ratios: Use, Predictive Power and the Z-Score. *The Valuation Examiner*, 14-16. Recuperado de: http://www.rufusandrufus.com/financial_ratios.pdf
- Sanesh, C. (2016). The analytical study of Altman Z score on NIFTY 50 Companies. *IRA-International Journal of Management & Social Sciences*. Recuperado de: https://www.researchgate.net/publication/304068650_The_analytical_study_of_Altman_Z_score_on_NIFTY_50_Companies
- Sayari, N. & Mugan, C.S. (2017). Industry specific financial distress modeling. *BRQ Business Research Quarterly*, 20(1): 45-62. Recuperado de: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2340943616300196>
- Silva, J.O., Wienhage, P., Santana, RP., Wüst, R.L., & Bezerra, F.A. (2012). Capacidad predictiva de modelos de insolvencia con base en números contables y datos descriptivos. *Revista de Educação e Pesquisa em Contabilidade*, 6(3):246-261. Recuperado de: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=441642777003>
- Sun, J., Li, H., Huang, QH. & He, KY. (2014). Predicting financial distress and corporate failure: A review from the state-of-the-art definitions, modeling, sampling, and featuring approaches. *Knowledge-Based Systems* 57: 41–56. Recuperado de: www.elsevier.com/locate/knosys
- Vargas, J.A., Barrett, M. & Cordero, J.M. (2013). Modelos para la prevención de bancarrotas empresariales utilizados por el sector empresarial costarricense. *Tec Empresarial*, 7 (3): 43-49. Recuperado de: <http://Downloads/Dialnet-ModelosParaLaPrevencionDeBancarrotasEmpresarialesU-4517776.pdf>
- Vera, B.L. & Lugo, S. (2016). Matriz de consistencia metodológica. *Ciencia Huasteca. Boletín Científico de la Escuela Superior de Huejutla*, 4(8) [En línea]. Recuperado de: <https://repository.uaeh.edu.mx/revistas/index.php/huejutla/issue/view/15>