

UNIVERSIDAD DE GUANAJUATO  
**CAMPUS CELAYA – SALVATIERRA**  
División de Ciencias Sociales y Administrativas

UNIVERSIDAD DE  
GUANAJUATO



**APLICACIÓN DEL M-SCORE EN EMPRESAS LISTADAS EN LA BMV PARA LA  
DETECCIÓN DE MANIPULACIÓN DE ESTADOS FINANCIEROS EN MÉXICO**

TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE MAESTRO EN ESTUDIOS EMPRESARIALES  
PRESENTADA POR

**Javier Cornejo Rodríguez**

Bajo la dirección de

Directora: Dra. Sanjuana Martha Ríos Manríquez

Codirectora: Dra. Dora Aguilasocho Montoya

**México, 2024**

UNIVERSIDAD DE  
GUANAJUATO



UNIVERSIDAD DE GUANAJUATO

Programa de Maestría  
ESTUDIOS EMPRESARIALES

Título de la Tesis

**APLICACIÓN DEL M-SCORE EN EMPRESAS LISTADAS EN LA BMV PARA LA  
DETECCIÓN DE MANIPULACIÓN DE ESTADOS FINANCIEROS EN MÉXICO**

Maestrante

**JAVIER CORNEJO RODRÍGUEZ**

Director de Tesis

**DRA. SANJUANA MARTHA RÍOS MANRÍQUEZ**

(UNIVERSIDAD DE GUANAJUATO)

Codirector de Tesis

**DRA. DORA AGUILASOCHO MONTOYA**

(UNIVERSIDAD MICHOACANA DE SAN NICOLAS DE HIDALGO)

**MÉXICO, 2024**

## Dedicatoria

Le dedico con todo mi amor y cariño el resultado de este trabajo a mis padres, Elida y Javier que me apoyaron y contuvieron los momentos malos y en los menos malos. Gracias por enseñarme a afrontar las dificultades sin perder nunca la cabeza, gracias por su sacrificio, su esfuerzo, su paciencia, por sus consejos, por siempre creer y confiar en mí. Gracias por siempre estar dispuestos a escuchar.

Me han enseñado a ser la persona que soy hoy, mis principios, mis valores, mi perseverancia y mi empeño. Todo esto con una enorme dosis de amor y sin pedir nada a cambio.

## Agradecimientos

Mi mayor agradecimiento es para la Dra. Martha Ríos Manríquez, directora de este trabajo, quién desde el principio confió en mí, gracias por su paciencia, apoyo, motivación, preocupación, cariño, tiempo y por sus valiosas contribuciones en el desarrollo y culminación de este trabajo.

También agradezco a la Dra. Dora Aguila Socho Montoya, codirectora de este trabajo, por haberme recibido en su casa la Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, por su apoyo incondicional, compromiso y contribución en este trabajo.

A la Dra. Celina López Mateo, lectora de este trabajo, quien desde el aula me enseñó el valor de la investigación, por su tiempo, dedicación y contribución en esta investigación.

A mis profesores de la Maestría en Estudios Empresariales, por enseñarme que la investigación y la docencia es una forma de vida, por transmitirme su pasión por el aprendizaje y la enseñanza de los conocimientos.

A mis compañeros de clase Clarita, Lucy y Gustavo quienes en todo momento estuvieron para brindarme su apoyo, pero más importante estuvieron dispuestos a escuchar.

Finalmente, un especial agradecimiento a todas las personas e instituciones que han contribuido en la realización del presente trabajo.

## Resumen

El objetivo de esta investigación es evaluar la probabilidad de manipulación de estados financieros de empresas del sector no financiero listadas en la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) con el modelo M-Score de Beneish. El estudio consiste en una investigación cuantitativa con alcance inicial exploratorio y alcance final descriptivo y diseño no exploratorio longitudinal, se hace uso de muestreo no probabilístico deliberado con 95% de confiabilidad y 6% de margen de error, dando como resultado una muestra de 83 empresas del sector no financiero que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores en el periodo 2020-2022. La investigación señala que dentro de la BMV existen empresas con indicios de distorsión financiera, manteniéndose como posible manipulación en un 37.35% entre 2021 a 2022 y probable manipulación en 2021 del 34.94% disminuyendo en 2022 a 27.71%. Entre las principales causas de la probable manipulación podrían ser una incorrecta aplicación de las Normas de Información Financiera (NIF), prácticas contables engañosas (gestión de resultados) y en el caso más grave un probable fraude deliberado (manipulación de resultados). Un hallazgo importante es que el principal auditor externo, que audita a más del 40% de las empresas de la muestra es la firma Deloitte. Los resultados constituyen un aporte a la literatura sobre la detección de fraudes contables en México, la información también es de utilidad para profesionistas independientes, administradores y gerentes de empresas, inversionistas y las propias entidades reguladoras de las empresas bursátiles en México.

## **Abstract**

The objective of this research is to evaluate the probability of manipulation of financial statements of non-financial sector companies listed on the Mexican Stock Exchange (BMV) with the Beneish M-Score model. The study consists of quantitative research with initial exploratory scope and final descriptive scope and longitudinal non-exploratory design, using deliberate non-probabilistic sampling with 95% reliability and 6% margin of error, resulting in a sample of 83 companies. of the non-financial sector that are listed on the Mexican Stock Exchange in the period 2020-2022. The investigation indicates that within the BMV there are companies with signs of financial distortion, remaining possible manipulation at 37.35% between 2021 and 2022 and probable manipulation in 2021 at 34.94%, decreasing in 2022 to 27.71%. Among its main causes could be an incorrect application of NIF, deceptive accounting practices (profits management) and in the most serious case a probable deliberate fraud (manipulation of results). An important finding is that the main external auditor, which audits more than 40% of the companies in the sample, is the firm Deloitte. The results constitute a contribution to the literature on the detection of accounting fraud in Mexico, the information is also useful for independent professionals, company administrators and managers, investors and the regulatory entities of the stock companies in Mexico.

### **Palabras clave**

Manipulación financiera, *M-Score*, Bolsa Mexicana de Valores.

## Índice de contenido

<b>Introducción .....</b>	<b>12</b>
Planteamiento del problema .....	12
Objetivo general.....	13
Objetivos de la investigación.....	13
Preguntas de investigación.....	14
Justificación.....	14
<b>Capítulo I Marco teórico .....</b>	<b>18</b>
1.1 Empresas bursátiles.....	18
1.1.1 Concepto .....	18
1.1.2 Obligaciones de las empresas bursátiles .....	19
1.1.3 Entidades reguladoras.....	20
1.2 Estados financieros y Normas de Información Financiera (NIF).....	21
1.2.1 Estados financieros básicos con base a NIF .....	21
1.3 Manipulación y gestión de resultados .....	26
1.3.1 Características.....	26
1.3.2 Efectos y consecuencias en las empresas derivados de la gestión y manipulación de información financiera .....	30
1.3.3 Aplicación de prácticas de manipulación y gestión de información financiera .....	31

1.3.4 Métodos para la detección de prácticas de manipulación financiera.....	34
1.3.5 Ética y su relación con la manipulación y gestión de resultados .....	46
1.4 Aplicación del modelo M-Score de Beneish.....	50
1.4.1 Características del modelo M-Score.....	50
1.4.2 Indicadores financieros utilizados en el M-Score.....	52
1.4.3 Criterios de decisión para evaluar la manipulación de los estados financieros .....	59
1.4.4 Resultados en otras investigaciones .....	59
1.5 Auditores externos .....	62
1.5.1 Responsabilidades del auditor externo con base a NIA .....	62
1.5.2 Responsabilidades del auditor externo con base a la Ley del Mercado de Valores .....	66
<b>Capítulo II Método .....</b>	<b>70</b>
2.1 Enfoque de la investigación .....	70
2.2 Alcance de la investigación.....	70
2.3 Hipótesis .....	71
2.4 Diseño de la investigación .....	72
2.5 Unidad de muestreo y/o análisis .....	73
2.6 Población .....	73
2.7 Muestra .....	73

2.8 Instrumento de recolección de datos .....	74
2.9 Análisis de los datos .....	75
2.10 Modelo M-Score de Beneish.....	75
<b>Capítulo III Resultados.....</b>	<b>78</b>
<b>Capítulo IV Discusión .....</b>	<b>116</b>
<b>Capítulo V Conclusiones .....</b>	<b>122</b>
<b>Referencias bibliográficas.....</b>	<b>129</b>

## Índice de tablas

<b>Capítulo I Marco teórico .....</b>	<b>18</b>
Tabla 1. Características de manipulación y gestión de resultados .....	29
Tabla 2. Investigaciones aplicación y efectividad del modelo Beneish .....	40
Tabla 3. Modelo F-Score de Dechow et al. (2011) .....	45
Tabla 4. WESML Probit and Unweighted Probit Estimations of the Model .....	58
<b>Capítulo III Resultados.....</b>	<b>78</b>
Tabla 5. Distribución de las empresas con base a la ubicación de sus oficinas corporativas .....	79
Tabla 6. Distribución de las empresas con base al sector .....	79
Tabla 7. M-Score para los años 2020, 2021 y 2022 .....	83

Tabla 8. Auditores externos de las empresas estudiadas y porcentaje de empresas auditadas en los años 2019, 2020, 2021 y 2022 .....	85
Tabla 9. Tabla cruzada apoyo al encubrimiento de la probabilidad de manipulación y auditor externo para el año 2020 (Principales auditores externos) .....	87
Tabla 10. Tabla cruzada apoyo al encubrimiento de la probabilidad de manipulación y auditor externo para el año 2021 (Principales auditores externos) .....	89
Tabla 11. Tabla cruzada apoyo al encubrimiento de la probabilidad de manipulación y auditor externo para el año 2022 (Principales auditores) .....	90
Tabla 12. Tabla cruzada probabilidad de manipulación y sector .....	91
Tabla 13. Tabla cruzada probabilidad de manipulación con género del director de finanzas y administración .....	92
Tabla 14. Tabla cruzada probabilidad de manipulación con género del socio de auditoría .....	93
Tabla 15. Clave de la emisora y razón social de las empresas de la muestra .....	94
Tabla 16. Código y razón social del auditor externo .....	97
Tabla 17. Código y sector industrial .....	98
Tabla 18. Empresas que conforman la muestra y su auditor externo para el periodo 2019 – 2022 .....	98
Tabla 19. Resultados del M-Score para los años 2020, 2021 y 2022 con clave de emisora de la empresa y el sector industrial al que pertenece .....	102

Tabla 20. Resultados del M-Score para los años 2020, 2021 y 2022 con clave emisora de la empresa y el sector industrial al que pertenece, de acuerdo con los criterios de decisión de manipulación improbable, posible y probable .....	105
Tabla 21. Resultados de los indicadores financieros utilizados en el M-Score con clave emisora de la empresa para el año 2020 .....	108
Tabla 22. Resultados de los indicadores financieros utilizados en el M-Score con clave emisora de la empresa para el año 2021 .....	110
Tabla 23. Resultados de los indicadores financieros utilizados en el M-Score con clave emisora de la empresa para el año 2022 .....	113

## Índice de figuras

<b>Capítulo III Resultados.....</b>	<b>78</b>
Figura 1. Género del director de general .....	80
Figura 2. Género del director de finanzas y administración .....	81
Figura 3. Género del socio de auditoría .....	82

# Introducción

## Planteamiento del problema

Resulta de gran importancia detectar con anticipación las irregularidades que pudiera presentar la información financiera de las empresas, esto con la finalidad de minimizar sus efectos en la toma de decisiones tanto al interior (directivos) como al exterior (partes interesadas) de las empresas. Las irregularidades pueden deberse a un error humano o a un acto intencionado, en el segundo supuesto estaríamos frente a una situación de manipulación.

El impacto económico de la manipulación contable se ha observado en varias ocasiones durante las últimas dos décadas con los casos de Enron (2001), WorldCom (2002), Wirecard (2020), entre otros. México no es la excepción, y resaltan casos como los de OHL de México (2016), Alpha Credit (2021), y Crédito Real (2023).

Un punto en común de los casos de las empresas mencionadas en el párrafo anterior es que la auditoría externa no fue capaz de detectar y/o divulgar oportunamente las irregularidades (manipulación confirmada en los casos de Enron, WorldCom, Wirecard) de la información, por tanto emitió una opinión errónea sobre el estado de la empresa, derivado de esta situación resulta de gran importancia el desarrollo de herramientas complementarias a la auditoría que sean capaces de identificar de manera más eficaz la improbable, posible, y/o probable manipulación de la información financiera, estas herramientas deben ser accesibles para el público, sencillas de utilizar y efectivas, una de estas herramientas es el M-Score de Beneish (1999).

## **Objetivo general**

Evaluar la probabilidad de manipulación de estados financieros de empresas del sector no financiero listadas en la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) con el modelo M-Score de Beneish.

El propósito de esta investigación es efectuar la primera aplicación del modelo M-Score de Beneish (1999) en los estados financieros de las empresas listadas en la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) y clasificar a dichas empresas con base a la probabilidad de manipulación la cual se obtiene mediante el modelo M-Score de Beneish (1999). Los índices financieros que conforman el modelo son: índice de días de venta en cuentas por cobrar (DSRI), índice de margen bruto (GMI), índice de calidad de activos (AQI), índice de depreciación (DEPI), índice de crecimiento de las ventas (SGI), índice de gastos de administración y comercialización (SGAI), ajuste por devengo en relación con los activos totales (DEBE), e índice de endeudamiento (LVGI).

Cabe señalar que el uso de la información financiera de las empresas listadas en la BMV y la divulgación de los resultados obtenidos a partir de la aplicación del M-Score de Beneish (1999), no representa una violación de la confidencialidad de los datos, puesto que el artículo 104 de la Ley del Mercado de Valores establece que dicha información es de dominio público. Lo anterior con la finalidad de que cualquier persona pueda comprobar la realidad financiera de las empresas bursátiles.

## **Objetivos de la investigación**

- Determinar si existe o no probable manipulación en los estados financieros reportados por las empresas listas en la BMV.

- Identificar a las compañías de servicios profesionales (auditores externos) que dictaminan los estados financieros de las empresas listadas en la BMV.
- Detallar qué compañía de servicios profesionales (auditor externo) dictaminó los estados financieros de las empresas listadas en la BMV en los ejercicios 2019, 2020, 2021 y 2022.

### **Preguntas de investigación**

- ¿Existe o no probable manipulación en los estados financieros reportados por las empresas listas en la BMV?
- ¿Cuáles compañías de servicios profesionales (auditores externos) dictaminan la información financiera de las empresas listadas en la BMV?
- ¿Cuáles compañías de servicios profesionales (auditores externos) dictaminaron la información financiera de las empresas listadas en la BMV en los ejercicios 2019, 2020, 2021 y 2022?

### **Justificación**

El impacto económico de la manipulación contable se ha observado en varias ocasiones durante las últimas dos décadas. En el año 2001 el caso de la empresa Enron, produjo la desaparición de una de las compañías de servicios profesionales más importantes del mundo, Arthur Andersen, además endureció las leyes contables en EE. UU. con la creación de la Ley Sarbanes-Oxley (Mattessich, 2003). En el año 2008, ocurre la bancarrota de una las compañías de servicios financieros más importante del mundo, Lehman Brothers, considerado el proceso de quiebra más grande en la historia de EE. UU. y que está relacionada con la crisis de las hipotecas subprime en el mercado

inmobiliario de EE. UU. (Wiggins et al., 2014). Recientemente el caso de la empresa alemana Wirecard, que cesó operaciones en el año 2020 derivado de la revelación de anomalías en su información contable, provocó que cientos de inversionistas perdieran los ahorros de toda una vida, así también aumentó las preocupaciones en Alemania por regular a las compañías auditoras que prestan servicios a empresas bursátiles (Zeranski et al., 2020).

Como mencionan Terreno, Campana y Sattler (2020) es fundamental identificar la información errónea o engañosa que pudiera presentarse en la contabilidad, ya que, con base a ella, las partes interesadas toman decisiones, y las decisiones basadas en información poco veraz conducen a pérdidas monetarias significativas.

Más allá de los efectos en los mercados financieros, la quiebra de una empresa produce un fuerte impacto social que es un tema de preocupación, y uno de los mejores casos de estudio como menciona Millán (2002), es el de la empresa Enron. Millán (2002), afirma que la quiebra de Enron se reflejó en tres rubros principales: la caída en el mercado de valores de EE. UU., la pérdida de confianza en las empresas que cotizan en bolsa y evidenciar la actitud pasiva de las autoridades con respecto a las regulaciones del mercado de valores; sin embargo, el mismo autor considera que el impacto social fue mucho mayor, y que probablemente, nunca sea posible determinar el costo real de los efectos provocados por dicho acontecimiento, por si solas, la quiebra de Enron y Arthur Andersen originó que desaparecieran 11,500 empleos en EE. UU., sin mencionar los daños colaterales provocados a todas las empresas que mantenían relaciones comerciales con ambas compañías.

En el caso mexicano, los escándalos financieros y de corrupción no son extraños, y para mayor preocupación, en muchas ocasiones están ligados a directivos de alto nivel, como pudieran ser los casos de las empresas Oceanografía y Odebrecht, señaladas por prácticas fraudulentas en contratos celebrados con el gobierno mexicano (Badillo, 2021).

Otro hecho relevante en México sucedió en el año 2016, cuando la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV) impuso una multa de 4.2 millones de pesos a la firma de servicios profesionales de auditoría, Deloitte, por haber omitido ciertos procedimientos de auditoría en los estados financieros de 2012, 2013 y 2014 de la empresa OHL de México y sus filiales (CNBV, 2016).

Con base a lo anterior resulta de gran importancia detectar con anticipación las irregularidades que pudiera presentar la información financiera de las empresas mexicanas, para minimizar sus efectos en la toma de decisiones dentro de las empresas y en las decisiones que toman las partes interesadas, así como evitar la quiebra de las empresas en el peor de los escenarios, es en este punto donde se encuentra la relación de la investigación con la Maestría en Estudios Empresariales.

Otro grupo interesado en esta investigación son los pequeños y medianos auditores, si bien existe una gran cantidad de procedimientos que sirven para detectar irregularidades de la información financiera, la incorporación de nuevos procedimientos siempre será útil.

Este trabajo pretende verificar la funcionalidad y eficacia del modelo M-Score de Beneish en los estados financieros presentados por empresas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores, ya que como menciona García (2016) una vez que el modelo se vuelve conocido, las empresas buscan la forma de evadir la detección de las anomalías

en sus estados financieros, de esta manera los profesionales de auditoría contarán con una herramienta más para aplicar una prueba rápida a los estados financieros.

La presente investigación está conformada en cinco capítulos. En el primer capítulo se realiza la revisión de la literatura donde se hace referencia al tema de estudio resaltando algunos tópicos como la manipulación y gestión de resultados, así como los métodos para su detección, seguido del segundo capítulo en el cual se establece la metodología utilizada para dar respuesta al objetivo planteado en esta investigación.

Posteriormente en el tercer capítulo se desarrolla el análisis de los resultados, que posteriormente son contrastados con lo hallado en otras investigaciones en el capítulo cuarto referente a la discusión y finalmente, las conclusiones se establecen en el quinto capítulo en las cuales se abordan las contribuciones, limitaciones y futuras líneas de esta investigación.

# Capítulo 1 Marco teórico

## 1.1 Empresas bursátiles

### 1.1.1 Concepto

Para entender el concepto de empresa bursátil es necesario explicar cada término por separado. En primer lugar, se encuentra el concepto de empresa, un término que, si bien es de uso común, no está de más conceptualizar, de acuerdo con el diccionario de la Real Academia Española (2024), la empresa es una “unidad de organización dedicada a actividades industriales, mercantiles o de prestación de servicios con fines lucrativos”, autores como Romero (1997, p. 9) definen a la empresa como “el organismo formado por personas, bienes materiales, aspiraciones y realizaciones comunes para dar satisfacciones a su clientela”, Andrade (2015, P. 257) define a la empresa como “aquella entidad formada con un capital social, y que aparte del propio trabajo de su promotor puede contratar a un cierto número de trabajadores.

Su propósito lucrativo se traduce en actividades industriales y mercantiles, o la prestación de servicios”. De esta última definición es importante señalar el termino de capital social que de acuerdo con la Norma de Información Financiera C-11 (2023) representa la suma del valor nominal de las acciones suscritas y pagadas. El capital es el punto de cruce entre la empresa y el sector bursátil.

La acumulación de capital está ligada al crecimiento económico de los países, y para que exista dicha acumulación de capital es necesario captar el ahorro y canalizarlo a los proyectos que mayor rentabilidad ofrezcan. Es aquí donde cobra importancia el sector bursátil o el mercado de valores, el cual está integrado por los mercados de capital y deuda. El mercado de valores brinda oportunidades tanto a las empresas como a los

inversionistas, las empresas acceden a fuentes de financiamiento no bancario con precios competitivos, al mismo tiempo los inversionistas diversifican sus recursos y administran de mejor manera los riesgos inherentes a las operaciones financieras (CNBV, 2016).

Las empresas participan en el mercado de valores mediante la circulación de sus valores, que de acuerdo con la Ley del Mercado de Valores estos pueden ser “las acciones, partes sociales, obligaciones, bonos, títulos opcionales, certificados, pagarés, letras de cambio y demás títulos de crédito, nominados o innominados... que se emitan en serie o en masa y representen el capital social de una persona moral, una parte alícuota de un bien o la participación en un crédito colectivo o cualquier derecho de crédito individual (Ley del Mercado de Valores, Art. 2, Fracc. XXIV, 24 de enero de 2024. P. 5).

Con estos conceptos se concluye que una empresa bursátil es aquella que participa en el mercado de valores mediante la circulación o cotización de sus acciones y demás valores, con el objetivo de acceder a un financiamiento más competitivo que el que podría obtener en el sistema bancario.

### **1.1.2 Obligaciones de empresas bursátiles**

Las empresas que cotizan sus acciones en el mercado de valores, concretamente en una bolsa de valores, deben cumplir con determinados requisitos para ser admitidas en la bolsa, los requisitos cambian de acuerdo con la bolsa y el país donde esté ubicada dicha bolsa, por ejemplo, de acuerdo con la Bolsa Mexicana de Valores (2024), para cotizar en la misma, una empresa debe ser una sociedad anónima, cumplir con los

requisitos legales y regulatorios establecidos por la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV), cumplir los requisitos de la BMV, contar con un equipo de asesores y expertos, tener un historial financiero sólido y realizar una oferta pública inicial. Para cumplir los requisitos legales las empresas deben atender al marco regulatorio correspondiente, en el cual se establecen las obligaciones de dichas empresas.

Las empresas bursátiles que cotizan sus acciones en la BMV encuentran su marco regulatorio en la Ley del Mercado de Valores, la cual “tiene por objeto desarrollar el mercado de valores en forma equitativa, eficiente y transparente” (Ley del Mercado de Valores, Art. 1, 24 de enero de 2024. p. 1).

Las empresas bursátiles tienen múltiples obligaciones y responsabilidades, sin embargo, para este trabajo resulta especialmente relevante la obligación de hacer pública tanto la información financiera, así como los estados financieros de la entidad, además estos últimos deben estar acompañados del dictamen de un auditor externo independiente designado por la propia entidad (Ley del Mercado de Valores, Art. 85, 24 de enero de 2024. P. 48).

### **1.1.3 Entidades reguladoras**

La Ley del Mercado de Valores establece como entidades reguladoras de las empresas bursátiles a la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV) y a la Secretaría de Hacienda y Crédito Público (SHCP), siendo la primera un órgano desconcentrado de la segunda. De acuerdo con la propia CNBV (2024), está facultada en materia de autorización, regulación, supervisión y sanción sobre los diversos sectores y entidades que integran el sistema financiero mexicano, así como sobre aquellas

personas físicas y morales que realicen actividades previstas en las leyes relativas al sistema financiero mexicano.

Por su parte la SHCP, ha dotado al Servicio de Administración Tributaria (SAT) de la facultad de vigilar y controlar los actos de los contribuyentes, que en este trabajo son las empresas bursátiles, así mismo mediante su facultad de comprobación, puede realizar inspecciones y verificaciones (Arias, 2018).

En casos particulares, de empresas nacionales o extranjeras que cotizan sus acciones tanto en la BMV como en las bolsas de valores de NYSE y NASDAQ de EE. UU. las empresas también están sujetas al sistema regulatorio de la *Securities and Exchange Commission* (Comisión de Bolsa y Valores de EE. UU.) o SEC, por sus siglas en inglés, el objetivo de la SEC es proteger contra la manipulación del mercado y promover la eficiencia del mercado, la integridad y protección de los inversionistas (Charles Schwab International, 2024).

## **1.2 Estados financieros y Normas de Información Financiera (NIF)**

### **1.2.1 Estados financieros básicos con base a NIF**

Cualquier empresa independientemente del objeto para la cual fue creada, requiere de la toma de decisiones, mismas que tienen un efecto en su desempeño financiero y en su permanencia en el mercado, dichas decisiones son tomadas con base a datos que se extraen de los estados financieros (Castrellón et al. 2021).

Periódicamente las empresas bursátiles presentan información referente a sus planes de negocios, resultados y a su situación financiera (estados financieros) dicha información es presentada principalmente con base a dos motivos, el primer motivo es que lo haga

por voluntad propia y el segundo motivo es que lo haga por la normativa del país donde realiza operaciones, normativa la cual obliga a la empresa a presentar dicha información (Bonsón et al., 2009).

Las empresas que cotizan en las bolsas de EE. UU. están obligadas a presentar sus estados financieros por las leyes *Securities Act of 1933* (Ley del Mercado de Valores de 1933) y *Sarbanes-Oxley Act of 2002* (Ley Sarbanes-Oxley de 2002 o Ley de Reforma de Contabilidad Pública de Empresas y de Protección al Inversionista). En el caso de España las empresas bursátiles tienen la misma obligación por la Ley del Mercado de Valores y de los Servicios de Inversión. En el caso de México la Ley del Mercado de Valores es quien obliga a las empresas a presentar su información financiera.

Independientemente de la ley vigente en cada país, todas estas leyes tienen algo en común y es que la obligación de la información financiera exige que dicha información debe ser presentada con base a las Normas Internacionales de Información Financiera, emitidas por la Junta de Normas Internacionales de Contabilidad (*International Accounting Standards Board* o IASB por sus siglas en inglés), dichas normas tienen como objetivo estandarizar y armonizar la información y prácticas contables a la vez que permiten su comparabilidad (Ugalde, 2014).

El Instituto Mexicano de Contadores Públicos y el Consejo Mexicano de Normas de Información Financiera (CINIF) son los encargados de adaptar la teoría con y hacia las Normas Internacionales de Información Financiera, dando como resultado las Normas de Información Financiera en México (De la Rosa et al. 2019).

En los siguientes párrafos se ofrece una definición condensada con base a las Normas de Información Financiera (NIF) de los cuatro estados financieros básicos, los

cuáles son: estado de flujo de efectivo (NIF B-2), estado de resultado integral (NIF B-3), estado de situación financiera o balance general (NIF B-6) y estado de cambios en el capital contable (NIF B-4).

Para esta investigación resulta importante conocer los cuatro estados financieros básicos ya que son los presentados por las empresas bursátiles, además el modelo M-Score de Beneish (1999), requiere de información contenida en dichos estados financieros.

### **Estado de flujo de efectivo**

De acuerdo con las NIF el estado de flujo de efectivo es un estado financiero básico debido a que es una prioridad presentar información que detalle y especifique los flujos de efectivo que haya realizado la empresa en un periodo determinado, el efectivo es esencial para el pago de los acreedores y los propietarios de la empresa, pero también para mantener y aumentar la operación de la empresa en sí misma. El estado financiero de flujo de efectivo es un informe que “muestra las entradas y salidas de efectivo que representan la generación o aplicación de recursos de la entidad durante el periodo” (CINIF, 2023, NIF B-2, p.242).

### **Estado de resultado integral**

El estado de resultado integral es el estado financiero básico que muestra la utilidad o pérdida resultante en un período contable, a través del enfrentamiento entre los ingresos y los costos y gastos que les son relativos.

La NIF A-3 señala que el estado de resultados muestra la información relativa al resultado de sus operaciones en un período y, por ende, de los ingresos, gastos, así como, de la utilidad (pérdida) neta (CINIF, 2023).

### **Estado de situación financiera o balance general**

Según la NIF A-3 el estado de situación financiera muestra información relativa a una fecha determinada sobre los recursos y obligaciones financieros de la entidad.

Se define como el estado financiero que al mostrar a determinada fecha los activos, pasivos y capital que constituyen la estructura financiera de una entidad ilustra la dualidad económica; es decir, todos los recursos identificables y cuantificables con que cuenta una empresa y el origen de estos recursos, tanto externos como internos (CINIF, 2023).

### **Estado de cambios en el capital contable**

La NIF A-3 lo define como el estado financiero que muestra las modificaciones ocurridas en la inversión de los propietarios de una entidad, durante un período contable determinado, de ahí que se considere que es un estado financiero dinámico (CINIF, 2023).

### **Estados financieros consolidados**

Un concepto adicional a tener en consideración es el de los estados financieros consolidados, esto debido a que las empresas que cotizan sus acciones en la BMV son regularmente empresas controladoras, y por ende en un solo conjunto de estados

financieros muestran la información referente a todo el conglomerado de empresas, de acuerdo con las NIF, los estados financieros consolidados son aquellos que presenta un grupo económico o un grupo de empresas, los cuales integran la información financiera de todo el grupo como si se tratase de una única entidad económica. Así mismo, la NIF entiende a un grupo económico como una controladora y todas sus subsidiarias (CINIF, 2023).

### **Postulado básico “Revelación Suficiente”**

Aunque esta investigación no contempla una revisión de los postulados básicos de la información contable (NIF A-2), los cuales rigen el ambiente en el que debe operar el sistema de información contable, existe un postulado básico el cual vale la pena hacer una mención especial debido a su importancia en el tema de esta investigación, este es el postulado de “Relevancia Suficiente”.

De acuerdo con la NIF A-2, el postulado de relevancia suficiente establece que los estados y la información financiera deben expresarse de manera amplia y clara para permitir visualizar con objetividad la situación financiera de la entidad, esto se logra mediante los estados financieros y sus notas, además se debe considerar que los estados financieros deben cumplir con las características de objetividad, verificabilidad y representatividad. En este mismo sentido la NIF A-2 señala que los estados financieros deben contener todo lo necesario para juzgar los resultados de operación y situación financiera de la entidad.

Finalmente, en este apartado es importante hacer mención del Código de ética profesional de la comunidad bursátil mexicana, documento emitido por la propia BMV,

de acuerdo a este documento los participantes deben apegarse a las leyes, reglamentos y disposiciones de carácter general expedidas por las autoridades competentes, así como a la normatividad de las entidades autorregulatorias, por lo que las empresas participantes en la BMV deben apegarse a las NIF y por ende a los postulados básicos de contabilidad (BMV, 2024).

Así mismo este código de ética en su numeral cinco menciona que los participantes del mercado bursátil mexicano deben proporcionar al mercado información veraz, clara, completa y oportuna, además de abstenerse de difundir información que afecte la toma de decisiones o distorsiones el proceso de formación de precios, y la información proporcionada debe ser de dominio público (BMV, 2024).

### **1.3 Manipulación y gestión de resultados**

#### **1.3.1 Características**

La distorsión de la información financiera recibe diferentes nombres de acuerdo con el alcance de esta, en este sentido surgen dos conceptos *earnings manipulation* o manipulación de resultados y *earnings management* o gestión de resultados.

Una de las definiciones más aceptadas para la manipulación de resultados es la que establece Shipper (1989), quien señala que la manipulación de resultados tiene la finalidad de obtener un beneficio propio mediante la intervención en el proceso de elaboración de la información contable y financiera.

Esta concepción esclarece el objetivo, pero no hace una distinción concreta con la gestión de resultados, por ello autores como Terreno et al. (2022), añaden que la

manipulación de resultados utiliza prácticas que deliberadamente violan las normas y principios que rigen la elaboración y presentación de la información financiera.

Es aquí donde surge la diferenciación entre manipulación y gestión, la gestión de resultados no vulnera la legislación, por tanto, el concepto de gestión de resultados coincide con otro término utilizado comúnmente en las investigaciones de habla hispana, la contabilidad creativa.

De acuerdo con Amat y Oliveras (2004), la contabilidad creativa puede ser a menudo un tipo de maquillaje contable que se realiza sin vulnerar la legislación. En este sentido de no vulnerar la legislación Ríos-Manríquez (2013), señala que la contabilidad creativa aprovecha la flexibilidad de las normas contables y vacíos de la Ley para manipular cifras de los estados financieros, olvidando la ética empresarial y profesional.

Según Mirdan y Manhel (2017), la contabilidad creativa es un eufemismo que se refiere a las prácticas contables que pueden seguir las reglas de las normas financieras y contables al pie de la letra, pero se desvían del espíritu de dichas normas. Domínguez-Reina (2022), sugiere que la contabilidad creativa es una práctica contable que se sirve de las posibilidades que ofrece la normativa para mostrar resultados alejados de la realidad, dentro de la legalidad y que sirven a los intereses de quienes utilizan dichas prácticas.

Otro concepto similar a la gestión de resultados es la contabilidad agresiva o *aggressive accounting*, concepto que es común en la literatura anglosajona utilizado por autores como el propio Beneish (1999), Dechow, Sloan & Hutton (1999), Desai, Hogan y Wilkins (2006), Beneish, Lee y Nichols (2013), entre otros que hacen referencia a la contabilidad agresiva y la gestión de resultados. De acuerdo con Abdulsaed y Rejeb,

(2023), la contabilidad agresiva comenzó a aparecer a finales de los años setenta del siglo XX y su presencia aumentó en los años ochenta del siglo XX. La contabilidad agresiva hace referencia a una herramienta fraudulenta de reportes financieros que deliberadamente altera los resultados financieros para engañar a los inversores u otros usuarios de la información financiera (Oladele, 2023).

El objetivo habitual de la contabilidad agresiva es brindar una imagen positiva de la empresa a las partes interesadas, lo anterior mediante la mejora artificial de la situación financiera y resultados de la empresa (Zielińska, 2022). También se da el caso de la agresividad fiscal donde las empresas reducen agresivamente sus pagos de impuestos explotando las zonas grises de las normas fiscales (Nugrahini y Hariadi, 2023)

Algunos autores como Mączyńska (2015) y Moskwa-Bęczkowska y Reczynska, (2023) sugieren que la contabilidad agresiva y la contabilidad creativa si bien son similares, son diferentes en la misma manera que la manipulación de resultados y la gestión de resultados, la manipulación y la contabilidad agresiva violan las normas y leyes, mientras que la gestión y la contabilidad creativa se mantienen dentro de los límites legales.

Para fines de este trabajo de investigación se ha optado por concentrarse en las características de la manipulación y gestión de resultados, dado que estos conceptos son los utilizados en las investigaciones de Benesih (1999), Terreno et al. (2022) y Roque et al. (2022), mismas que previamente han utilizado el M-Score. Así mismo cabe señalar que la discusión entre las diferencias entre contabilidad creativa y contabilidad agresiva es más amplia y no todos los autores les atribuyen las mismas características.

En la tabla 1 se muestran las características esenciales de la manipulación de resultados y la gestión de resultados.

Tabla 1. Características de manipulación y gestión de resultados

<b>Manipulación de resultados</b>	<b>Gestión de resultados</b>
Se realizan actividades ilícitas.	Se realizan actividades lícitas.
Engaña a los usuarios de los estados financieros.	Beneficioso para los usuarios de los estados financieros.
Utiliza la manipulación de datos financieros.	Incluye soluciones novedosas, utiliza el conocimiento y habilidades.
Distorsiona intencionalmente la información y los datos financieros.	Aprovecha al máximo la contabilidad.
Busca obtener ganancias ilegales.	Combina los intereses de la empresa con las expectativas de los clientes, pero respetando las normas legales aplicables.
Sobre interpreta y viola las normas contables.	Utiliza los derechos de elección de política contable.
Muestra una imagen poco realista de la empresa sobre su situación económica y financiera.	Muestra una imagen realista y confiable de la empresa.

Fuente: adaptado de Creative Accounting versus Aggressive Accounting – Exploring Specific Dimensions (p. 269), por Moskwa-Bęczkowska, D. y Reczyńska, J. (2023).

Considerando que la manipulación de resultados implica actos ilícitos, la autoridad tiene un delito que perseguir, mientras que la gestión de resultados implica actos que, si bien no violan la ley, son por decir lo menos, poco éticos. Independiente de la cuestión legal, la manipulación y la gestión de resultados tienen efectos y consecuencias en las empresas (Domínguez, 2022).

### **1.3.2 Efectos y consecuencias de la gestión y manipulación de información financiera en las empresas**

Los efectos de la gestión y manipulación de resultados son diversos, tanto en sentido positivo (mejorar la imagen de la empresa para aumentar el precio de la acción) como en sentido negativo (empeorar la imagen reduciendo resultados para bajar el precio de la acción), todo dependerá de las intenciones que quienes promueven dichas prácticas de gestión y/o manipulación dentro de la empresa (Domínguez, 2022).

Sin embargo, los efectos son temporales y de corta duración, en el mediano y largo plazo, las consecuencias pueden ser terribles, en el mejor de los casos la detección temprana de prácticas de manipulación implica una sanción por parte de las entidades reguladoras y una pérdida de confianza por parte del público inversionista (CNBV, 2016).

En el peor de los escenarios la empresa terminara en quiebra con todas las repercusiones económicas, sociales y legales que ello implica (Millan, 2002; Petra y Spieler, 2020), como fue el caso de Enron (2001), donde además el fraude financiero provocó el cese de operaciones de su firma de auditoría externa, Arthur Andersen, que en junio de 2002 fue sentenciada por los tribunales de Houston, la firma recibió una multa por \$500,000 dólares y la prohibición de prestar servicios para sociedades registradas en la bolsa de valores de Estados Unidos, lo que finalmente condujo a su disolución (Devincenzi, 2020; The New York Times, 2002).

En México la firma Deloitte representada por Galaz, Yamazaki, Ruíz Urquiza, S.C. ha sido objeto de diversos señalamientos en cuanto a omisiones en sus procesos de auditoría, de acuerdo con la investigación de Saeedy y Harrup (2022), la empresa Crédito Real SAB de CV enfrentó un proceso de liquidación en el año 2022, después de que se

detectaran prácticas contables defectuosas en su cartera de préstamos, según Del Campo y Suárez (2023), esta situación provocó la ruptura entre Crédito Real y Deloitte, quien fue su auditor externo por los últimos diez años, Saeedy y Harrup (2022), también señala que otras empresas como Alpha Credit y Grupo Finmart también se encuentran en situaciones de incumplimiento, teniendo en común al mismo auditor externo, Deloitte.

Deloitte fue sancionado en el año 2016 por la Comisión Nacional Bancaria y de Valores, esto después de encontrar inconsistencias en sus procesos de auditoría en los estados financieros de la empresa OHL de México en los años 2012, 2013 y 2014, la sanción por parte de la CNBV consistió en una multa de cuatro millones 213,609.40 pesos por el incumplimiento de la Ley del Mercado de Valores y por no llevar a cabo sus auditorías con base en las Normas Internacionales de Auditoría, además de la sanción económica, Deloitte fue inhabilitada para firmar contratos públicos mexicanos por un periodo de cinco años (CNBV, 2016).

### **1.3.3 Aplicación de prácticas de manipulación y gestión de información financiera**

Como se menciona anteriormente los efectos de la manipulación y la gestión son diversos y varían en función de las intenciones de las personas involucradas, de la misma manera que los efectos, la aplicación depende de la intención, de acuerdo con Reurink (2019), existen tres tipologías para cometer fraude financiero, False financial disclosures que por su traducción al español significa “Divulgaciones financieras falsas”, Financial scams que por su traducción al español significa “Estafas financieras” y Fraudulent financial mis-selling que por su traducción al español significa “Ventas financieras

fraudulentas”, cada metodología tiene características propias y son establecidas de acuerdo con la legitimidad de la organización, en este sentido Reurink (2019), establece que las empresas legítimas hacen uso del False financial disclosures primordialmente reajustando sus estados financieros para disminuir pérdidas.

En este trabajo de investigación se revisa a Reurink (2019), debido a que en su propuesta de clasificación de tipos de fraude financiero no se limita a la manipulación de cifras en los estados financieros y también porque hace una distinción entre la legalidad e ilegalidad de las prácticas lo cual contribuye a asociar de mejor manera los tipos de fraude con la manipulación y gestión de resultados.

Las estafas financieras son esquemas engañosos y totalmente fraudulentos en los que los estafadores, a menudo asumiendo una identidad falsa tratan de convencer, engañar o inducir a las personas a interactuar con el defraudador y, en última instancia, a entregarle voluntariamente dinero o información sensible relacionada con sus finanzas personales (Pressman, 1998).

El término venta financiera fraudulenta se utiliza para referirse a la venta engañosa y manipuladora, comercializar, vender o asesorar un producto o servicio financiero a un usuario final, con el conocimiento que el producto o servicio no es adecuado para las necesidades específicas de ese usuario final. Similar a otras formas de fraude las prácticas de la venta financiera fraudulenta explotan ilegalmente la información asimétrica que existen entre las partes en una transacción.

Sin embargo, la asimetría de la información tiene un carácter diferente, no implica una asimetría en acceso a información directamente relacionada con la transacción, sino más bien una asimetría de más experiencia financiera, es decir, la capacidad de

interpretar la información disponible y extraer significados de esa información con respecto al desempeño futuro de una entidad financiera, producto o servicio financiero (Reurink, 2019).

El término divulgaciones financieras falsas agrupa una variedad de comportamientos en que participantes del mercado financiero hacen declaraciones falsas sobre el desempeño o la salud financiera de un medio de inversión, es decir, una empresa, un fondo, un prestatario o un producto de inversión.

Las divulgaciones financieras falsas explotan así la asimetría de información que existe entre las diferentes partes en una transacción financiera. Al combinar la ilusión de divulgación con información falsa, las divulgaciones financieras falsas aumentan esta asimetría de información y al mismo tiempo parecen minimizarla (Black, 2006).

El término de divulgaciones financieras falsas es el que se asocia a la manipulación y la gestión de resultados, por lo cual es el que se pretende atender en esta investigación. Nuevamente se hace mención de que la manipulación implica prácticas ilegales y la gestión de resultados prácticas al margen de la Ley, independientemente de la cuestión legal, las divulgaciones financieras falsas en México han sucedido anteriormente con empresas de la BMV, como es el caso de OHL de México (CNBV, 2016), Alpha Credit, Crédito Real, Grupo Finmart, (Saeedy y Harrup, 2022; Del Campo y Suárez, 2023), e incluso el caso de Altos Hornos de México (Vázquez, 2023). De acuerdo con Ortiz et al. (2018), en México se crean condiciones para cometer fraude debido a la falta de control interno y control financiero, una pobre cultura gerencial y contabilidad fundamentalmente con fines fiscales.

Derivado de estas situaciones de divulgaciones financieras falsas que ocurren en México, es posible determinar, que aquellas empresas de la BMV que comenten dichas prácticas están violando deliberadamente el principio contable de “Relevancia Suficiente”, que de acuerdo con la NIF A-2 y el Código de Ética Profesional de la Comunidad Bursátil Mexicana sus estados financieros no expresan de manera amplia, clara, veraz, completa y oportuna la situación financiera de la entidad, afectando la toma de decisiones de las partes interesadas.

#### **1.3.4 Métodos para la detección de prácticas de manipulación financiera**

De acuerdo con la revisión de la literatura el primer método concebido para la determinación de la probabilidad de manipulación financiera es el modelo M-Score de Beneish (1999), por tal motivo es uno de los modelos más habituales de utilizar para tal propósito (Svabova, 2021).

En seguida y de manera general se explica la mecánica del modelo M-Score de Beneish (1999), ya que en el apartado 1.4 Aplicación del modelo M-Score de Beneish se detallan sus características y elementos.

El M-Score de acuerdo con Beneish (1999), utiliza ocho indicadores financieros los cuales son índice de días de venta en cuentas por cobrar (DSRI), índice de margen bruto (GMI), índice de calidad de activos (AQI), índice de depreciación (DEPI), índice de crecimiento en las ventas (SGI), índice de gastos de administración y comercialización (SGAI), ajuste por devengo en relación con los activos totales (DEBE), e índice de endeudamiento (LVGI), estos indicadores utilizan los datos obtenidos del estado de situación financiera, el estado de resultados y el estado de flujos de efectivo. Una vez

que se han determinado los indicadores se insertan en la ecuación de M-Score propuesta por Beneish (1999), y el resultado es la probabilidad de la manipulación, un resultado inferior a -2.22 indica manipulación improbable, un resultado entre -2.22 y -1.78 indica manipulación posible y un resultado superior a -1.78 indica manipulación probable.

Si bien el modelo M-Score (Beneish, 1999), es el primer modelo matemático para la determinación de la probabilidad de manipulación no es el primero capaz de realizar predicciones con base en los estados financieros.

En 1968 el PhD Edward Altman, catedrático de la *New York University* desarrolló el modelo Z-Score, un modelo matemático capaz de predecir la probabilidad de bancarrota de una empresa, lo anterior mediante cinco indicadores financieros, de acuerdo con Altman (1968), la precisión del modelo en su versión original es del 72%, siendo capaz de predecir la bancarrota dos años antes de que ocurra.

El estudio original se llevó a cabo con un total de 66 empresas ubicadas en EE. UU. en el periodo 1946-1965, el total de empresas se divide en dos grupos de 33, el primer grupo denominado *Bankrupt Group* o grupo en bancarrota, compuesto por empresas manufactureras con una petición de bancarrota con base en el capítulo X de la *National Bankruptcy Act* o Ley Nacional de Bancarrota, el segundo grupo estaba compuesto por una muestra pareada de empresas manufactureras elegidas de manera aleatoria estratificada.

El Z-Score también cuenta con uno de los estudios más extensos en este tipo de modelos, Altman extendió su estudio original hasta el año 1999, en las pruebas realizadas con el Z-Score en el periodo 1968 a 1999 con empresas de EE. UU., el modelo fue preciso entre un 80% y un 90% prediciendo la bancarrota un año antes del suceso,

la muestra estuvo compuesta de igual manera que en el año 1968 por 66 empresas divididas en 2 grupos, es importante mencionar que durante los 31 años que duró el estudio las empresas en cada grupo fueron cambiando (Altman, 2000; Altman, 2002).

La ecuación original propuesta por Altman (1968), es la siguiente:

$$Z = V_1X_1 + V_2X_2 + \dots + V_nX_n$$

Donde:

$V_1, V_2, \dots, V_n$  = coeficientes discriminantes

$X_1, X_2, \dots, X_n$  = variables independientes

Z = probabilidad de quiebra

Derivado del estudio realizado por Altman (1968), en el periodo de 1946 a 1965 a un total de 66 empresas en los EE. UU., el autor determinó cinco valores para los coeficientes discriminantes y cinco variables independientes, con ellas propuso un modelo para la determinación de la probabilidad de quiebra, siendo la siguiente ecuación el modelo propuesto:

$$Z = 1.2X_1 + 1.4X_2 + 3.3X_3 + 0.6X_4 + 1.0X_5$$

Donde:

$X_1$  = índice de capital circulante sobre activos totales, mide los activos líquidos en relación con el tamaño de la compañía.

$X_2$  = índice de ganancias retenidas sobre activos totales, mide rentabilidad y refleja la edad de la compañía y la capacidad de obtener ganancias.

$X_3$  = índice de ganancias antes de impuestos sobre activos totales, mide la eficiencia operativa excluyendo los impuestos y los factores de apalancamiento, además reconoce la importancia de las ganancias operativas para la viabilidad a largo plazo.

$X_4$  = índice de capitalización bursátil sobre el valor contable del pasivo total, añade una dimensión de mercado que puede mostrar una fluctuación del precio de la acción como una señal de alarma.

$X_5$  = ratio de ventas sobre activos totales, medida estándar de la rotación de activos total, el cual es muy variable de acuerdo con el tipo de industria.

Altman (1968), determinó que el perfil para el grupo de bancarrota caía a una media de  $-0.25$ , mientras que el grupo de no bancarrota tenía una media de  $+4.48$ .

A pesar de ser un modelo longevo el modelo Z-Score ha sido ampliamente utilizado, de acuerdo con Altman (2002), desde 1968 diversas entidades financieras han hecho sus propios modelos basados en el Z-Score para determinar el riesgo crediticio, siendo su apogeo en la década de 1980.

Algunos estudios recientes sobre el uso del Z-Score son: el realizado por Solórzano-Hernández (2022), realizado con una muestra de estados financieros en el periodo 2016-2021, publicados por la Superintendencia de Bancos y de Otras Instituciones Financieras de Nicaragua; Pradhan (2014), utilizó el modelo Z-Score en el sector bancario indio, con una muestra de estados financieros del periodo 2000 a 2009; Isaac-Roque y Caicedo-Carrero (2023), utilizaron el modelo Z-Score con una muestra de 2684 empresas colombianas en el periodo 2016-2020 con el objetivo medir la asociación del Z-Score de Altman y los indicadores que determinan su resultado.

Como se menciona anteriormente, el primer modelo desarrollado con el objetivo de predecir la probabilidad de manipulación financiera es el modelo M-Score de Beneish (1999), sin embargo, en este apartado no se profundiza sobre el mismo ya que en el apartado 1.4 se muestra a detalle sus características, así como su aplicación.

El modelo Z-Score de Altman (1968), es de cierta manera un antecesor del M-Score de Beneish, aunque con un propósito distinto, pero con una mecánica muy similar, esto ha dado lugar a utilizarlos en conjunto con la finalidad de mejorar la precisión sobre las predicciones que ofrecen e incluso para otros fines, como en el caso de Zornosa y Legrand (2021), que utilizaron ambos modelos con la finalidad de analizar la rentabilidad de las acciones de las empresas que cotizan en el S&P 500 en el periodo 1995 a 2020, el S&P 500 está compuesto por las 500 compañías más grandes de EE. UU. y se pondera de acuerdo a la capitalización de mercado de cada una de las empresas.

Posterior y derivado del modelo M-Score de Beneish (1999), ha surgido una adaptación de dicho modelo diseñado para ser utilizado en empresas eslovacas, la adaptación ha sido propuesta por Svabova et al. (2020), denominado M-Score<sub>svk</sub>, dicho modelo mantiene la misma mecánica que el M-Score de Beneish (1999), y hace uso de los mismos ocho indicadores financieros mencionados anteriormente, la diferencia radica en que utiliza dos años consecutivos: el año anterior a la conducta fraudulenta de la empresa (las variables marcadas con b minúscula) y el año en el que se detectó la conducta fraudulenta (Variables marcadas con tf minúscula).

La ecuación del  $M\text{-Score}_{svk}$  es la siguiente:

$$\begin{aligned}
 M - Score_{svk} = & 0.29 \cdot AQIb + 0.060 \cdot AQItf - 0.437 \cdot DEPIb + 0.180 \cdot DEPI tf + 0.100 \\
 & \cdot DSRib + 0.667 \cdot DSRItf + 0.943 \cdot GMib + 1.511 \cdot GMItf - 1.561 \cdot LVGIb \\
 & - 1.523 \cdot LVGI tf + 0.427 \cdot SGAIb + 0.681 \cdot SGAI tf - 0.051 \cdot SG Ib + 1.920 \\
 & \cdot SG Itf + 0.497 \cdot TATAb + 1.031 \cdot TATA tf - 3.699
 \end{aligned}$$

En el apartado 1.4 Aplicación del modelo M-Score de Beneish, se muestra la ecuación utilizada por Beneish (1999), para el desarrollo del modelo original, así como de modelos posteriores como el mencionado en el párrafo anterior propuesto propuesto por Svabova et al. (2020).

A pesar de ser un modelo más reciente, para esta investigación no se utiliza el modelo  $M\text{-Score}_{svk}$  propuesto por Svabova et al. (2020), debido a que en la revisión de la literatura no se encontró evidencia de que el modelo haya sido utilizado en otras investigaciones y en países distintos a Eslovaquia, siendo las únicas investigaciones que lo utilizan las de Svabova et al. (2020) y Svabova (2021), y lo hacen con información de empresas de Eslovaquia, por lo que se carece de datos para realizar una adecuada discusión de los resultados que se pudieran obtener en México.

A diferencia del modelo  $M\text{-Score}_{svk}$  propuesto por Svabova et al. (2020), el M-Score de Beneish (1999) ha sido utilizado más ampliamente por múltiples investigadores alrededor del globo, de acuerdo con la investigación de Balcázar (2023), el M-Score de Beneish (1999), ha sido utilizado en al menos 22 investigaciones en la última década, los casos de aplicación encontrados por Balcázar (2023) se muestran en la tabla 2.

Tabla 2. Investigaciones, aplicación y efectividad del modelo Beneish

Investigación/Autores	Descripción
¿Las empresas en quiebra manipulan las ganancias más que las no lucernarias? (Franceschetti y Koschtial, 2013).	La investigación adoptó la puntuación M de Beneish como un sistema adecuado para detectar la manipulación en el ámbito de la gestión de beneficios de las pequeñas y medianas empresas. La investigación evidencia que la organización al borde de la quiebra disminuye o no manipula su información financiera. El estudio se aplicó a una muestra de 30 empresas estándar y 30 empresas en quiebra. El estudio pudo evidenciar la efectividad del modelo de Beneish a la hora de probar la hipótesis de investigación.
Detección de la gestión de ganancias en la India: un estudio sectorial (Kaur et al., 2014).	El estudio verificó la gestión en seis industrias en la India: sectores de TI, retail, telecomunicaciones, biotecnología, hoteles y café. Se aplicaron los modelos de Jones modificado y el Benenish M-score, para identificar una posible manipulación financiera. La investigación concluye que ambos modelos son pertinentes y consistentes en la identificación de casos de manipulación financiera.
Verificación de la ocurrencia del efecto índice en el Ibovespa - 2004-2013 (Nardy et al., 2015).	En esta investigación se aplica el modelo y se identifican rendimientos anormales en las acciones agregadas a Ibovespa en los años 2004 y 2013.
Aplicación de modelos Beneish M-Score y minería de datos para detectar fraude financiero (Tarjo y Herawati, 2015).	En la investigación, se evidencia la efectividad del modelo Beneish en casos de manipulación financiera. Concluyen que la puntuación M en el modelo Beneish fue generalmente capaz de detectar fraude financiero, tras un estudio de 35 empresas cotizadas que se enfrentaron a acusaciones de fraude entre 2001 y 2014.
Uso del modelo Beneish para identificar la manipulación contable: un estudio empírico en el sector de la industria manufacturera (Kara et al., 2015).	En este estudio se investigó a 132 empresas atraídas por la manipulación financiera, que operan continuamente en el sector de la industria manufacturera en la Bolsa de Valores de Estambul (BIST) entre los años 2010-2012. En el estudio se utilizó el método de regresión logística y se concluyó que las tasas como Capital de Trabajo/Activos Totales (WC/TA), Capital de Trabajo/Ventas (WC/Ventas), Capital de Trabajo/Ventas Netas (NWC/Ventas) y Logaritmo Natural de Deudas Totales (NLTD) son

	efectivas para identificar la manipulación en la contabilidad.
Uso del modelo Beneish para detectar estado financiero corporativo fraude en Grecia (Repousis, 2016).	El estudio se orientó en verificar la efectividad del modelo Beneish, aplicándolo en empresas griegas, con el fin de detectar posibles casos de manipulación financiera. Los resultados mostraron que 8.486 empresas o el 33 por ciento de toda la muestra tiene un valor mayor que la puntuación de 2.2, que es una señal de que es probable que las empresas sean manipuladoras. El nivel de confianza manejado dentro de las variables del modelo fue del 99%.
Uso del modelo de puntaje M para detectar la gestión de ganancias: evidencia de empresas vietnamitas no financieras que cotizan en bolsa (Anh y Linh, 2016).	En la investigación los autores usaron puntuaciones M de Beneish sobre las empresas vietnamitas. La contribución más significativa del estudio fue el hallazgo que el cálculo de las puntuaciones de manipulación, es una técnica útil para determinar el comportamiento de un manipulador, que puede mejorar la calidad de los estados financieros y la protección de Inversores.
Detección de fraudes de estados financieros en Malasia: comparación de las capacidades de los modelos Beneish y Dechow (Rahmat, 2016).	La investigación apuntó a verificar la capacidad de la puntuación F de Dechow y Beneish M-score para detectar probables manipuladores en Malasia. El estudio comparó las tasas de error en los modelos y concluye que ambos prototipos de verificación de manipulación son efectivos en la identificación de empresas que incurren y no incurrir en fraudes.
Medición del fraude y la gestión de resultados mediante un caso de estudio: Evidencia de una empresa familiar internacional (Ramírez-Orellana et al., 2016).	Basándose en la aplicación Beneish M-score, encontraron una contabilidad agresiva. Los hallazgos con la aplicación es la manipulación de las ventas diarias y el total devengado sobre los activos totales. Indicadores como el crecimiento de las ventas y el índice de apalancamiento muestran una posible manipulación.
Papel del modelo Beneish M-score en la detección de prácticas de gestión de ganancias: Estudio empírico en bancos cotizados de la Bolsa de Valores de Irak (Talab et al., 2017).	La investigación utiliza el modelo Beneish y descubren fraude en los estados financieros de empresas en Irak. Los autores afirman que la aplicación modelo es beneficiosa para los accionistas actuales y futuros para ayudarlos a tomar decisiones de inversión y reducir así el riesgo de fraude.
Uso del modelo Beneish en contabilidad forense: evidencia de Turquía (Özcan, 2018).	La investigación usa el modelo Beneish en contabilidad forense. El estudio toma una muestra de prueba de 300 empresas, verifica los estados financieros de las empresas que cotizan

	<p>en la Bolsa de Valores de Estambul. En el análisis, se observa la efectividad del modelo Beneish, aplicado en el ejercicio de la contabilidad forense, como instrumento relevante para el rastreo de posibles fraudes de las empresas.</p>
<p>Probar la relevancia del modelo Beneish para entidades con riesgo reputacional confirmado (Spătăcean, 2019).</p>	<p>El objetivo de esta investigación consiste en evaluar la importancia del uso del modelo Beneish en el caso de entidades involucradas en escándalos relacionados con operaciones fraudulentas. El estudio incluyó a 174 empresas en el periodo 2005-2017. El estudio evidencia la efectividad del modelo Beneish para identificar casos de manipulación financiera.</p>
<p>La importancia de las redes neuronales artificiales en las manipulaciones contables y una aplicación (Kara y Özcan, 2020).</p>	<p>Este estudio tiene como objetivo estimar si las empresas manufactureras comercializadas en BIST están manipulando, utilizando el modelo Beneish, uno de los modelos de predicción, y contribuir a la literatura probando la precisión de estas estimaciones con redes neuronales artificiales.</p> <p>En este contexto, los estados financieros de 155 de las empresas manufactureras listadas en el BIST entre 2013 y 2017 se calcularon con 8 variables independientes en el modelo Beneish. Estas predicciones se probaron con redes neuronales artificiales para determinar la precisión de la clasificación. Como resultado de la prueba aplicada, se determinó que la clasificación realizada por el modelo Beneish como manipulador o no para las empresas en el conjunto de prueba de redes neuronales-network, artificiales fue 100% precisa.</p>
<p>Identificación del fraude de las empresas chinas que cotizan en bolsa: una mejora basada en la puntuación M (Wanting y Xiaokang, 2020).</p>	<p>El estudio evaluó la aplicación del modelo Beneish en el mercado de capitales en China. Aplicaron el modelo en 190 empresas entre el 2014 al 2018 identificadas por la Comisión regulatoria de China con problemas de manipulación en su información. El modelo mostró su efectividad frente a casos de manipulación de la muestra seleccionada.</p>
<p>Manipulaciones de estados financieros utilizando el modelo Beneish y el modelo de regresión Probit. Un caso del sector</p>	<p>El objetivo de la investigación es verificar los bancos en Kenia con prácticas de manipulación financiera, usando el modelo Beneish combinado con el modelo de regresión Probit. El estudio muestra la efectividad del Modelo Beneish</p>

bancario en Kenia (Nyakarimi et al., 2020).	identificando los bancos propensos a manipulación financiera.
Manipulación de estados financieros: una aplicación del modelo Beneish. En S. Grima, E. Boztepe, y P. J. Baldacchino (Eds.). (Erdogan & Erdogan. 2020)	La investigación comprobó prácticas de manipulación financiera, en empresas financieras mostrando la efectividad del modelo Beneish.
Modelo Beneish como herramienta para reportar estimación de la calidad: evidencia empírica (Volkov, 2020)	En esta investigación, se ha debatido la necesidad de un modelo cuantitativo para estimar la calidad de los informes financieros. El modelo Beneish se probó en empresas internacionales del sector metalúrgico y minero para verificar su eficiencia empírica de dicho modelo y analizar los factores más importantes que contribuyen a la calidad de los informes. La investigación demuestra la efectividad del modelo Beneish.
Aplicación del modelo Beneish M-score en pequeñas y medianas empresas de la Federación de Bosnia y Herzegovina. (Halilbegovic et al., 2020)	Esta investigación tiene como objetivo analizar la aplicabilidad del modelo Beneish M-Score en pequeñas y medianas empresas (PYME) en la Federación de Bosnia y Herzegovina. Basado en una muestra que incluye 4.580 pequeñas y medianas empresas. El estudio comprobó la eficiencia del modelo Beneish en la identificación de prácticas de manipulación contable, colocando al modelo como apoyo fundamental de la contabilidad forense.
Adaptación del modelo Beneish a Turquía: rendimiento de detección Una aplicación que se desarrolla (Benligiray y Onay, 2021).	En esta investigación el modelo Beneish se aplicó por su rendimiento de predicción, a empresas con previo diagnóstico de manipulación por parte de la autoridad reguladora y supervisora de Turquía, en el periodo del 2013-2019. Se observa que el modelo detecta la manipulación en los casos aplicados.
¿Una medida de las transacciones financieras fraudulentas en el entorno global? (Valaskova y Fedorko, 2021).	El objetivo principal del documento es detectar la manipulación con ganancias en un sector específico de la economía (utilizando Beneish M-score), siguiendo los principios globales de información financiera, y revelar el grado de manipulación de las empresas en los países seleccionados de la agrupación de Visegrado. El estudio reveló que las empresas manipulan la información con el fin de aumentar la rentabilidad.
Detección de riesgos de fraude fiscal y contable mediante el modelo Beneish. un estudio de	La hipótesis de esta investigación gira alrededor de la efectividad del modelo Beneish para identificar el riesgo de evasión fiscal y para

caso rumano (Timofte et al., 2021).	clasificar a las empresas en evasoras y no evasoras de impuestos en Rumania. El resultado de la investigación muestra una comprobación de las hipótesis, en el cual se evidencia la efectividad del modelo Beneish para detectar fraude financiero y contable como el fraude fiscal. El modelo en consecuencia se validó para ser utilizado por las autoridades en la verificación de evasión fiscal.
Un análisis de la manipulación de los estados financieros entre las empresas manufactureras y comerciales que cotizan en bolsa en Ghana (Anning y Adusei, 2020).	El modelo Beneish se usó para analizar la probabilidad de manipulación de los estados financieros entre 19 empresas manufactureras y comerciales que cotizan en la Bolsa de Valores de Ghana para el período 2008-2017. Se evidencia manipulación de la información por parte de las empresas analizadas, mostrando la efectividad del modelo en el sector analizado. El estudio muestra que las variables escogidas por el Dr. Beneish como rentabilidad, liquidez, y el apalancamiento financiero, fueron decisivos en el estudio.

Fuente: Una aproximación teórica al modelo Beneish, antecedentes, y casos de aplicación elaborado por Balcázar (2023).

A estas investigaciones se suman las realizadas en Latinoamérica como la de Terreno et al. (2020) y Roque et al. (2022) en Argentina y Colombia, respectivamente, ambas investigaciones se revisan en el apartado 1.4.4 Resultados en otras investigaciones.

Finalmente, existe un tercer modelo, con una mecánica similar al Z-Score de (Altman, 1968) y M-Score de Beneish (1999), pero con una mayor complejidad en sus cálculos, este modelo es denominado como F-Score y fue desarrollado por la PhD Patricia Dechow, catedrática de la University of California, Berkley (Dechow et al. 2011). El modelo F-Score se muestra en la tabla 3.

Tabla 3. Modelo F-Score de Dechow et al. (2011)

1	F-Score =	PROB(FFR)/0.0037
2	Probability =	$\frac{e^{\text{predicted value}}}{(1 + e^{\text{predicted value}})}$
3	Predicted Value =	- 7.893+0.790x(rsst_acc)+2.518x(ch_rec)+1.191x(cv_inv)+1.979x(soft_assets)+0.17x(ch_CS)+(0.932)x(ch_roa)+1.029x(issue)
4		<p><b>Rsst_acc</b>=((TotalAssets<sub>t</sub>-Cash&amp;equivalents<sub>t</sub>-Investments&amp;Advances_Other<sub>t</sub>+InvestmentsatEquity<sub>t</sub>-TotalLiabilities<sub>t</sub>-PreferredStock<sub>t</sub>)-(TotalAssets<sub>t-1</sub>-Cash&amp;equivalents<sub>t-1</sub>+Investments&amp;Advances_Other<sub>t-1</sub>+InvestmentsatEquity<sub>t-1</sub>-TotalLiabilities<sub>t-1</sub>-preferredStock<sub>t-1</sub>))/(.5(TotalAssets<sub>t</sub>+TotalAssets<sub>t-1</sub>));</p> <p><b>Ch_rec</b>=(AR<sub>t</sub>-AR<sub>t-1</sub>)/.5(TotalAssets<sub>t-1</sub>+TotalAssets<sub>t</sub>)</p> <p><b>Cv_inv</b>=(Inventory<sub>t</sub>-Inventory<sub>t-1</sub>)/.5(TotalAssets<sub>t-1</sub>+TotalAssets<sub>t</sub>);</p> <p><b>Ch_cs</b>=((Sales<sub>t</sub>-(Art<sub>t</sub>-Art<sub>t-1</sub>))/(Sales<sub>t-1</sub>-(Art<sub>t-1</sub>-Art<sub>t-2</sub>))-1;</p> <p><b>Ch_roa</b>=(NetIncome<sub>t</sub>/.5(TotalAssets<sub>t-1</sub>+TotalAssets<sub>t</sub>)-(NetIncome<sub>t-1</sub>/.5(TotalAssets<sub>t-1</sub>+TotalAssets<sub>t-1</sub>)));</p> <p><b>Issue</b>=1 if the company issues long-term debt or common stock in year t; 0 otherwise.</p>

Fuente: *Predicting Material Accounting Misstatements* elaborado por Dechow, et al. (2011).

De acuerdo con Hakami et al. (2020) para la detección de fraude del auditor en las empresas del Consejo de Cooperación del Golfo de 2015 a 2017, la puntuación F-Score de Dechow (2011) fue superior al M-Score de Beneish (1999).

Vale la pena señalar nuevamente que como menciona Svabova (2021) y Balcázar (2023) el modelo M-Score de Beneish (1999), ha sido más ampliamente utilizado en la investigación de manipulación financiera con autores como Franceschetti y Koschtial (2013), Kaur et al. (2014), Nardy et al. (2015), Tarjo y Herawati (2015), Kara et al. (2015), Repousis (2016), Anh y Linh (2016), Rahmat (2016), Ramírez-Orellana (2016), Talab et al. (2017), Özcan (2018), Spătăcean (2019), Kara y Özcan (2020), Wanting y Xiaokang (2020), Nyakarimi et al. (2020), Erdogan & Erdogan (2020), Volkov (2020), Halilbegovic et al. (2020), Anning y Adusei (2020), Benligiray y Onay (2021), Valaskova y Fedorko (2021), Timofte et al. (2021), además de haber sido utilizado en países de Latinoamérica como Argentina en la investigación de Terreno et al. (2020) y Colombia en la investigación de Roque et al. (2022), al no encontrar evidencia de la aplicación del modelo M-Score de Beneish (1999) en México, se considera más oportuno aplicar en un primer momento dicho modelo y para futuras investigaciones aplicar el F-Score de Dechow (2011).

### **1.3.5 Ética y su relación con la manipulación y gestión de resultados**

Es importante tener claros algunos conceptos para entender la relación que existe entre la ética y la manipulación y gestión de los resultados, estos conceptos son la ética, la ética empresarial, la ética profesional, la ética en la revelación de estados financieros y la ética de la divulgación de la información financiera.

De acuerdo con uno de los autores clásicos, Sánchez (1968), la ética se centra en la sociedad y en el comportamiento humano, en este sentido la ética define qué acciones pueden considerarse correctas o incorrectas en la conducta humana, es decir trata de establecer reglas de lo que es bueno y lo que es malo.

De acuerdo con Torres (2016), Líder de Asesoría en Ética Empresarial de Deloitte México, la ética empresarial consiste en crear y transmitir valores desde la alta dirección hacia todos los niveles de la organización, incluyendo al consejo de administración, el comité directivo y la alta gerencia como los principales ejemplos a seguir, misma que implanta una filosofía y una visión de que trabajo, y que adicionalmente debe generar armonía entre accionistas, directivos, colaboradores y terceros involucrados.

La ética profesional de acuerdo con Hernández-Gil et al. (2019), ayuda a reflexionar sobre la elección de las posibles alternativas, pero primordialmente promueve un comportamiento sano y libre, que lleva a actuar a cada profesional en función del bien y el mal.

La ética profesional dependerá de cada profesión, por tal motivo para esta investigación se consulta el Código de Ética Profesional que emite el Instituto Mexicano de Contadores Públicos (IMCP), de acuerdo con el IMCP (2022), el Código de Ética Profesional establece las normas éticas mínimas que deben observar los Contadores Públicos que practiquen en México, es decir que es válido tanto para contadores quienes elaboran los estados financieros, así como para quienes los auditan, así mismo dicho código establece cinco principios fundamentales que el Contador Público deberá seguir, los cuales son: integridad, objetividad, diligencia y competencia profesional, confidencialidad, comportamiento profesional. De estos cinco principios, se destaca el comportamiento profesional, el cual exige cumplir con las leyes y reglamentos relevantes.

Además del Código de Ética Profesional que emite el IMCP, para los sujetos involucrados en esta investigación (empresas y firmas de auditoría) también les aplica el Código de Ética Profesional de la Comunidad Bursátil Mexicana, documento emitido por

la propia BMV, y el cual ya se ha mencionado en este documento, de acuerdo a este documento los participantes del mercado bursátil mexicano deben apegarse a las leyes, reglamentos y disposiciones de carácter general expedidas por las autoridades competentes, así como a la normatividad de las entidades autorregulatorias, por lo que las empresas participantes en la BMV deben apegarse a las NIF y por ende a los postulados básicos de contabilidad (BMV, 2024).

Así mismo este código de ética en su numeral cinco menciona que los participantes del mercado bursátil mexicano deben proporcionar al mercado información veraz, clara, completa y oportuna, además de abstenerse de difundir información que afecte la toma de decisiones o distorsiones el proceso de formación de precios, y la información proporcionada debe ser de dominio público (BMV, 2024).

Para los conceptos de ética en la revelación de estados financieros y ética de la divulgación de información financiera, no se encuentran conceptos establecidos en la literatura, pero es posible inferirlos de acuerdo con los códigos de ética, en el caso de la ética en la revelación de estados financieros, la NIF A-2 en el postulado de “Revelación Suficiente” se establece que la información contable presentada en los estados financieros debe contener en forma clara y comprensible todo lo necesario para juzgar la situación financiera y los resultados de la entidad, los códigos de ética tanto del IMCP y de la BMV exigen cumplir con la normatividad, y por ende la NIF A-2.

La ética en la divulgación de la información financiera es más compleja, esto a que de acuerdo con el Código de Ética Profesional del IMCP (2022), en el principio de confidencialidad se establece que la información no se debe revelar a terceros sin la autorización apropiada y específica, lo cual tiene un conflicto con la divulgación de los

estados financieros de las empresas de la BMV, sin embargo, el mismo principio establece que la divulgación es aceptable siempre y cuando exista un derecho u obligación legal o profesional de hacerlo, la obligación de divulgar la información financiera se encuentra en los requisitos mínimos para que una empresa pueda ser listada en la BMV, de acuerdo con la BMV (2024), las empresas listadas deben publicar su información, además el Código de Ética Profesional de la Comunidad Bursátil Mexicana, establece en su numeral cinco que la información publicada es de dominio público.

La ética empresarial y la ética profesional hacen referencia a sujetos distintos, la empresarial hace referencia al comportamiento de las entidades, mientras que la profesional hace referencia al comportamiento del individuo en su ejercicio profesional, sin embargo, ambas están vinculadas, finalmente el individuo participa en las empresas.

Torres (2016), señala que la falta de ética empresarial es la causante de múltiples casos de robo y fraude empresarial. La cuestión es que grandes empresas como Enron, Wirecard, Worldcom, entre otras, no carecían de códigos de ética. Gómez-Alatorre (2020), señala que más del 65% de las empresas grandes en México cuenta con códigos de ética, políticas de denuncia y políticas de cumplimiento.

En este sentido es importante recordar que los fraudes se han debido a otra condición, más allá del cumplimiento de un código de ética o de apearse a los valores, como menciona De la Fuente (2012), el fraude en las empresas surge por la oportunidad, si existe la oportunidad de cometerlo el fraude se llevará a cabo, por tal motivo Rivero (2023), menciona que para hacer frente al fraude las empresas deberán invertir en su

prevención además de establecer controles internos, claro está que siempre habrá una posibilidad de cometer fraude.

## **1.4 Aplicación del modelo M-Score de Beneish**

### **1.4.1 Características del modelo M-Score**

El modelo M-Score fue desarrollado en el año de 1997 por el catedrático de la Universidad de Pensilvania, el PhD Messod D. Beneish, fue publicado por primera vez en el mismo año en la revista académica *Journal of Accounting and Public Policy* en el artículo “Detecting GAAP Violation: Implications for Assessing Earnings Management Among Firms with Extreme Financial Performance” (Beneish, 1997). Para el año 1999 se publicaría un artículo con el nombre “The Detection of Earnings Manipulation” el cual se focalizaba en probar la capacidad predictiva del modelo (Beneish, 1999).

En un primer momento el modelo no tuvo mucha relevancia, pero hacia el año 2001 cobró gran popularidad debido a la quiebra del gigante energético Enron. Esta popularidad se debía a que en el año 1998 un grupo de estudiantes pertenecientes al *Master of Business Administration* de la Universidad Cornell, aplicaron el M-Score a los estados financieros de la mítica empresa Enron, en sus resultados obtuvieron que la empresa tenía indicios de manipulación probable, sin embargo, su investigación no fue relevante hasta que se hicieron públicos los escándalos por el uso de prácticas irregulares de contabilidad en dicha empresa (Value Signals, 2022).

De acuerdo con Balcázar (2023), el M-Score ha sido desarrollado basándose en principios de contabilidad forense, pero con la visión de detectar la manipulación de manera anticipada, así como lo hace la auditoría, cuyo objetivo de acuerdo con Mendoza

(2009), es detectar de forma oportuna las posibles omisiones (error humano) y distorsiones (fraude) que pudiera existir en la información financiera.

La aplicación del M-Score de Beneish (1999), en un primer momento consiste en la obtención ocho índices financieros (índice de días de venta en cuentas por cobrar, índice de margen bruto, índice de calidad de activos, índice de depreciación, índice de crecimiento en las ventas, índice de gastos de administración y comercialización, ajuste por devengo en relación con los activos totales e índice de endeudamiento), los cuales se determinan con la información presentada en los estados financieros de la empresa (estado de situación financiera, estado de resultados y estado de flujos de efectivo), por sí mismos cada indicador es capaz de ofrecer más información sobre el estado de la empresa, sin embargo, Beneish et al. (2013) señalan que por sí solo cada indicador no ofrece información específica para evaluar la probabilidad de manipulación financiero, esto solo lo pueden hacer en conjunto, por ello posteriormente dichos índices se ingresan a una ecuación lineal y el resultado es el indicador de la probabilidad de manipulación.

El *Manipulation Score* (M-Score), es un modelo estadístico que mediante la captura de las distorsiones en los estados financieros permite establecer una probabilidad de manipulación de la empresa y posteriormente clasificarla con base en dicha probabilidad, el M-Score clasifica en tres opciones, manipulación improbable, manipulación posible y manipulación improbable (Beneish, 1999).

De acuerdo con Bonavito (2023), contador especializado en contabilidad forense, el M-Score es una metodología que se basa en el supuesto de que las empresas que tienen un alto crecimiento de las ventas, un deterioro de los márgenes brutos, un aumento de los gastos operativos y un aumento del apalancamiento tienen incentivos

para manipular las ganancias. Es probable que manipulen las ganancias acelerando el reconocimiento de las ventas, aumentando las referencias de costos, aumentando las acumulaciones y reduciendo la depreciación.

#### **1.4.2 Indicadores financieros utilizados en el M-Score**

Como se ha mencionado anteriormente, el modelo desarrollado por Beneish (1999), utiliza ocho variables o indicadores financieros, los cuales se insertan en una ecuación, el resultado de un valor mayor indica una mayor probabilidad de manipulación de los resultados hacia arriba.

Derivado del compromiso que adquirió la Comisión de Bolsa y Valores de EE. UU. o *Securities and Exchange Commission* (SEC por sus siglas en inglés) en un esfuerzo por mejorar la investigación en materia de manipulación financiera (ver Levitt 1998), el estudio realizado por Beneish en 1999 fue llevado bajo supervisión de esta comisión, la SEC también proporcionó a Beneish acceso a la información financiera de la agencia para realizar dicha investigación.

La muestra estuvo compuesta por 2332 empresas no manipuladoras y 74 manipuladoras en el periodo 1982-1992, las empresas manipuladoras fueron aquellas que han tenido cargos por parte de la SEC o que fueron identificadas por los medios de comunicación con una situación de manipulación (Beneish, 1999).

El modelo de Beneish (1999) está compuesto por ocho índices financieros, que a partir de aquí se denominan variables, señalados a continuación:

Variable 1. DSRI: índice de días de venta en cuentas por cobrar

$$DSRI = \frac{Créditos\ por\ ventas_t / Ventas_t}{Créditos\ por\ ventas_{t-1} / Ventas_{t-1}}$$

Este índice refleja el crecimiento de las ventas a crédito del año actual con respecto al anterior. Un mayor DSRI indica una mayor probabilidad que los resultados estén sobreestimados.

Variable 2. GMI: índice de margen bruto

$$GMI = \frac{Margen\ bruto_t}{Margen\ bruto_{t-1}}$$

El índice refleja la relación del margen bruto del año actual con respecto al año anterior. El deterioro del margen bruto es un signo negativo del desempeño futuro de una empresa. De acuerdo con Terreno et al. (2020), es de esperar una relación positiva entre GMI y la probabilidad de manipulación de los resultados.

Variable 3. AQI: índice de calidad de activos

$$AQI = \frac{(1 - Propiedades, planta y equipo_t + Activo\ corriente_t) / Total\ de\ activos_t}{(1 - Propiedades, planta y equipo_{t-1} + Activo\ corriente_t) / Total\ de\ activos_{t-1}}$$

El índice de la calidad de activos relaciona la participación de los activos no corrientes distintos a propiedad planta y equipo del año actual con respecto al anterior. De acuerdo con Terreno et al. (2020), es de esperar una relación positiva entre el AQI y la probabilidad de manipulación de los resultados.

Variable 4. DEPI: índice de depreciación

$$DEPI = \frac{\text{Ratio de depreciación}_{t-1}}{\text{Ratio de depreciación}_t}$$

Siendo:

$$\text{Ratio de depreciación} = \frac{\text{Depreciación}}{\text{Depreciación} + \text{Propiedades, planta y equipo}}$$

Este índice relaciona la ratio de depreciación de propiedad, planta y equipo del año anterior en relación con el año actual. De acuerdo con Terreno et al. (2020), se espera una relación positiva entre DEPI y la probabilidad de manipulación.

Variable 5. SGI: índice de crecimiento de las ventas

$$SGI = \frac{\text{Ventas}_t}{\text{Ventas}_{t-1}}$$

Este índice indica el crecimiento de las ventas en relación con el año anterior. De acuerdo con Terreno et al. (2020), existe una relación positiva entre SGI y probabilidad de manipulación.

Variable 6. SGAI: índice de gastos de administración y comercialización

$$SGAI = \frac{\left(\frac{\text{Gastos de administración y comercialización}_t}{\text{Ventas}_t}\right)}{\left(\frac{\text{Gastos de administración y comercializaicón}_{t-1}}{\text{Ventas}_{t-1}}\right)}$$

Indica la variación de los gastos de administración y comercialización del año actual con respecto al año anterior, medido en término de las ventas. Beneish (1999)

sostiene que la relación entre el SGAI y la probabilidad de manipulación es positiva, pero de acuerdo con Terreno et al. (2020), en la estimación del modelo el coeficiente es negativo, si bien no significativo.

Variable 7. DEVE: ajuste por devengo en relación con los activos totales

$$DEVE = \frac{(\text{Resultado neto}_t - \text{Flujo de efectivo de las operaciones}_t)}{\text{Total del activo}_t}$$

Mide los ajustes por devengo en relación con el total de activo. De acuerdo con Terreno et al. (2020), indica el grado en que los directivos hacen un manejo discrecional de las alternativas contables para alterar los resultados. Mayores ajustes por devengo (menos efectivo) está asociado a una mayor probabilidad de manipulación.

Variable 8. LVGI: índice de endeudamiento

$$LVGI = \frac{\text{Leverage}_t}{\text{Levergae}_{t-1}}$$

Siendo:

$$\text{Leverage} = \frac{\text{Pasivo}_t}{\text{Total de activos}_t}$$

Este índice mide como evolucionó el pasivo en relación con el total de activos del año actual con respecto al año anterior. De acuerdo con Terreno et al. (2020), una ratio superior a 1 indica un crecimiento del endeudamiento, los directivos tienen un incentivo a disminuir el endeudamiento para no incumplir con los contratos de deuda o mostrar un menor riesgo de insolvencia.

La ecuación original de Beneish (1999), es construida a partir del siguiente modelo:

$$M_i = \beta' X_i + \varepsilon_i'$$

Donde:

M = es una variable dicotómica codificada como 1 para manipuladores y 0 en caso contrario.

X = es la matriz de variables explicativas.

$\varepsilon$  = es un vector de residuos.

La ecuación del M-Score de Beneish (1999), es la siguiente:

$$\begin{aligned} M - Score = & -4.4 + 0.920(DSRI) + 0.528(GMI) + 0.404(AQI) + 0.892(SGI) \\ & + 0.115(DEPI) - 0.172(SGAI) + 4.679(DEVE) - 0.327(LVGI) \end{aligned}$$

De acuerdo con Beneish (1999), los valores numéricos de la ecuación provienen de los resultados obtenidos por las estimaciones del *WESML Probit* (*Weighted Exogenous Sampling Likelihood*) y el *Unweighted Probit*, los datos utilizados para ambos modelos fueron recopilados del estudio llevado en el periodo de 1982-1992 con una muestra compuesta por 2332 empresas no manipuladoras y 74 manipuladoras. Los resultados del *WESML Probit* y *Unweighted Probit* que encontró Beneish (1999) en su estudio se muestran en la tabla 4.

Es posible replicar el trabajo de Beneish (1999), con el objetivo de determinar otros estimadores más apropiados a las empresas ubicadas en una determinada región, como

lo hizo Svabova et al. (2020) con el  $M\text{-Score}_{svk}$ , lo anterior será viable siempre y cuando se cuente con una muestra robusta e información disponible para aplicar el *WESML Probit* y el *Unweighted Probit*.

Tabla 4. WESML Probit and Unweighted Probit Estimations of the Model  
(t-statistics in parentheses except as noted)  
Estimation results

	Constant	DSRI	GMI	AQI	SGI	DEPI	SGAI	TATA	LVGI	Pseudo R <sup>2</sup>	X <sup>2</sup> -Statistic (p-Value)
Predicted sign		(+)	(+)	(+)	(+)	(+)	(+)	(+)	(+)		
WESML	-4.954	0.789	0.459	0.306	0.701	0.033	-0.006	3.937	-0.264	0.306	34.50
	(-11.80)	(6.40)	(3.02)	(2.82)	(3.43)	(0.15)	(-0.04)	(3.07)	-(0.83)		(0.00)
Unweighted probit	-4.840	0.920	0.528	0.404	0.892	0.115	-0.172	4.679	-0.327	0.371	129.20
	(-11.01)	(6.02)	(2.20)	(3.20)	(5.39)	(0.70)	(-0.71)	(3.73)	(-1.22)		(0.00)

Fuente: The Detection of Earnings Manipulation de Beneish (1999).

### **1.4.3 Criterios de decisión para evaluar la manipulación de los estados financieros.**

A partir de la ecuación del modelo M-Score de Beneish (1999), los resultados estipulan tres criterios de decisión:

- 1) Manipulación improbable, es cuando la probabilidad de manipulación es inferior al 1.32%, el criterio para determinarla es cuando los resultados de la fórmula nos emiten un valor igual o menor a -2.22, como se muestra a continuación:
  - Manipulación improbable, cuando el M-Score =  $< -2.22$
- 2) Manipulación posible, es cuando la probabilidad de manipulación se sitúa entre el 1.32% y el 3.8%, el criterio para determinarla es cuando los resultados de la fórmula nos emiten un valor entre -2.22 y -1.78, como se muestra a continuación:
  - Manipulación posible, cuando el M-Score = valor entre -2.22 y -1.78
- 3) Manipulación probable, es cuando la probabilidad de manipulación es superior al 3.8%, el criterio para determinarla es cuando los resultados de la fórmula nos emiten un valor igual o mayor a -1.78. Como se muestra a continuación:
  - Manipulación probable, cuando el M-Score =  $> -1.78$

### **1.4.4 Resultados en otras investigaciones**

En la revisión de la literatura no se encontró evidencia de una investigación que haya utilizado el modelo M-Score en empresas de México. En Latinoamérica se han

llevado investigaciones como la de Terreno et al. (2020) realizada en Argentina y la de Roque et al. (2022) realizada en Colombia, en ambos casos la muestra incluyó la información de grandes empresas, por lo que sus resultados son considerados como referencia en esta investigación.

La investigación de Terreno et al. (2020), aplicó el modelo M-Score a empresas que presentan sus estados financieros ante la Comisión Nacional de Valores (CNV) sus resultados muestran que el 46.76% de empresas afiliadas son potenciales manipuladores; el 33.33% de las empresas catalogadas como PYMES son manipuladoras; y el 13.33% de empresas que cotizan sus acciones son manipuladoras. La muestra está compuesta por 45 empresas de actividad no financiera, dividida en tres grupos de 15 empresas: a) empresas que cotizan sus acciones; b) filiales de empresas que cotizan sus acciones; c) empresas clasificadas como Pymes. Se utilizan los estados financieros publicados ante la Comisión Nacional de Valores de Argentina con fecha de cierre en el año 2019.

La investigación de Roque et al. (2022), aplicó el modelo M-Score a una muestra de 274 empresas grandes ubicadas en Colombia en el periodo 2016-2020. Los resultados revelan que, en el año 2016, 2017, 2018, 2019 y 2020 el 74%, 52%, 47%, 50% y 33% de las empresas de la muestra fueron clasificadas como manipuladoras, respectivamente.

En otras latitudes, el modelo ha sido utilizado con empresas de Eslovaquia en la investigación de Durana et al. (2022), sin embargo, en este trabajo la muestra estuvo limitada a micro y pequeñas empresas por lo que sus resultados, aunque comparables no se consideran como referencia para esta investigación. La investigación de Durana et

al. (2022) se aplicó el modelo M-Score a una muestra de 46 empresas en el periodo 2016 - 2018 de los sectores de agricultura, pesca y silvicultura con información obtenida de la base de datos financiera *Amadeus* que elabora la editorial *Bureau van Dijk*. Los resultados muestran que, en los años 2016, 2017 y 2018 el 91%, 72% y 91% de las empresas de la muestra manipularon probablemente sus estados financieros, respectivamente. En promedio el 85% de las empresas han tratado de manipular su información financiera.

En este sentido, la firma de investigación contable especializada en detectar anomalías financieras GMT Research (2016), aplicó el modelo M-Score a una muestra de 3600 empresas ubicadas en Asia y que tienen una capitalización de mercado superior a un billón de dólares, en el periodo 2010 - 2015 siendo esta una de las investigaciones más robustas, por lo cual es muy pertinente para este trabajo de investigación.

De acuerdo con GMT Research (2016), los resultados muestran que la gestión de resultados se ha generalizado a lo largo de Asia, el 67% de las empresas fueron clasificadas como "no manipuladoras", el 16% de las empresas se ubicaron en "manipulación posible" y el 17% de las empresas se clasificaron como "manipuladoras".

De manera general GMT Research (2016), señala que en promedio el 70% de las empresas en Asia no realiza prácticas de manipulación financiera. Así mismo el estudio revela que el 89% de las empresas que manipulan su información se encuentran ubicadas específicamente en Hong Kong y China (GMT Research, 2016).

Cabe señalar que GMT Research ha desarrollado sus propias metodologías para la detección de manipulación financiera y además dicha firma está regulada por la Comisión de Valores y Futuros de Hong Kong (GMT Research, 2016).

Finalmente, dichas investigaciones apoyan a la confiabilidad del modelo M-Score.

## **1.5 Auditores externos**

### **1.5.1 Responsabilidades del auditor externo con base a Normas Internacionales de Auditoría (NIA)**

De acuerdo con Toro et al. (2021), *“la auditoría es un proceso sistemático, que permite mediante la recolección de evidencias, determinar la confiabilidad y calidad de la ejecución de las actividades realizadas, en congruencia a los criterios de auditoría, requisitos, políticas y procedimientos establecidos en la empresa para la toma de decisiones”* (p. 268).

La auditoría puede ser interna o externa a la organización, en este sentido Grimaldo (2014), señala que la auditoría externa *“es desarrollada por personal que depende de la empresa, se realiza al servicio de la alta dirección, como mecanismo de control que brinda un dictamen interno sobre las actividades de toda la empresa, que permite ver que las políticas y procedimientos establecidos al interior sean aplicados de forma correcta a todas las áreas”* (p.12)

Por otro lado la auditoría externa, es aquella que realiza personal externo a la empresa, por lo que dicho personal es totalmente independiente y libre de cualquier influencia por parte de los miembros de la empresa, la labor del auditor externo es examinar y evaluar las operaciones la empresa auditada, para emitir una opinión veraz y técnica sobre la información financiera de la entidad, la auditoría externa genera mayor confiabilidad a terceros sobre la información emitida por la entidad (Grimaldo, 2014).

Para esta investigación es especialmente relevante la auditoría externa, esto en función de que una de las obligaciones de las empresas bursátiles es dictaminar sus estados financieros con un auditor externo independiente el cual es designado por la propia entidad (Ley del Mercado de Valores, Art. 85, 24 de enero de 2024. P. 48).

Una de las funciones esenciales de los auditores externos es brindar certidumbre sobre la información contenida en los estados financieros al hacer la dictaminación de estos, pero también es fundamental que detecten de manera oportuna distorsiones en la información financiera, la Junta Internacional de Normas de Auditoría y Aseguramiento (IAASB por sus siglas en inglés) emite periódicamente las Normas Internacionales de Auditoría (NIA) en las cuales se establecen las reglas y criterios sobre el objetivo y principios generales que rigen la auditoría de estados financieros.

El Código de Ética Profesional del IMCP y el Código de Ética Profesional de la Comunidad Bursátil emitido por la BMV, exigen al contador público que realiza auditoría independiente apearse a las normativas y legislación vigente, en este sentido el auditor debe apearse a las Normas Internacionales de Auditoría (NIA) que proporcionan un marco esencial que regula la auditoría de estados financieros.

De acuerdo con Villacorta (2014), la NIA 240 establece que los principales responsables de la prevención y detección del fraude es la dirección y el gobierno corporativo de la empresa. Así mismo, deben reducir las oportunidades de que éste se produzca, disuadir a las personas de cometer fraude y en caso de detectarlo sancionar a las personas involucradas. Esto implica el compromiso de crear una cultura de honestidad y comportamiento ético.

Por otro lado, Villacorta (2014), menciona que de acuerdo con la NIA 200 la principal responsabilidad del auditor es obtener una seguridad razonable de que los estados financieros considerados en su conjunto están libres de incorrecciones materiales debidas al fraude o error.

Además, la NIA 240 establece que el auditor es responsable de mantener una actitud de “escepticismo profesional” durante toda la auditoría, teniendo en cuenta la posibilidad de que la dirección eluda los controles y reconociendo el hecho de que los procedimientos de auditoría que son eficaces para la detección de errores pueden no serlo para la detección de fraude (Villacorta, 2014).

En la NIA 240 también se establece la responsabilidad del auditor en relación con el fraude de una auditoría de estados financieros, en dicha norma se contempla que cuando sea detectado un fraude el auditor debe comunicarlo inmediatamente al nivel directivo apropiado, y en caso de que el personal administrativo se encuentre comprometido en el fraude, debe notificarse al gobierno corporativo (IAASB, 2017).

De acuerdo con la NIA 240 la función del auditor es determinar si realmente sucedió o no el fraude, y la de revelar cuál es el impacto de este en las cifras de los estados financieros. La responsabilidad con mayor peso del auditor externo es la de obtener una seguridad razonable de que, los estados financieros no presentan error material, independientemente de que esta sea por motivos de fraude o error. Adicionalmente, también tiene la responsabilidad de asumir la propiedad de su trabajo y proporcionar una seguridad razonable de que no existe fraude o error involucrado.

Al momento de identificar error o fraude, el auditor debe tener la capacidad de dudar sobre la posibilidad de que un conocimiento sea veraz y de la verdad objetiva,

dándole paso a lo que se conoce como el escepticismo profesional, parte integral del auditor para poder señalar cualquier error material en los estados financieros, su capacidad para reconocer la posibilidad general de que pueda ocurrir una representación errónea de importancia relativa debido a fraude o error, independientemente de la experiencia previa del auditor sobre la integridad y honestidad del cliente (NIA 240)

En ciertas ocasiones el auditor puede verse presionado o incentivado por la dirección de la empresa para modificar la opinión sobre los estados financieros, de acuerdo con las NIA y los códigos de ética del IMCP y la BMV el auditor externo debe terminar la relación de trabajo con la empresa, sin embargo, esto no siempre sucede.

En el supuesto de aceptar realizar la modificación de la opinión, las implicaciones son que en el mediano plazo la empresa podría verse en vuelta en una crisis económica y en situación extrema cesar operaciones como en el caso de Enron (2001), las implicaciones del auditor están en función de lo que suceda con la empresa, en el caso de Enron, donde la empresa pasa por un escándalo mediático y termina en bancarrota, su auditor externo Arthur Andersen se vio obligado a cesar operaciones debido a la disminución de clientes por pérdida de confianza, aunque claro todo depende de la magnitud del escándalo y las repercusiones económica que pudiera conllevar el fraude cometido por la empresa, Deloitte continua operando en México a pesar de las sanciones impuestas por la BMV en el año 2016 y a pesar de como menciona Del Campo y Suárez (2023), de la pérdida de confianza en dicho auditor por la quiebra Crédito Real y posterior rompimiento de relaciones por parte de la entidad.

### **1.5.2 Requisitos del auditor externo con base a la Ley del Mercado de Valores**

El título XII de la Ley del Mercado de Valores establece ciertos requisitos que debe cumplir el auditor externo que suscriban el dictamen a los estados financieros, de acuerdo con esta Ley (Ley del Mercado de Valores, Art. 343, 24 de enero de 2024.):

Los auditores externos que suscriban el dictamen a los estados financieros en representación de las personas morales que proporcionen los servicios de auditoría externa, deberán contar con honorabilidad; reunir los requisitos personales y profesionales que establezca la Comisión mediante disposiciones de carácter general, y ser socios de una persona moral que preste servicios profesionales de auditoría de estados financieros, y que cumpla con los requisitos de control de calidad que al efecto establezca la propia Comisión en las citadas disposiciones. Adicionalmente, los citados auditores externos, la persona moral de la cual sean socios y los socios o personas que formen parte del equipo de auditoría, no deberán ubicarse en ninguno de los supuestos de falta de independencia que al efecto establezca la Comisión, mediante disposiciones de carácter general, en las que se consideren, entre otros aspectos, vínculos financieros o de dependencia económica, prestación de servicios adicionales al de auditoría y plazos máximos durante los cuales los auditores externos puedan prestar los servicios de auditoría externa a las personas morales que soliciten la inscripción de valores en el Registro, las emisoras, emisoras simplificadas, casas de bolsa, bolsas de valores, instituciones para el depósito de valores y contrapartes centrales de valores (p. 167).

De este artículo se pueden destacar algunos puntos, como el requisito de que el auditor externo debe ser una persona moral, y que además no debe tener algún conflicto de interés con su cliente, además de la limitación de plazos máximos la cual determina que una empresa no puede ser auditada por el mismo auditor por más de un cierto periodo de tiempo.

El artículo 345 (Ley del Mercado de Valores, Art. 345, 24 de enero de 2024. P.168), también establece que el auditor externo está obligado a conservar la información, documentación y demás elementos relevantes por un plazo de al menos cinco años. Este mismo artículo establece que sí durante el proceso de auditoría se detectan irregularidades en la información financiera que afecte el desempeño de la entidad, el auditor externo debe presentar un informe detallado de la situación a la comisión de auditoría de la entidad bursátil o órgano de vigilancia de la entidad bursátil, y en todo caso a la CNBV.

Anteriormente se ha mencionado que tanto la BMV como el Código de Ética Profesional de la Comunidad Bursátil Mexicana establecen que la información financiera de las empresas bursátiles es de dominio público, pero además el artículo 346 establece que referente a los dictámenes de auditoría externa (Ley del Mercado de Valores, Art. 346, 24 de enero de 2024. P.168), “que se entreguen a las emisoras para los efectos de... cumplimiento de las obligaciones de entrega y difusión de información que a dichas emisoras les impone esta Ley, constituirán información divulgada al público directamente por dichas personas, con independencia de que la propia emisora sea quien realice”, por lo que los auditores externos también están obligados a divulgar por ellos mismos los dictámenes de auditoría externa.

El artículo 347 hace referencia a las responsabilidades del auditor externo, en este sentido, el auditor externo debe responder por los daños y perjuicios ocasionados a sus clientes, cuando: “Por negligencia inexcusable, el dictamen u opinión que proporcionen contenga vicios u omisiones que debido a su profesión u oficio debieran formar parte del análisis, evaluación o estudio que dio origen al dictamen u opinión” (Ley del Mercado de Valores, Art. 347, Fracción I. 24 de enero de 2024. P.169), además la Fracción II del mismo artículo establece el auditor externo también debe responder a su cliente cuando intencionalmente, en el dictamen u opinión:

1. Omitan información relevante de la que tengan conocimiento, cuando deba contenerse en su dictamen u opinión.
2. Incorporen información falsa o que induzca a error, o bien, adecuen el resultado con el fin de aparentar una situación distinta de la que corresponda a la realidad.
3. Recomienden la celebración de alguna operación, optando dentro de las alternativas, en su caso existentes, por aquella que, a sabiendas, habrá de generar efectos patrimoniales notoriamente perjudiciales para la sociedad o para un determinado grupo de socios o tenedores de valores.
4. Sugieran, acepten, propicien o propongan que una determinada transacción se registre en contravención de los principios de contabilidad emitidos o reconocidos por la Comisión.

El artículo 347 (Ley del Mercado de Valores. Art. 347. 24 de enero de 2024. p.169) contempla que el auditor externo está incurriendo en un delito, sin embargo, debe contemplarse la situación contraria, de que quien comete el delito es el cliente del auditor externo, por ello, el artículo 348 (Ley del Mercado de Valores. Art. 348. 24 de enero de

2024. p.169) establece que el auditor externo no incurre en la responsabilidad por los daños o perjuicios que ocasionen, derivados de las opiniones que emita, cuando actuando de buena fe y sin dolo, se actualice cualquiera de las excluyentes de responsabilidad siguientes:

- Rindan su dictamen u opinión con base en información proporcionada por la persona a la que otorguen sus servicios.
- Rindan su dictamen u opinión apegándose a los procedimientos y, en su caso, metodologías, con que cuenten para realizar el análisis, evaluación o estudio que corresponda a su profesión u oficio.

Con base a esta Ley, queda claro, que la omisión de procedimientos de auditoría y/o la modificación de la opinión emitida por el auditor externo sobre los estados financieros de empresas que participan en el mercado bursátil mexicano, es decir, en la BMV, está tipificada como un delito.

## Capítulo II Método

### 2.1 Enfoque de la investigación

Para este proyecto de investigación se utiliza el enfoque cuantitativo, lo anterior tomando como consideración el tipo de variables e indicadores que se utilizarán, particularmente el M-Score junto con los indicadores (razones) financieros expresados en números que se utilizan para el cálculo del primero. El enfoque cuantitativo mediante el análisis estadístico permitirá identificar y comprender de mejor manera las frecuencias y patrones entre los indicadores. Así mismo el enfoque cuantitativo brinda la posibilidad de realizar una generalización de los resultados obtenidos y de realizar comparaciones con investigaciones pasadas y futuras que hayan utilizado los mismos indicadores.

### 2.2 Alcance de la investigación

Para esta investigación se contemplan dos alcances, un alcance inicial y un alcance final. El alcance inicial es exploratorio debido a que es la primera ocasión en que se aplicará el modelo M-Score en empresas listadas en la BMV, en la revisión de la literatura no se encontró información sobre la aplicación del modelo en empresas mexicanas o empresas que realicen operaciones en México, por esta razón no se cuenta con datos o estudios previos que proporcionen un indicador de manipulación financiera de las empresas de la BMV los cuales pudieran servir como parámetro de comparación con los resultados de esta investigación.

Así mismo, en esta investigación se añade la identificación y asociación de las compañías de servicios profesionales (auditores externos) que dictaminan los estados

financieros de las empresas a las cuales se aplica el M-Score, la revisión de la literatura no mostró información referente a este objetivo.

Para el alcance final se considera un alcance descriptivo debido a que con base en las investigaciones de Beneish (1999), GMT Research (2016), Terreno et al. (2020) y Roque et al. (2022), además de la propia investigación es posible describir los resultados obtenidos del M-Score, así como las posibles acciones de manipulación financiera llevadas a cabo por las empresas de la BMV.

Es importante señalar que la investigación busca describir resultados de la aplicación del modelo a empresas listadas en la BMV y las posibles prácticas de manipulación utilizadas, más no busca verificar la capacidad predictiva del modelo.

### **2.3 Hipótesis**

Para esta investigación no es posible formular una hipótesis formal ya que al ser la primera aplicación del modelo M-Score en México y al tener un alcance inicial exploratorio no existen datos concretos que permitan formular dicha hipótesis.

Sin embargo, sí es posible formular hipótesis de trabajo las cuales sirven de guía para la investigación, en un primer momento tomando en consideración el volumen de ingresos de las empresas bursátiles, el número de empleados, encontrarse bajo revisión constante de entidades reguladoras como la Comisión Nacional Bancaria de Valores (CNBV), Secretaría de Hacienda y Crédito Público (SHCP), Servicio de Administración Tributaria (SAT), entre otras, estar obligados a presentar su información financiera periódicamente, se esperaría que no exista manipulación en sus estados financieros, sin embargo, las investigaciones de Terreno et al. (2020) y GMT Research (2016) realizadas con empresas bursátiles en Argentina y Asia respectivamente han demostrado que un

porcentaje de dichas empresas si realizan manipulación de su información financiera, por ello y tomando como base los criterios de decisión del M-Score las hipótesis de trabajo  $H_1$ ,  $H_2$ , y  $H_3$  quedan de la siguiente manera:

$H_1$ : El M-Score de las empresas del sector no financiero listadas en la BMV es inferior a -2.22.

$H_2$ : El M-Score de las empresas del sector no financiero listadas en la BMV se sitúa entre -2.22 y -1.78.

$H_3$ : El M-Score de las empresas del sector no financiero listadas en la BMV es superior a -1.78.

## **2.4 Diseño de la investigación**

Para esta investigación se hace uso de un diseño no experimental longitudinal (Hernández-Sampieri y Mendoza, 2018). Los datos necesarios son recabados directamente de los estados financieros básicos contenidos en los anexos de los reportes anuales que proporcionan las empresas listadas en la BMV que se encuentran disponibles en la sección de "Información para inversionistas" de su página de internet, así mismo se contempla recabar los datos de los periodos 2019, 2020, 2021 y 2022, con esta información es posible determinar tanto las razones o indicadores financieros, así como el propio M-Score para los periodos de 2020, 2021 y 2022 permitiendo visualizar una evolución de las empresas y sus indicadores.

## **2.5 Unidad de muestreo y/o análisis**

Para esta investigación la unidad de muestreo son aquellas empresas que cotizan sus acciones en la Bolsa Mexicana de Valores y que además cuenten con las siguientes características:

- Cotizar sus acciones en la BMV por lo menos del año 2019 a la fecha.
- Ser empresas del sector no financiero.
- Que cuenten con el dictamen emitido por auditor externo de sus estados financieros por los años 2019, 2020, 2021 y 2022 según corresponda.
- Los estados financieros de los cuatro años deben encontrarse expresados en unidades comparables (misma moneda).

La unidad de análisis son los estados financieros dictaminados por el auditor externo que son presentados por cada empresa anualmente a la Bolsa Mexicana de Valores.

## **2.6 Población**

Para este trabajo de investigación se encontró que únicamente 116 empresas de un total de 139 empresas listadas en la BMV pertenecen al sector de no financieras, por tal motivo la población consiste en 116 empresas.

## **2.7 Muestra**

Mediante la muestra el investigador es capaz de reducir el número de sujetos de estudio en una investigación, como indica Hernández-Sampieri y Mendoza (2018), con el objetivo reducir el número de recursos utilizados, así como de tiempo empleado para llevar a cabo la misma. La muestra debe ser representativa de la población de estudio y

para ello se debe considerar la selección probabilística, así como el cálculo de la cantidad de participantes (García-García et al., 2013).

Para el caso de esta investigación se realizó un muestreo no probabilístico deliberado con un nivel de 95% de confiabilidad con un margen de error del 6% dando como resultado una muestra de 83 empresas.

## **2.8 Instrumento de recolección de los datos**

El reporte o informe anual es un documento corporativo el cual es presentado por las empresas que cotizan sus acciones en la BMV, dicho documento tiene la función de transmitir a los inversionistas de forma clara y eficiente los datos más relevantes de la empresa durante el año.

Por lo anterior, la recolección de datos se realiza a partir de los reportes anuales de las empresas estudiadas, específicamente se utilizarán los estados financieros básicos dictaminados por el auditor externo mismos que se encuentran en los anexos de los reportes anuales, específicamente se utilizarán los estados financieros de balance general o estado de situación financiera, estado de resultados y estado de flujos de efectivo.

Cabe mencionar que los reportes anuales se encuentran disponibles para su consulta y descarga en formato PDF en los sitios web de cada empresa listada en la BMV, para ello se debe visitar la sección de “Inversionistas” y posteriormente “Reportes financieros”, algunas empresas cuentan con sitios web dedicados exclusivamente a inversionistas. Dichos reportes también se encuentran disponibles en el sitio web de la BMV, así como los despachos que los auditan, pero en un formato denominado XBRL,

que únicamente se puede consultar en el explorador web, por tal motivo se opta por recopilar la información en formato PDF y directamente de los sitios de las empresas.

## 2.9 Análisis de los datos

Para el análisis de los datos de esta investigación se hace uso del software estadístico SPSS, dicho software se encuentra disponible para uso en el “Laboratorio de observación de la PyME” y en el “Laboratorio de métodos cuantitativos” que se encuentran en el Campus Celaya – Salvatierra de la Universidad de Guanajuato. En un primer momento se han determinarán los estadísticos descriptivos como media, desviación estándar, mínimo y máximo y de los resultados.

Con la finalidad de aplicar las pruebas estadísticas adecuadas, en un segundo momento se realiza la prueba Kolmogorov-Smirnov (KS) para conocer la normalidad de los datos.

## 2.10 Modelo M-Score de Beneish

Para este trabajo de investigación se utilizan la ecuación y sus estimadores con los ocho índices financieros propuestos por Beneish (1999), tomando como constantes los estimadores.

La ecuación del M-Score de Beneish (1999), es la siguiente:

$$M - Score = -4.4 + 0.920(DSRI) + 0.528(GMI) + 0.404(AQI) + 0.892(SGI) \\ + 0.115(DEPI) - 0.172(SGAI) + 4.679(DEVE) - 0.327(LVGI)$$

El modelo de Beneish (1999) está compuesto por ocho índices financieros, que a partir de aquí se denominan variables, señalados a continuación:

Variable 1. DSRI: índice de días de venta en cuentas por cobrar

$$DSRI = \frac{Créditos\ por\ ventas_t / Ventas_t}{Créditos\ por\ ventas_{t-1} / Ventas_{t-1}}$$

Variable 2. GMI: índice de margen bruto

$$GMI = \frac{Margen\ bruto_t}{Margen\ bruto_{t-1}}$$

Variable 3. AQI: índice de calidad de activos

$$AQI = \frac{(1 - Propiedades, planta y equipo_t + Activo\ corriente_t) / Total\ de\ activos_t}{(1 - Propiedades, planta y equipo_{t-1} + Activo\ corriente_{t-1}) / Total\ de\ activos_{t-1}}$$

Variable 4. DEPI: índice de depreciación

$$DEPI = \frac{Ratio\ de\ depreciación_{t-1}}{Ratio\ de\ depreciación_t}$$

Siendo:

$$Ratio\ de\ depreciación = \frac{Depreciación}{Depreciación + Propiedades, planta y equipo}$$

Variable 5. SGI: índice de crecimiento de las ventas

$$SGI = \frac{Ventas_t}{Ventas_{t-1}}$$

Variable 6. SGAI: índice de gastos de administración y comercialización

$$SGAI = \frac{\left(\frac{\text{Gastos de administración y comercialización}_t}{\text{Ventas}_t}\right)}{\left(\frac{\text{Gastos de administración y comercialización}_{t-1}}{\text{Ventas}_{t-1}}\right)}$$

Variable 7. DEVE: ajuste por devengo en relación con los activos totales

$$DEVE = \frac{(\text{Resultado neto}_t - \text{Flujo de efectivo de las operaciones}_t)}{\text{Total del activo}_t}$$

Variable 8. LVGI: índice de endeudamiento

$$LVGI = \frac{\text{Leverage}_t}{\text{Levergae}_{t-1}}$$

Siendo:

$$\text{Leverage} = \frac{\text{Pasivo}_t}{\text{Total de activos}_t}$$

## Capítulo III Resultados

Con la finalidad de contextualizar de mejor manera la muestra se recabaron datos adicionales de las empresas, como son la ubicación de las oficinas corporativas, la fecha de constitución de la empresa, el género del director general, director de finanzas y administración y del socio de auditoría, los resultados de estos datos se describen a continuación.

En la Tabla 5 se muestra la distribución con base a la ubicación de las oficinas corporativas de las empresas estudiadas, en este caso, la Ciudad de México (CDMX) concentra el 60.24% de las empresas estudiadas de la BMV, seguido por Nuevo León y el Estado de México con un 16.87% y un 6.02% respectivamente. Es importante señalar a los estados de Baja California, Guanajuato, Quintana Roo y Sinaloa, ya que en cada uno al menos una empresa ha ubicado sus oficinas corporativas. Así mismo hay dos empresas las cuales ubican sus oficinas corporativas fuera del territorio nacional, una de ellas es Sempra Energy dedicada al sector energético, ubica sus oficinas en San Diego, California, Estados Unidos de América, por otro lado, se encuentra Tenaris S.A. dedicada a la fabricación de tubos de acero utilizados en la industria energética, ubica sus oficinas en Luxemburgo.

Tabla 5. Distribución de las empresas con base a la ubicación de sus oficinas corporativas

<b>Estado</b>	<b>Porcentaje</b>
CDMX	60.24%
Nuevo León	16.87%
Estado de México	6.02%
Chihuahua	4.82%
Jalisco	4.82%
Extranjero	2.40%
Baja California	1.20%
Guanajuato	1.20%
Quintana Roo	1.20%
Sinaloa	1.20%
<b>Total</b>	<b>100%</b>

Fuente: Elaboración propia, con base en los resultados obtenidos en la investigación.

En la tabla 6 se muestra la distribución de las empresas con base al sector que pertenecen, en este caso el sector industrial es aquel que concentra la mayor cantidad de las empresas estudiadas con un 34.94% seguido del sector de materiales y el sector de productos de consumo no básico, con 19.28% y 16.87% respectivamente. Así mismo, es importante recordar que el sector financiero no fue considerado en este estudio y por tal motivo no se integra en los resultados.

Tabla 6. Distribución de las empresas con base al sector

<b>Sector</b>	<b>Porcentaje</b>
Industrial	34.94%
Materiales	19.28%
Productos de consumo frecuente	16.87%
Servicios y bienes de consumo no básico	13.25%
Servicios de telecomunicaciones	8.43%
Salud	4.82%
Energía	2.41%
<b>Total</b>	<b>100%</b>

Fuente: Elaboración propia, con base en los resultados obtenidos en la investigación.

En las empresas corporativas existen tres figuras clave, el director general, el director de finanzas y administración, y el director jurídico. Para esta investigación se tomó en consideración el género de los dos primeros y en sustitución del director jurídico se consideró el género del socio de auditoría por la importancia que tiene el auditor en la dictaminación de los estados financieros y con base en los objetivos de esta investigación.

De manera general con base a los resultados encontrados se observa que el género masculino mantiene predominancia en los puestos clave de las empresas corporativas.

En la figura 1 se observa que de las empresas estudiadas el 100% de los directores generales son hombres, este resultado indica que de las empresas de la muestra en ningún caso una mujer está al frente de la dirección general.

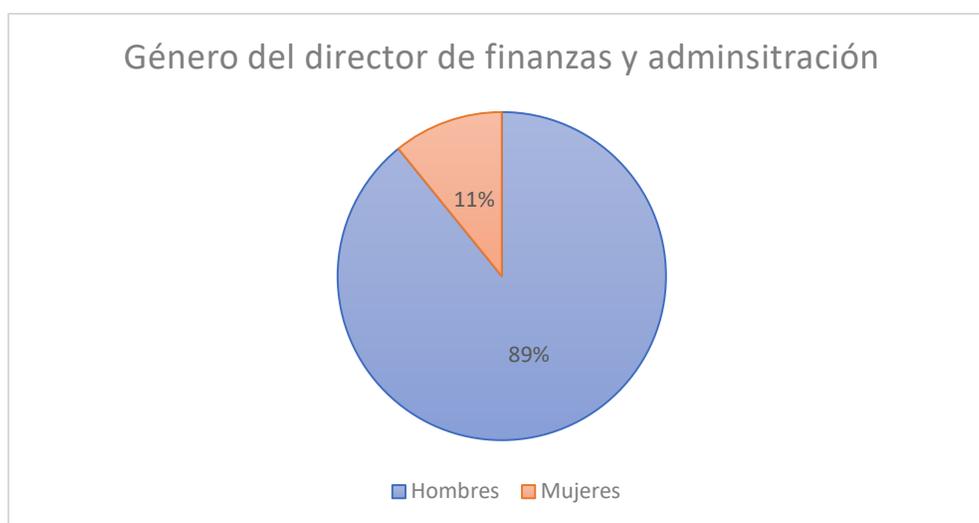
Figura 1. Género del director de general



Fuente: Elaboración propia, con base en los resultados obtenidos en la investigación.

En la figura 2 se muestra la proporción de mujeres y hombres que ocupan el cargo de director de finanzas y administración, el género femenino se ve ligeramente favorecido representando el 10.84% de los directores de finanzas y administración en comparación con el porcentaje nulo de mujeres que ocupan la dirección general, sin embargo, el porcentaje sigue estando lejos de acercarse al porcentaje de los hombres que equivale casi al 90%.

Figura 2. Género del director de finanzas y administración



Fuente: Elaboración propia, con base en los resultados obtenidos en la investigación.

En cuanto a los socios de auditoría, quienes son los representantes de las firmas de servicios profesionales o auditores externos también existe un rezago considerable en materia de género, siendo un rezago superior al observado en la dirección de finanzas y administración, ya que como se muestra en la figura 3 el 93.98% son hombres y únicamente el 6.02% son mujeres.

Figura 3. Género del socio de auditoría



Fuente: Elaboración propia, con base en los resultados obtenidos en la investigación.

A continuación, se describen los resultados obtenidos a partir del cálculo del modelo M-Score, así como del análisis de estadísticos descriptivos del M-Score y los auditores externos. Se encontró que los datos no tienen una distribución normal, lo anterior con base en que P-valor (0.000) es menor que a  $\alpha$  (0.05), por lo tanto, los datos difieren de una distribución normal, el resultado de P-valor se obtuvo mediante la aplicación de la prueba Komogórov-Smirnov (KS).

En la tabla 7 se muestran los resultados de la probabilidad de manipulación para los años 2020, 2021 y 2022, en dicha tabla se pueden observar cambios significativos sobre el año de 2021, importante recordar que durante el año 2021 se acentuaron los estragos económicos por la pandemia de COVID-19, en este sentido el aumento de empresas con probabilidad de manipulación coincidió con la crisis sanitaria. Para el año 2020 el 63.86% de las empresas estudiadas obtuvieron un resultado de manipulación

improbable, sin embargo, para el 2021 ese resultado disminuyó hasta el 27.71%, para 2022 se aprecia, aunque pequeña, una recuperación del 7.23%.

Atendiendo a los resultados de la manipulación probable se observan cambios inversos, pero consistentes con los resultados de la manipulación improbable. Para el año 2020 solo el 18.07% de las empresas estudiadas presentaron una manipulación probable, para el 2021 el porcentaje aumento un 16.87% y aunque en 2022 se da una baja del 7.23% aún sigue lejos de regresar a los niveles de prepandemia.

Los resultados de la manipulación posible son también interesantes ya que del 2020 al 2021 el porcentaje de empresas aumento a más del doble pasando de un 18.07% a un 37.35%, sin embargo, hay que señalar que para 2022 no se dio recuperación positiva, ya que se mantuvo el porcentaje de empresas con este resultado.

Tabla 7. M-Score para los años 2020, 2021 y 2022

<b>Probabilidad de manipulación</b>	<b>M-Score (2020)</b>	<b>M-Score (2021)</b>	<b>M-Score (2022)</b>
Improbable	63.86%	27.71%	34.94%
Posible	18.07%	37.35%	37.35%
Probable	18.07%	34.94%	27.71%

Fuente: Elaboración propia, con base en los resultados obtenidos en la investigación.

A continuación se mostrarán los resultados referentes a los auditores externos, por lo que en este punto es importante recordar que como se menciona en la revisión de la literatura, la Junta Internacional de Normas de Auditoría y Aseguramiento (IAASB) a través de la Norma Internacional de Auditoría [NIA], 200 de 2024, (Internacional) establece que la principal responsabilidad del auditor es obtener una seguridad razonable de que los estados financieros considerados en su conjunto están libres de

incorrecciones materiales debidas al fraude o error, es decir el auditor no elabora los estados financieros, si no que verifica la calidad y veracidad de los mismos, para emitir una opinión de los mismos ya sea en sentido positivo o negativo.

Así mismo, en ocasiones el auditor puede verse presionado o incentivado por la directiva de las empresas para modificar la opinión de los estados financieros, por lo que, al ceder, el auditor se convierte en un cómplice de la ocultación de la posible o probable manipulación financiera, siendo un cómplice del delito, sí es que la legislación vigente así lo considera.

También es importante mencionar que la revelación de los auditores externos de las empresas listadas en la BMV en este trabajo de investigación, en ningún momento viola la confidencialidad de los datos, puesto que la Ley del Mercado de Valores, Art. 346, 24 de enero de 2024 (México) establece que los dictámenes de auditoría, así como opiniones expresadas por el auditor externo se consideran información divulgada al público en general, ya sea divulgada por la empresa, la BMV o el propio auditor externo.

En la tabla 8 se muestran los auditores externos que dictaminaron los estados financieros de las empresas estudiadas en los años de 2019 a 2022, durante este periodo únicamente en el año 2022 se agregó un nuevo auditor a la lista el cual es RSM México Bogarín, S.C., el resto de los auditores externos auditaron al menos a una empresa en cada año del periodo.

Los auditores externos con mayor número de clientes son Galaz, Yamazaky, Ruíz Urquiza, S.C. (Deloitte), Mancera, S.C. (Ernst & Young Global Limited), KPMG Cárdenas Dosal, S.C. y PricewaterhouseCoopers, S.C., teniendo un porcentaje de 42.17%, 15.66%, 14.46% y 8.43% respectivamente en el año 2022.

Las cuatro firmas de servicios profesionales mencionadas en el párrafo anterior acumularon en 2019, 2020 y 2013 el 83.13% de empresas auditadas para el 2022 este porcentaje bajo al 80.72%.

Es importante mencionar que estas cuatro firmas Galaz, Yamazaky, Ruíz Urquiza, S.C. (Deloitte), Mancera, S.C. (Ernst & Young Global Limited), KPMG Cárdenas Dosal, S.C. y PricewaterhouseCoopers, S.C., son los representantes de Deloitte, EY, KPMG y PwC en México, ya que si agrega a las oficinas extranjeras representantes de estas cuatro compañías el porcentaje acumulado sería aún mayor.

La firma con mayor participación es el representante de Deloitte en México, Galaz, Yamazaky, Ruíz Urquiza, S.C., durante el periodo de 2019 a 2022 auditó al 42.17% de las empresas de la BMV estudiadas, sus competidores más cercanos ni siquiera alcanzan la mitad de dicho porcentaje en ninguno de los años estudiados.

Tabla 8. Auditores externos de las empresas estudiadas y porcentaje de empresas auditadas en los años 2019, 2020, 2021 y 2022

<b>Auditor externo</b>	<b>Porcentaje de empresas auditadas 2019</b>	<b>Porcentaje de empresas auditadas 2020</b>	<b>Porcentaje de empresas auditadas 2021</b>	<b>Porcentaje de empresas auditadas 2022</b>
Galaz, Yamazaky, Ruíz Urquiza, S.C. (Deloitte)	42.17%	42.17%	42.17%	42.17%
Mancera, S.C. (Ernst & Young Global Limited)	15.66%	15.66%	15.66%	15.66%
KPMG Cárdenas Dosal, S.C.	16.87%	16.87%	15.66%	14.46%
PricewaterhouseCoopers, S.C.	8.43%	8.43%	8.43%	8.43%
Castillo Miranda y Compañía, S.C. (BDO)	2.41%	2.41%	2.41%	2.41%
Marcelo de los Santos y Cía., S.C. (Moore)	2.41%	2.41%	2.41%	2.41%

Mazars Guadalajara, S. de R.L. de C.V.	1.20%	1.20%	1.20%	2.41%
Salles, Sainz - Grant Thornton, S.C.	2.41%	2.41%	2.41%	2.41%
Alberto Tapia Contadores Públicos, S.C.	1.20%	1.20%	1.20%	1.20%
Deloitte & Touche LLP (San Diego, California)	1.20%	1.20%	1.20%	1.20%
Ernst & Young LLP (London)	1.20%	1.20%	1.20%	1.20%
Meza M. Figueroa y Asociados, S.C.	1.20%	1.20%	1.20%	1.20%
PricewaterhouseCoopers, Société coopérative	1.20%	1.20%	1.20%	1.20%
PwC Bedrijfsrevisoren BV / Reviseurs d'Entreprises S	1.20%	1.20%	1.20%	1.20%
Resa y asociados, S.C.	1.20%	1.20%	1.20%	1.20%
RSM México Bogarín, S.C.	0.00%	0.00%	0.00%	1.20%

Fuente: Elaboración propia, con base a los datos de obtenidos de la BMV (2019, 2020, 2021, 2022).

Una vez obtenidos los resultados referentes a la probabilidad de manipulación (M-Score) de cada empresa e identificar a su auditor externo, se procede a cruzar el número de empresas auditadas por cada auditor externo con el resultado de probabilidad de manipulación (M-Score) que hayan obtenido las empresas auditadas, de tal manera que es posible determinar qué porcentaje de las empresas auditadas por cada auditor se encuentran en manipulación improbable, posible y probable, sin embargo, ya que cuatro firmas de auditoría concentran a más del 80% de las empresas auditadas, el resto de firmas (doce firmas) solo cuentan con uno y máximo dos empresas auditadas por lo que el resultado pudiera no resultar lo suficientemente relevante, por ello los resultados de este cruce de información son filtrados en las tablas 9, 10 y 11, focalizándose únicamente

en los cuatro auditores principales que auditan a más del 80% de las empresas de la muestra, los cuales son Deloitte, EY, KPMG y PwC.

En la tabla 9 se muestran los resultados para el año 2020, en la misma se observa que la firma con el menor porcentaje de empresas clasificadas con manipulación improbable es Deloitte con un porcentaje del 63%, en el sentido opuesto KPMG el 79% de las empresas auditadas por dicha firma se clasificaron como empresas no manipuladoras, lo cual es un indicador positivo para la firma KPMG, en el caso de los auditores externos EY y PwC, el 69% y el 71%%, respectivamente de sus empresas auditadas obtuvieron una manipulación improbable, esto los posiciona 6 y 8 puntos porcentuales por encima de Deloitte, respectivamente, pero 10 y 8 puntos porcentuales por debajo de KPMG.

Es importante mencionar que estos resultados se deben analizar tomando en consideración que Deloitte auditó al 42% de las empresas de la muestra en el año 2020, mientras que EY, KPMG y PwC auditó al 16%, 17%, y 8%, respectivamente, por lo que cabe la posibilidad de que un porcentaje más alto de empresas con manipulación posible y probable pueda estar relacionado con un mayor número de empresas auditadas.

Tabla 9. Tabla cruzada apoyo al encubrimiento de la probabilidad de manipulación y auditor externo para el año 2020 (Principales auditores externos)

<b>Apoyo al encubrimiento de la probabilidad de manipulación/Auditor externo</b>	<b>Deloitte</b>	<b>KPMG</b>	<b>EY</b>	<b>PwC</b>
Improbable	62.86%	78.57%	69.23%	71.43%
Posible	23.08%	7.14%	23.08%	14.29%
Probable	7.69%	14.29%	7.69%	14.29%
<b>Total</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>

Fuente: Elaboración propia, con base a los datos de obtenidos de la BMV (2019, 2020, 2021, 2022).

Las tablas 10 y 11 muestran los resultados referentes a los años 2021 y 2022 respectivamente, en ambos casos la situación es menos alentadora, es importante señalar que en ambos años la proporción de empresas con manipulación improbable y manipulación improbable cambió drásticamente aumentando considerablemente los porcentajes de empresas clasificadas con manipulación posible y manipulación probable.

De acuerdo con la tabla 10, para el año 2020 las firmas Deloitte, EY y PwC solo mantuvieron un porcentaje del 23%, 21% y 29% de empresas auditadas clasificadas con manipulación improbable, respectivamente. Estos porcentajes son muy distintos de los obtenidos en 2020, así mismo se debe considerar que la variación en el número de empresas auditadas por cada uno de los auditores fue nula, es decir, tanto en 2020 como en 2021 cada auditor auditó al mismo número de empresas.

El único auditor cuyo porcentaje de empresas clasificadas con manipulación improbable es superior al 50% es KPMG, cuyo porcentaje se situó en el 62%, que, si bien aparenta ser menos drástico, representa una disminución de 17 puntos porcentuales con respecto al porcentaje de 2020.

Referente a KPMG también es importante señalar que de las empresas que auditó ninguna fue clasificada como manipular probable en el año 2021, a diferencia de Deloitte, EY y PwC, donde el 34%, 43% y 43% de sus empresas auditadas fue clasificada como manipulator probable, respectivamente.

Tabla 10. Tabla cruzada apoyo al encubrimiento de la probabilidad de manipulación y auditor externo para el año 2021 (Principales auditores externos)

<b>Apoyo al encubrimiento de la probabilidad de manipulación/Auditor externo</b>	<b>Deloitte</b>	<b>KPMG</b>	<b>EY</b>	<b>PwC</b>
Improbable	22.86%	61.54%	21.43%	28.57%
Posible	42.86%	38.46%	35.71%	28.57%
Probable	34.29%	0%	42.86%	42.86%
<b>Total</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>

Fuente: Elaboración propia, con base a los datos de obtenidos de la BMV (2019, 2020, 2021, 2022).

Para el año 2022, como se puede observar en la tabla 11, se observa una recuperación respecto al porcentaje de empresas con manipulación improbable tanto en Deloitte, KPMG y EY, en el caso de PwC el porcentaje de 29% obtenido en 2021 se mantiene en 2022, a pesar de esta recuperación en el caso de Deloitte y EY el porcentaje de empresas con manipulación improbable sigue siendo inferior al 50%.

KPMG es el auditor con mejor proporción de empresas con manipulación improbable, ya que el 75% de las empresas auditó fueron clasificadas con manipulación improbable, sin embargo, a diferencia del año 2021, en 2022 el 17% de las empresas que auditó fue clasificada con manipulación probable, en 2021 este porcentaje fue de cero.

PwC presenta resultados menos atractivos en el año 2022, puesto que el porcentaje de empresas con manipulación improbable no mejoró, pero además el porcentaje de empresas clasificadas como empresas con manipulación probable pasó de 43% en 2021 a 57% en 2022, un aumento de 14 puntos porcentuales.

Tabla 11. Tabla cruzada apoyo al encubrimiento de la probabilidad de manipulación y auditor externo para el año 2022 (Principales auditores)

<b>Apoyo al encubrimiento de la probabilidad de manipulación/Auditor externo</b>	<b>Deloitte</b>	<b>KPMG</b>	<b>EY</b>	<b>PwC</b>
Improbable	31.43%	75.00%	38.46%	28.57%
Posible	42.86%	8.33%	38.46%	14.29%
Probable	25.71%	16.67%	23.08%	57.14%
<b>Total</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>

Fuente: Elaboración propia, con base a los datos de obtenidos de la BMV (2019, 2020, 2021, 2022).

En la tabla 12 se realiza un cruce de información entre la probabilidad de manipulación y el sector al que pertenecen las empresas, con estos resultados se determinó que el sector que menos se deja seducir por la manipulación son los servicios de bienes de consumo no básico (36.36%), mientras los que posiblemente manipulan en mayor proporción son el sector de productos de consumo frecuentes (64.29%). En relación con la probabilidad de manipulación de los estados financieros son las empresas del sector de materiales (56.25%), seguida del sector industrial (37.93%). Y las que no tienen la probabilidad de manipulación son el sector de energía y servicios de telecomunicaciones (0%).

Tabla 12. Tabla cruzada probabilidad de manipulación y sector

	Energía	Industrial	Materiales	Productos de consumo frecuente <sup>1</sup>	Salud	Servicios de telecomunicaciones	Servicios de bienes de consumo no básico
Improbable	50%	24.14%	18.75%	28.57%	25%	100%	36.36%
Posible	50%	37.93%	25.00%	<b>64.29%</b>	50%	0%	45.45%
Probable	0%	37.93%	56.25%	7.14%	25%	0%	18.18%

Nota: <sup>1</sup>El sector de "Productos de consumo frecuente" está conformado por empresas relacionadas con la elaboración, distribución, y comercialización de alimentos, bebidas, tabaco, artículos de cuidado personal y artículos para el cuidado del hogar.

Fuente: Elaboración propia, con base a los datos de obtenidos de la BMV (2019, 2020, 2021, 2022).

Dando seguimiento a los resultados obtenidos de los datos del género del director general, director de finanzas y administración, y socio de auditoría se muestran las tablas 13 y 14, la tabla 13 hace referencia al porcentaje de directores de finanzas y administración hombres y mujeres que dirigen una empresa con una improbable, posible y probable manipulación, la tabla 14 hace referencia socios de auditoría hombres y mujeres que dictaminaron los estados financieros de una empresa con una improbable, posible y probable manipulación, los resultados referentes a la dirección general no se muestran debido a que la totalidad de directores generales son hombres.

Regresando a la tabla 13, en primer lugar, se debe señalar que del total directores de finanzas y administración, solo el 10.84% son mujeres, de este porcentaje el 7.23% son mujeres que dirigen una empresa con probable manipulación, sin embargo, este resultado se debe tomar con mucha precaución y reservas, ya que dicho porcentaje equivale a nueve directoras generales, por otro lado el porcentaje de hombres que dirigen una empresa con probabilidad de manipulación es del 21.69% que equivale a 18 hombres.

Tabla 13. Tabla cruzada probabilidad de manipulación con género del director de finanzas y administración

	<b>Hombre</b>	<b>Mujer</b>	<b>Total</b>
Improbable	31.33%	1.20%	32.53%
Posible	36.14%	2.41%	38.55%
Probable	21.69%	7.23%	28.92%
<b>Total</b>	<b>89.16%</b>	<b>10.84%</b>	<b>100%</b>

Fuente: Elaboración propia, con base a los datos de obtenidos de la BMV (2019, 2020, 2021, 2022).

En la tabla 14, nuevamente se señala la diferencia en cuanto a la equidad de género siendo socias de auditoría de las empresas listadas en la BMV solo cinco mujeres, de estas cinco socias, en este caso ninguna de las socias dictaminó los estados financieros de una empresa clasificada como una probable manipuladora.

Con respecto a los hombres se observa que tanto en la tabla 13 y 14 llevan una clara ventaja a las mujeres alcanzado un porcentaje del 89.16% de los directores de finanzas y administración, y un porcentaje de 93.98% de los socios de auditoría, sin embargo, se señala que en el caso de los directores de finanzas y administración solo el 31.33% dirigen empresas con improbable manipulación financiera, y en el caso de los socios de auditoría solo el 31.33% auditan empresas con improbabilidad de manipulación financiera.

De acuerdo con los resultados obtenidos de los datos de género de los puestos clave (director general, director de finanzas y administración y socio de auditoría) en las empresas listadas en la BMV, se observa que en ningún caso el porcentaje de mujeres supera el 11%.

Este comportamiento no solo es visible en los puestos clave de las empresas bursátiles como son la dirección general y la dirección de finanzas y administración, sino

que también se hace presente en las firmas de servicios profesionales con el puesto de socio de auditoría, para ocupar este último se requiere contar con el grado de contador público y es particularmente interesante ya que de acuerdo con el Instituto Mexicano de la Competitividad (2023), en México existen un millón 144 mil 892 contadores, de los cuales el 45% son hombres y el 55% son mujeres, los datos anteriores podrían ser el reflejo de la desigualdad de oportunidades con respecto al género, estos resultados son complicados de comparar con otros países puesto que no se realizan de manera recurrente estudios de la proporción de mujeres y hombres profesionales de la contabilidad, de acuerdo con el sitio web Actualícese (2012), en Colombia el número de mujeres matriculadas fue de 64.11% y de hombres fue de 35.89% en el año 2012.

Tabla 14. Tabla cruzada probabilidad de manipulación con género del socio de auditoría

	<b>Hombre</b>	<b>Mujer</b>	<b>Total</b>
Improbable	31.33%	1.20%	32.53%
Posible	33.73%	4.82%	38.55%
Probable	28.92%	0.00%	28.92%
<b>Total</b>	<b>93.98%</b>	<b>6.02%</b>	<b>100%</b>

Fuente: Elaboración propia, con base a los datos de obtenidos de la BMV (2019, 2020, 2021, 2022).

A partir de este punto se muestran los resultados individuales de las empresas que conforman la muestra de este trabajo de investigación. Para que los datos sean legibles en cada tabla se han codificado algunos datos como son la razón de la empresa, la razón social del auditor externo y el sector industrial.

Es importante señalar que la revelación de los resultados individuales de las empresas listadas en la BMV no constituye una violación de la confidencialidad de los

datos, puesto que el artículo 104 de la Ley del Mercado de Valores establece como una obligación de dichas empresas la divulgación de su información financiera, por lo que la información aquí expresada es de dominio público, así mismo la Ley del Mercado de Valores y el Código de Ética Profesional de la Comunidad Bursátil Mexicana contemplan que la finalidad de que la información financiera de las empresas sea de dominio público, es que cualquier persona o institución puedan comprobar las características de veracidad, claridad, completa y oportuna de dicha información.

En la tabla 15 se codifica la razón social de las empresas de la muestra de acuerdo con la clave de emisora, esto facilita al lector la identificación de la empresa en las siguientes tablas, pero además facilita la búsqueda de una determinada empresa en las bases de datos de la BMV ya que se utiliza la misma clave o código.

Como un dato adicional la tabla 15 revela que la totalidad de las empresas de la muestra tienen el mismo régimen capital, S.A.B. de C.V., es decir una Sociedad Anónima Bursátil de Capital Variable.

Tabla 15. Clave de la emisora y razón social de las empresas de la muestra

<b>Clave emisora</b>	<b>Razón social</b>
AC	ARCA CONTINENTAL, S.A.B. DE C.V.
ACCELSA	ACCEL, S.A.B. DE C.V.
AGUA	GRUPO ROTOPLAS, S.A.B. DE C.V.
ALEATIC	ALEATICA, S.A.B. DE C.V.
ALFA	ALFA, S.A.B. DE C.V.
ALPEK	ALPEK, S.A.B. DE C.V.
ALSEA	ALSEA, S.A.B. DE C.V.
AMX	AMERICA MOVIL, S.A.B. DE C.V.
ANB	ANHEUSER-BUSCH INBEV SA/NV
ARA	CONSORCIO ARA, S.A.B. DE C.V.
ARISTOS	CONSORCIO ARISTOS, S.A.B. DE C.V.
ASUR	GRUPO AEROPORTUARIO DEL SURESTE, S.A.B. DE C.V.

AXTEL	AXTEL, S.A.B. DE C.V.
AZTECA	TV AZTECA, S.A.B. DE C.V.
BACHOCO	INDUSTRIAS BACHOCO, S.A.B. DE C.V.
BAFAR	GRUPO BAFAR, S.A.B. DE C.V.
BEVIDES	FARMACIAS BENAVIDES, S.A.B. DE C.V.
BIMBO	GRUPO BIMBO, S.A.B. DE C.V.
CABLE	EMPRESAS CABLEVISION, S.A. DE C.V.
CADU	CORPOVAEL S.A.B. DE C.V.
CEMEX	CEMEX, S.A.B. DE C.V.
CERAMIC	INTERNACIONAL DE CERAMICA, S.A.B. DE C.V.
CHDRAUI	GRUPO COMERCIAL CHEDRAUI, S.A.B. DE C.V.
CIE	CORPORACION INTERAMERICANA DE ENTRETENIMIENTO, S.A.B. DE C.V.
CONVER	CONVERTIDORA INDUSTRIAL, S.A.B. DE C.V.
CYDSASA	CYDSA, S.A.B. DE C.V.
DINE	DINE, S.A.B. DE C.V.
ELEKTRA	GRUPO ELEKTRA, S.A.B. DE C.V.
FRAGUA	CORPORATIVO FRAGUA, S.A.B. DE C.V.
FRES	FRESNILLO PLC
GAV	ACOSTA VERDE, S.A.B. DE C.V.
GCARSO	GRUPO CARSO, S.A.B. DE C.V.
GCC	GCC, S.A.B. DE C.V.
GICSA	GRUPO GICSA, S.A.B. DE C.V.
GIGANTE	GRUPO GIGANTE, S.A.B. DE C.V.
GMD	GRUPO MEXICANO DE DESARROLLO, S.A.B.
GMEXICO	GRUPO MEXICO, S.A.B. DE C.V.
GMXT	GMÉXICO TRANSPORTES, S.A.B. DE C.V.
GPH	GRUPO PALACIO DE HIERRO, S.A.B. DE C.V.
GSANBOR	GRUMA, S.A.B. DE C.V.
HCITY	HOTELES CITY EXPRESS, S.A.B. DE C.V.
HERDEZ	GRUPO HERDEZ, S.A.B. DE C.V.
HOMEX	DESARROLLADORA HOMEX, S.A.B. DE C.V.
HOTEL	GRUPO HOTELERO SANTA FE, S.A.B. DE C.V.
ICH	INDUSTRIAS CH, S.A.B. DE C.V.
IDEAL	IMPULSORA DEL DESARROLLO Y EL EMPLEO EN AMERICA LATINA, S.A.B. DE C.V.
JAVER	SERVICIOS CORPORATIVOS JAVER, S.A.B. DE C.V.
KIMBER	KIMBERLY - CLARK DE MEXICO S.A.B. DE C.V.
KOF	COCA-COLA FEMSA, S.A.B. DE C.V.
KUO	GRUPO KUO, S.A.B. DE C.V.
LAB	GENOMMA LAB INTERNACIONAL, S.A.B. DE C.V.
LACOMER	LA COMER S.A.B. DE C.V.

LAMOSA	GRUPO LAMOSA, S.A.B. DE C.V.
LIVEPOL	EL PUERTO DE LIVERPOOL, S.A.B. DE C.V.
MEDICA	MEDICA SUR, S.A.B. DE C.V.
MEGA	MEGACABLE HOLDINGS, S.A.B. DE C.V.
MFRISCO	MINERA FRISCO, S.A.B. DE C.V.
MINSA	GRUPO MINSA, S.A.B. DE C.V.
NEMAK	NEMAK, S.A.B. DE C.V.
OMA	GRUPO AEROPORTUARIO DEL CENTRO NORTE, S.A.B. DE C.V.
PASA	PROMOTORA AMBIENTAL, S.A.B. DE C.V.
PE&OLES	INDUSTRIAS PEÑOLES, S. A.B. DE C. V.
PINFRA	PROMOTORA Y OPERADORA DE INFRAESTRUCTURA, S.A.B. DE C.V.
PLANI	PLANIGRUPO LATAM, S.A.B. DE C.V.
POCHTEC	GRUPO Pochteca, S.A.B. DE C.V.
POSADAS	GRUPO POSADAS, S.A.B. DE C.V.
RCENTRO	GRUPO RADIO CENTRO, S.A.B. DE C.V.
RLH	RLH PROPERTIES, S.A.B. DE C.V.
SIMEC	GRUPO SIMEC, S.A.B. DE C.V.
SITES1	OPERADORA DE SITES MEXICANOS, S.A.B. DE C.V.
SORIANA	ORGANIZACION SORIANA, S.A.B. DE C.V.
SRE	SEMPRA
TEAK	PROTEAK UNO, S.A.B. DE C.V.
TLEVISA	GRUPO TELEVISA, S.A.B.
TRAXION	GRUPO TRAXIÓN S.A.B DE C.V.
TS	TENARIS S.A.
URBI	URBI DESARROLLOS URBANOS, S.A.B. DE C.V.
VASCONI	GRUPO VASCONIA S.A.B.
VESTA	CORPORACIÓN INMOBILIARIA VESTA, S.A.B. DE C.V.
VINTE	VINTE VIVIENDAS INTEGRALES, S.A.B. DE C.V.
VISTA	VISTA ENERGY, S.A.B. DE C.V.
VITRO	VITRO, S.A.B. DE C.V.
WALMEX	WAL - MART DE MEXICO, S.A.B. DE C.V.

Fuente: Elaboración propia, con base en los resultados obtenidos en la investigación.

La tabla 16 muestra la codificación utilizada para identificar al auditor externo, en este caso se muestra el código seguido de la razón social del auditor externo, en aquellos casos donde el auditor externo es socio de alguna firma internacional, como código se

ha utilizado el nombre corto de la firma internacional para una identificación más sencilla, así mismo se puede mencionar que el régimen de capital de los auditores externos es S.C., Sociedad Civil, con excepción de Deloitte EE. UU., EY Londres, PwC Lux y PwC Bel, que utilizan otras denominaciones de capital debido a que proceden del extranjero, aun así esto no les impide auditar empresas de la BMV.

Tabla 16. Código y razón social del auditor externo

Código	Razón social del auditor externo
Deloitte	Galaz, Yamazaky, Ruíz Urquiza, S.C. (Deloitte)
EY	Mancera, S.C. (Ernst & Young Global Limited)
KPMG	KPMG Cárdenas Dosal, S.C.
PwC	PricewaterhouseCoopers, S.C.
BDO	Castillo Miranda y Compañía, S.C. (BDO)
Moore	Marcelo de los Santos y Cía., S.C. (Moore)
Mazars	Mazars Guadalajara, S. de R.L. de C.V.
Thorton	Salles, Sainz - Grant Thornton, S.C.
Tapia	Alberto Tapia Contadores Públicos, S.C.
Deloitte EE. UU.	Deloitte & Touche LLP (San Diego, California)
EY Londres	Ernst & Young LLP (London)
Meza	Meza M. Figueroa y Asociados, S.C.
PwC Lux	PricewaterhouseCoopers, Société coopérative (Luxemburgo)
PwC Bel	PwC Bedrijfsrevisoren BV / Reviseurs d'Entreprises S (Bélgica)
Resa	Resa y asociados, S.C.
RSM	RSM México Bogarín, S.C.

Fuente: Elaboración propia, con base en los resultados obtenidos en la investigación.

La tabla 17 hace referencia al código y sector industrial, es importante mencionar que la denominación del sector industrial es propia de la BMV, por lo que podría no coincidir con las denominaciones utilizadas por otras entidades o instituciones como el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI).

Tabla 17. Código y sector industrial

Código	Sector
ENERGIA	Energía
INDUSTRIAL	Industrial
MATERIALES	Materiales
PCF	Productos de consumo frecuente
SALUD	Salud
ST	Servicios de telecomunicaciones
SBCNB	Servicios y bienes de consumo no básico

Fuente: Elaboración propia, con base en los resultados obtenidos en la investigación.

La tabla 18 muestra de manera individual a cada una de las empresas que componen la muestra y el auditor externo que dictaminó sus estados financieros en el año 2019, 2020, 2021 y 2022. De manera general se puede observar que las empresas son dictaminadas de manera consecutiva por el mismo auditor en los cuatro años, siendo la excepción cuatro empresas, Grupo Hotelero Santa Fe, S.A.B. de C.V., Impulsora del Desarrollo y El Empleo en America Latina, S.A.B. de C.V., Planigrupo Latam, S.A.B. de C.V., y Grupo Radio Centro, S.A.B. de C.V., que durante el periodo 2019 – 2020, al menos una vez cambiaron de auditor externo. Los datos están ordenados alfabéticamente de acuerdo con la clave de emisora.

Tabla 18. Empresas que conforman la muestra y su auditor externo para el periodo 2019 – 2022

Clave emisora	Auditor (2019)	Auditor (2020)	Auditor (2021)	Auditor (2022)
AC	EY	EY	EY	EY
ACCELSA	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
AGUA	PwC	PwC	PwC	PwC
ALEATIC	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
ALFA	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte

ALPEK	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
ALSEA	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
AMX	EY	EY	EY	EY
ANB	PwC BelRL	PwC BelRL	PwC BelRL	PwC BelRL
ARA	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
ARISTOS	Meza	Meza	Meza	Meza
ASUR	PwC	PwC	PwC	PwC
AXTEL	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
AZTECA	Thornton	Thornton	Thornton	Thornton
BACHOCO	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
BAFAR	EY	EY	EY	EY
BEVIDES	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
BIMBO	EY	EY	EY	EY
CABLE	KPMG	KPMG	KPMG	KPMG
CADU	KPMG	KPMG	KPMG	RSM
CEMEX	KPMG	KPMG	KPMG	KPMG
CERAMIC	KPMG	KPMG	KPMG	KPMG
CHDRAUI	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
CIE	PwC	PwC	PwC	PwC
CONVER	Resa	Resa	Resa	Resa
CYDSASA	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
DINE	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
ELEKTRA	BDO	BDO	BDO	BDO
FRAGUA	Tapia	Tapia	Tapia	Tapia
FRES	EY Londres	EY Londres	EY Londres	EY Londres
GAV	PwC	PwC	PwC	PwC
GCARSO	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
GCC	Deloitte	Deloitte	Deloitte	KPMG
GICSA	KPMG	KPMG	KPMG	KPMG

GIGANTE	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
GMD	PwC	PwC	PwC	PwC
GMEXICO	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
GMXT	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
GPH	EY	EY	EY	EY
GSANBOR	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
HCITY	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
HERDEZ	EY	EY	EY	EY
HOMEX	Thornton	Thornton	Thornton	Mazars
HOTEL	KPMG	KPMG	EY	EY
ICH	Moore	Moore	Moore	Moore
IDEAL	EY	EY	EY	Deloitte
JAVER	KPMG	KPMG	KPMG	KPMG
KIMBER	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
KOF	EY	EY	EY	EY
KUO	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
LAB	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
LACOMER	KPMG	KPMG	KPMG	KPMG
LAMOSA	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
LIVEPOL	PwC	PwC	PwC	PwC
MEDICA	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
MEGA	KPMG	KPMG	KPMG	KPMG
MFRISCO	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
MINSA	KPMG	KPMG	KPMG	KPMG
NEMAK	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
OMA	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
PASA	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
PE&OLES	EY	EY	EY	EY
PINFRA	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte

PLANI	KPMG	KPMG	KPMG	Deloitte
POCHTEC	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
POSADAS	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
RCENTRO	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Thornton
RLH	PwC	PwC	PwC	PwC
SIMEC	Moore	Moore	Moore	Moore
SITES1	EY	EY	EY	EY
SORIANA	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
SRE	Deloitte EE. UU.	Deloitte EE. UU.	Deloitte EE. UU.	Deloitte EE. UU.
TEAK	EY	EY	EY	EY
TLEVISA	KPMG	KPMG	KPMG	KPMG
TRAXION	KPMG	KPMG	KPMG	KPMG
TS	PwC Lux	PwC Lux	PwC Lux	PwC Lux
URBI	Mazars	Mazars	Mazars	Mazars
VASCONI	BDO	BDO	BDO	BDO
VESTA	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
VINTE	Deloitte	Deloitte	Deloitte	Deloitte
VISTA	EY	EY	EY	EY
VITRO	KPMG	KPMG	KPMG	KPMG
WALMEX	EY	EY	EY	EY

Fuente: Elaboración propia, con base a los datos de obtenidos de la BMV (2019, 2020, 2021, 2022).

La tabla 19 es quizás la más relevante de este trabajo de investigación, ya que contiene la clave de emisora de cada empresa, el sector industrial al que pertenece y los resultados de la aplicación del M-Score para los años 2020, 2021 y 2022.

La intención de mostrar estos resultados es que el lector sea capaz de identificar la probabilidad de manipulación de los años 2020, 2021 y 2022 de cada una de las empresas que conforman la muestra, así mismo da la oportunidad a otros individuos de verificar que dichos resultados sean congruentes en caso de que decidan aplicar el M-Score por su cuenta.

Los datos están ordenados alfabéticamente de acuerdo con el sector industrial

Tabla 19. Resultados del M-Score para los años 2020, 2021 y 2022 con clave de emisora de la empresa y el sector industrial al que pertenece

<b>Clave emisora</b>	<b>Sector</b>	<b>M-Score (2020)</b>	<b>M-Score (2021)</b>	<b>M-Score (2022)</b>
SRE	ENERGÍA	-2.10	-2.13	-2.07
VISTA	ENERGÍA	-3.91	-40.25	-0.47
ACCELSA	INDUSTRIAL	-2.25	-2.17	-2.10
AGUA	INDUSTRIAL	-2.44	-1.88	-1.92
ALEATIC	INDUSTRIAL	-3.15	-1.89	-1.69
ALFA	INDUSTRIAL	-2.66	-2.00	-2.25
ARA	INDUSTRIAL	-1.68	-2.08	-1.89
ARISTOS	INDUSTRIAL	-2.71	-2.25	-2.12
ASUR	INDUSTRIAL	-1.90	-0.93	-1.37
CADU	INDUSTRIAL	-2.70	-2.37	-1.38
CERAMIC	INDUSTRIAL	-2.65	-1.88	-2.23
DINE	INDUSTRIAL	-2.89	-1.26	-1.98
GAV	INDUSTRIAL	-1.27	-2.57	-2.30
GCARSO	INDUSTRIAL	-2.40	-1.27	-1.49
GICSA	INDUSTRIAL	-0.90	-2.64	-2.32
GMD	INDUSTRIAL	-2.31	-1.94	-1.72
GMXT	INDUSTRIAL	1.92	-2.20	-2.17
GSANBOR	INDUSTRIAL	-2.69	-2.08	-1.55
HOMEX	INDUSTRIAL	-1.51	-1.33	-1.49
IDEAL	INDUSTRIAL	-2.11	-1.50	-1.63
JAVER	INDUSTRIAL	-2.32	-2.94	-16.00
KUO	INDUSTRIAL	-2.29	-1.80	0.62
OMA	INDUSTRIAL	-2.00	-1.57	-1.64
PASA	INDUSTRIAL	-2.60	-2.92	-2.59
PINFRA	INDUSTRIAL	-2.33	-1.26	-2.14

PLANI	INDUSTRIAL	4.01	-1.88	-2.58
SITES1	INDUSTRIAL	-0.22	-0.46	-2.81
TRAXION	INDUSTRIAL	- 2.14	-2.32	-2.52
URBI	INDUSTRIAL	16.06	-0.65	-0.43
VESTA	INDUSTRIAL	-2.37	-1.07	-1.88
VINTE	INDUSTRIAL	-2.14	-1.22	-2.16
ALPEK	MATERIALES	-2.50	-1.18	-1.75
CEMEX	MATERIALES	-2.68	-2.20	-2.19
CONVER	MATERIALES	-1.69	-1.09	-2.20
CYDSASA	MATERIALES	-2.50	-2.12	-2.02
FRES	MATERIALES	-1.40	-2.52	-2.45
GCC	MATERIALES	-4.25	-2.32	-2.85
GMEXICO	MATERIALES	-1.89	-1.36	-2.06
ICH	MATERIALES	-1.70	-1.12	-1.90
LAMOSA	MATERIALES	- 2.49	-0.91	-1.56
MFRISCO	MATERIALES	-0.16	-2.26	-2.32
PE&OLES	MATERIALES	-2.31	-2.06	-2.28
POCHTEC	MATERIALES	-2.13	-1.27	-1.87
SIMEC	MATERIALES	-1.48	-0.67	-2.02
TEAK	MATERIALES	-3.34	1.37	-2.63
TS	MATERIALES	-3.38	-1.17	-0.24
VITRO	MATERIALES	-2.90	-2.02	-2.87
AC	PCF	-2.42	-1.94	-1.94
ANB	PCF	-2.55	-2.16	-2.09
BACHOCO	PCF	-2.00	-1.91	-1.54
BAFAR	PCF	-2.93	-1.98	-2.05
BIMBO	PCF	-2.42	-2.39	-1.82
CHDRAUI	PCF	-2.05	-1.82	- 2.23
GIGANTE	PCF	-2.70	-2.00	-1.90
HERDEZ	PCF	-2.10	-1.63	-2.29
KIMBER	PCF	-2.34	-2.07	-2.25
KOF	PCF	-2.80	-2.18	-2.02
LACOMER	PCF	-2.39	-2.26	-1.23
MINSA	PCF	-2.23	-1.96	-1.17
SORIANA	PCF	-2.50	-2.05	-2.37
WALMEX	PCF	-2.06	-2.21	-0.47
BEVIDES	SALUD	-3.33	-2.21	-2.57
FRAGUA	SALUD	-1.42	-1.40	-1.41
LAB	SALUD	-1.90	-1.88	-2.12
MEDICA	SALUD	-1.94	-2.59	-1.86
AMX	ST	-2.81	-2.55	-2.53

AXTEL	ST	-2.90	-3.28	-3.21
AZTECA	ST	-3.16	-1.89	-1.84
CABLE	ST	-2.29	-2.37	-2.51
MEGA	ST	-2.98	-2.78	-2.62
RCENTRO	ST	-2.17	-3.40	-2.19
TLEVISA	ST	-2.83	-2.26	-3.03
ALSEA	SBCNB	-2.76	-2.37	-2.58
CIE	SBCNB	-4.24	-9.10	-2.23
ELEKTRA	SBCNB	-2.46	-1.91	-2.14
GPH	SBCNB	-3.27	-1.68	-1.92
HCITY	SBCNB	-3.37	-1.15	-1.95
HOTEL	SBCNB	-3.47	-1.37	-1.40
LIVEPOL	SBCNB	-2.79	-1.77	-1.76
NEMAK	SBCNB	8.77	-3.03	-2.40
POSADAS	SBCNB	-3.10	-1.16	-2.01
RLH	SBCNB	-2.57	-0.86	-1.20
VASCONI	SBCNB	-2.25	-1.28	-3.39

Fuente: Elaboración propia, con base a los datos de obtenidos de la BMV (2019, 2020, 2021, 2022).

La tabla 20 muestra los mismos datos que la tabla 19, con la diferencia de que la tabla 20 no muestra el valor número obtenido en el M-Score, si no que muestra la denominación de manipulación improbable, posible y/o probable, establecidos de acuerdo con los criterios de decisión que propone Beneish.

Esta tabla facilita al lector identificar de manera más intuitiva la probabilidad de manipulación, sin la necesidad de tener presente los criterios de decisión.

Los datos están ordenados alfabéticamente de acuerdo con el sector industrial.

Tabla 20. Resultados del M-Score para los años 2020, 2021 y 2022 con clave emisora de la empresa y el sector industrial al que pertenece, de acuerdo con los criterios de decisión de manipulación improbable, posible y probable

<b>Clave emisora</b>	<b>Sector</b>	<b>Probabilidad de manipulación (2020)</b>	<b>Probabilidad de manipulación (2021)</b>	<b>Probabilidad de manipulación (2022)</b>
SRE	ENERGÍA	Posible	Posible	Posible
VISTA	ENERGÍA	Improbable	Improbable	Probable
ACCELSA	INDUSTRIAL	Improbable	Posible	Posible
AGUA	INDUSTRIAL	Improbable	Posible	Posible
ALEATIC	INDUSTRIAL	Improbable	Posible	Probable
ALFA	INDUSTRIAL	Improbable	Posible	Improbable
ARA	INDUSTRIAL	Probable	Posible	Posible
ARISTOS	INDUSTRIAL	Improbable	Improbable	Posible
ASUR	INDUSTRIAL	Posible	Probable	Probable
CADU	INDUSTRIAL	Improbable	Improbable	Probable
CERAMIC	INDUSTRIAL	Improbable	Posible	Improbable
DINE	INDUSTRIAL	Improbable	Probable	Posible
GAV	INDUSTRIAL	Probable	Improbable	Improbable
GCARSO	INDUSTRIAL	Improbable	Probable	Probable
GICSA	INDUSTRIAL	Probable	Improbable	Improbable
GMD	INDUSTRIAL	Improbable	Posible	Probable
GMXT	INDUSTRIAL	Probable	Posible	Posible
GSANBOR	INDUSTRIAL	Improbable	Posible	Probable
HOMEX	INDUSTRIAL	Probable	Probable	Probable
IDEAL	INDUSTRIAL	Posible	Probable	Probable
JAVER	INDUSTRIAL	Improbable	Improbable	Improbable
KUO	INDUSTRIAL	Improbable	Posible	Probable
OMA	INDUSTRIAL	Posible	Probable	Probable
PASA	INDUSTRIAL	Improbable	Improbable	Improbable
PINFRA	INDUSTRIAL	Improbable	Probable	Posible
PLANI	INDUSTRIAL	Probable	Posible	Improbable
SITES1	INDUSTRIAL	Probable	Probable	Improbable
TRAXION	INDUSTRIAL	Posible	Improbable	Improbable
URBI	INDUSTRIAL	Probable	Probable	Probable
VESTA	INDUSTRIAL	Improbable	Probable	Posible
VINTE	INDUSTRIAL	Posible	Probable	Posible
ALPEK	MATERIALES	Improbable	Probable	Probable
CEMEX	MATERIALES	Improbable	Posible	Posible

CONVER	MATERIALES	Probable	Probable	Posible
CYDSASA	MATERIALES	Improbable	Posible	Posible
FRES	MATERIALES	Probable	Improbable	Improbable
GCC	MATERIALES	Improbable	Improbable	Improbable
GMEXICO	MATERIALES	Posible	Probable	Posible
ICH	MATERIALES	Probable	Probable	Posible
LAMOSA	MATERIALES	Improbable	Probable	Probable
MFRISCO	MATERIALES	Probable	Improbable	Improbable
PE&OLES	MATERIALES	Improbable	Posible	Improbable
POCHTEC	MATERIALES	Posible	Probable	Posible
SIMEC	MATERIALES	Probable	Probable	Posible
TEAK	MATERIALES	Improbable	Probable	Improbable
TS	MATERIALES	Improbable	Probable	Probable
VITRO	MATERIALES	Improbable	Posible	Improbable
AC	PCF	Improbable	Posible	Posible
ANB	PCF	Improbable	Posible	Posible
BACHOCO	PCF	Posible	Posible	Probable
BAFAR	PCF	Improbable	Posible	Posible
BIMBO	PCF	Improbable	Improbable	Posible
CHDRAUI	PCF	Posible	Posible	Improbable
GIGANTE	PCF	Improbable	Posible	Posible
HERDEZ	PCF	Posible	Probable	Improbable
KIMBER	PCF	Improbable	Posible	Improbable
KOF	PCF	Improbable	Posible	Posible
LACOMER	PCF	Improbable	Improbable	Probable
MINSA	PCF	Improbable	Posible	Probable
SORIANA	PCF	Improbable	Posible	Improbable
WALMEX	PCF	Posible	Posible	Probable
BEVIDES	SALUD	Improbable	Posible	Improbable
FRAGUA	SALUD	Probable	Probable	Probable
LAB	SALUD	Posible	Posible	Posible
MEDICA	SALUD	Posible	Improbable	Posible
AMX	ST	Improbable	Improbable	Improbable
AXTEL	ST	Improbable	Improbable	Improbable
AZTECA	ST	Improbable	Posible	Posible
CABLE	ST	Improbable	Improbable	Improbable
MEGA	ST	Improbable	Improbable	Improbable
RCENTRO	ST	Posible	Improbable	Posible
TLEVISA	ST	Improbable	Improbable	Improbable
ALSEA	SBCNB	Improbable	Improbable	Improbable
CIE	SBCNB	Improbable	Improbable	Improbable

ELEKTRA	SBCNB	Improbable	Posible	Posible
GPH	SBCNB	Improbable	Probable	Posible
HCITY	SBCNB	Improbable	Probable	Posible
HOTEL	SBCNB	Improbable	Probable	Probable
LIVEPOL	SBCNB	Improbable	Probable	Probable
NEMAK	SBCNB	Probable	Improbable	Improbable
POSADAS	SBCNB	Improbable	Probable	Posible
RLH	SBCNB	Improbable	Probable	Probable
VASCONI	SBCNB	Improbable	Probable	Improbable

Fuente: Elaboración propia, con base a los datos de obtenidos de la BMV (2019, 2020, 2021, 2022).

Las tablas 21, 22 y 23 muestran los resultados obtenidos a partir de la determinación de los indicadores financieros, índice de días de venta en cuentas por cobrar (DSRI), índice de margen bruto (GMI), índice de calidad de activos (AQI), índice de depreciación (DEPI), índice de crecimiento de las ventas (SGI), índice de gastos de administración y comercialización (SGAI), ajuste por devengo en relación con los activos totales (DEBE), e índice de endeudamiento (LVGI), en las tablas los datos están ordenados alfabéticamente de acuerdo con la clave de la emisora.

En la tabla 21 se muestran los resultados de los indicadores financieros determinados con los datos de cada empresa que conforma la muestra para el año 2020, de manera general los indicadores financieros aquí mostradas entre mayor sea el valor, mayor es la probabilidad de manipulación, de acuerdo con Beneish (1999), una puntuación superior a 1 indica una puntuación alta.

Tabla 21. Resultados de los indicadores financieros utilizados en el M-Score con clave emisora de la empresa para el año 2020

Clave emisora	DSRI	GMI	AQI	DEPI	SGI	SGAI	DEBE	LVGI
AC	0.85	1.05	1.00	0.12	1.04	1.00	-0.04	0.98
ACELSA	1.05	1.01	1.16	0.10	1.09	0.98	-0.05	1.23
AGUA	0.75	1.08	1.00	0.13	1.11	1.06	-0.03	1.14
ALEATIC	0.59	0.78	1.01	0.95	0.72	1.60	-0.05	1.03
ALFA	0.79	1.08	1.02	0.13	1.01	1.04	-0.08	1.10
ALPEK	1.08	0.90	0.97	0.10	0.95	1.15	-0.06	1.02
ALSEA	1.76	0.66	1.01	0.35	0.66	2.04	-0.14	1.07
AMX	1.03	1.00	0.92	0.17	0.99	1.00	-0.14	0.95
ANB	0.92	0.85	1.03	0.15	0.90	1.07	-0.04	0.95
ARA	1.97	0.69	1.11	0.39	0.71	1.12	-0.02	0.94
ARISTOS	0.93	0.91	0.29	0.12	1.12	0.90	-0.08	0.76
ASUR	1.80	0.39	1.01	0.79	0.75	1.24	0.00	0.95
AXTEL	0.90	0.93	0.97	0.23	0.97	0.96	-0.13	0.99
AZTECA	1.11	0.57	1.00	0.18	0.84	0.53	-0.17	1.10
BACHOCO	1.01	1.10	0.97	0.09	1.12	0.94	-0.01	0.90
BAFAR	0.13	1.07	1.04	0.07	1.07	0.88	-0.02	1.03
BEVIDES	0.54	0.98	1.01	0.45	1.00	0.98	-0.17	1.04
BIMBO	0.93	1.16	1.00	0.15	1.13	1.01	-0.09	0.99
CABLE	0.90	1.12	1.11	0.20	1.10	0.96	-0.05	1.13
CADU	1.21	0.56	0.91	0.42	0.77	1.26	-0.06	0.97
CEMEX	1.02	0.97	0.97	0.09	0.99	0.96	-0.11	1.07
CERAMIC	1.10	1.04	0.99	0.22	1.03	0.99	-0.14	1.06
CHDRAUI	0.88	1.16	2.12	0.10	1.13	1.01	-0.09	0.99
CIE	0.88	0.09	1.15	0.31	0.37	1.99	-0.17	1.23
CONVER	0.93	1.37	0.83	0.14	1.14	1.08	0.06	0.98
CYDSASA	1.03	0.96	0.95	0.05	1.02	1.06	-0.07	1.05
DINE	1.50	0.42	1.02	0.09	0.38	2.40	-0.02	1.03
ELEKTRA	0.88	0.89	1.10	0.35	1.05	1.00	-0.05	1.04
FRAGUA	0.84	1.19	1.06	0.09	1.18	0.96	0.12	1.01
FRES	1.02	1.90	0.94	0.16	1.15	0.86	0.03	1.13
GAV	2.26	0.88	1.46	0.00	0.88	1.43	-0.06	0.80
GCARSO	1.02	0.81	0.92	0.06	0.92	0.96	-0.01	1.10
GCC	0.81	1.09	-1.95	0.07	1.00	0.94	-0.13	1.54
GICSA	2.24	0.82	2.27	0.00	0.78	0.89	-0.02	1.01
GIGANTE	1.21	0.69	0.99	0.16	0.79	1.23	-0.07	1.06
GMD	1.00	0.75	1.03	0.17	0.89	1.16	0.01	0.92

GMEXICO	1.14	1.12	1.00	0.06	1.08	0.87	-0.01	0.97
GMXT	5.85	0.96	0.97	0.07	0.97	1.18	-0.07	0.99
GPH	0.96	0.68	1.01	0.09	0.74	1.45	-0.13	1.03
GSANBOR	1.10	0.67	0.99	0.12	0.74	1.12	-0.05	0.88
HCITY	1.22	0.19	1.02	0.04	0.47	1.54	-0.08	1.19
HERDEZ	0.88	1.04	1.04	0.16	1.07	0.99	0.02	1.08
HOMEX	1.47	0.57	1.21	0.08	0.83	0.68	0.09	0.99
HOTEL	0.83	0.42	0.96	0.03	0.48	1.46	-0.06	1.01
ICH	0.97	1.59	1.04	0.08	1.05	1.22	0.02	0.92
IDEAL	0.94	0.82	1.39	0.65	0.86	0.88	0.00	0.79
JAVER	1.17	1.00	0.99	0.13	0.99	0.94	-0.07	0.99
KIMBER	0.88	1.10	0.81	0.11	1.07	0.95	-0.03	1.02
KOF	0.79	0.95	0.92	0.15	0.94	0.99	-0.07	1.08
KUO	1.10	0.93	0.93	0.14	1.11	0.92	-0.06	1.02
LAB	1.07	1.06	0.86	0.05	1.09	0.89	0.02	0.96
LACOMER	0.60	1.28	0.92	0.06	1.26	0.93	-0.04	1.08
LAMOSAS	0.90	1.12	1.01	0.07	1.09	0.95	-0.09	0.95
LIVEPOL	1.11	0.67	0.98	0.09	0.79	1.21	-0.07	1.04
MEDICA	1.37	1.33	0.92	0.05	1.16	0.87	-0.10	0.98
MEGA	0.89	1.03	1.15	0.13	1.04	0.97	-0.17	1.12
MFRISCO	1.48	3.58	1.04	0.11	1.07	0.91	0.02	0.96
MINSA	0.84	1.13	1.03	0.12	1.07	0.97	-0.03	0.86
NEMAK	13.70	0.72	0.95	0.12	0.86	1.09	-0.09	1.03
OMA	1.75	0.61	1.04	0.14	0.63	1.52	0.01	0.95
PASA	0.99	1.00	0.87	0.20	1.01	0.98	-0.09	1.01
PE&OLES	0.93	1.43	1.18	0.13	1.05	0.90	-0.09	1.13
PINFRA	0.99	0.79	1.10	0.43	0.82	1.23	0.00	0.86
PLANI	8.01	0.84	0.99	0.32	0.85	0.90	-0.02	1.01
POCHTEC	1.13	1.06	0.99	0.18	0.99	1.04	-0.03	1.02
POSADAS	1.49	0.20	1.09	0.17	0.58	1.19	-0.12	1.12
RCENTRO	1.39	0.89	1.02	0.56	0.66	2.25	0.02	0.93
RLH	1.77	0.44	0.94	0.02	0.55	2.46	-0.03	1.08
SIMEC	1.15	1.62	1.08	0.08	1.05	1.17	0.03	0.92
SITES1	2.98	1.11	0.81	0.07	1.11	0.93	-0.01	0.74
SORIANA	0.85	1.00	1.06	0.04	1.01	0.97	-0.06	0.93
SRE	1.10	1.10	0.84	0.04	1.05	1.08	-0.02	0.94
TEAK	0.57	0.43	0.52	0.04	0.87	1.10	-0.04	0.98
TLEVISA	0.89	0.95	0.91	0.20	0.96	0.99	-0.10	1.06
TRAXION	1.10	1.18	0.88	0.14	1.18	0.88	-0.06	1.06
TS	1.02	0.48	1.14	0.10	0.71	1.16	-0.16	0.92
URBI	23.34	1.48	1.03	0.38	0.59	1.80	-0.43	1.44

VASCONI	1.12	0.87	0.67	0.15	1.08	1.01	-0.02	0.96
VESTA	0.74	1.03	0.84	0.00	1.04	0.94	0.01	1.08
VINTE	0.98	0.86	0.91	0.29	0.97	1.09	0.03	0.97
VISTA	0.83	-0.04	1.08	0.13	0.66	1.27	-0.15	1.12
VITRO	0.99	0.70	0.92	0.11	0.81	0.97	-0.08	1.12
WALMEX	1.14	1.10	0.99	0.12	1.09	1.02	-0.03	1.03

Fuente: Elaboración propia, con base a los datos de obtenidos de la BMV (2019 y 2020).

En la tabla 22 se muestran los resultados de los indicadores financieros determinados con los datos de cada empresa que conforma la muestra para el año 2021, de manera general los indicadores financieros aquí mostrados entre mayor sea el valor, mayor es la probabilidad de manipulación, de acuerdo con Beneish (1999), una puntuación superior a 1 indica una puntuación alta.

Tabla 22. Resultados de los indicadores financieros utilizados en el M-Score con clave emisora de la empresa para el año 2021

Clave emisora	DSRI	GMI	AQI	DEPI	SGI	SGAI	DEBE	LVGI
AC	1.28	1.09	0.97	0.12	1.08	0.98	-0.03	1.04
ACELSA	0.99	1.03	0.90	0.10	1.05	0.89	-0.01	0.99
AGUA	0.85	1.15	0.98	0.11	1.26	0.96	0.02	0.98
ALEATIC	0.68	1.36	1.01	0.96	1.62	0.81	-0.07	1.03
ALFA	1.08	1.21	0.91	0.13	1.17	0.86	-0.04	1.01
ALPEK	1.05	2.11	0.88	0.10	1.37	0.82	0.01	1.05
ALSEA	0.87	1.40	0.96	0.35	1.39	0.46	-0.16	0.99
AMX	0.96	1.02	0.98	0.16	1.02	0.92	-0.09	0.91
ANB	0.85	1.15	1.00	0.13	1.16	1.00	-0.03	0.91
ARA	0.74	1.19	1.05	0.35	1.17	0.86	0.00	1.00
ARISTOS	1.14	1.07	1.06	0.13	0.72	1.70	0.00	0.80
ASUR	0.93	2.66	0.95	0.92	1.49	0.76	-0.03	0.98
AXTEL	0.93	0.91	1.18	0.24	0.92	0.99	-0.22	1.00
AZTECA	0.93	1.94	0.95	0.17	1.20	1.08	-0.07	0.98
BACHOCO	0.99	1.20	0.92	0.06	1.19	0.93	0.00	1.08

BAFAR	0.75	1.15	1.08	0.05	1.27	1.04	0.02	1.04
BEVIDES	0.62	2.67	0.84	0.40	1.08	0.95	-0.14	0.99
BIMBO	0.94	1.04	0.99	0.14	1.05	0.98	-0.06	0.98
CABLE	1.17	1.07	0.97	0.18	1.06	1.04	-0.10	1.01
CADU	1.08	0.88	1.24	0.29	0.84	1.33	-0.03	1.06
CEMEX	0.87	1.13	0.97	0.09	1.14	0.92	-0.03	0.91
CERAMIC	1.08	1.10	1.05	0.23	1.15	0.93	-0.01	0.99
CHDRAUI	1.27	1.30	1.18	0.11	1.29	1.01	-0.08	1.14
CIE	0.19	-16.55	1.87	0.46	2.99	0.37	0.13	0.53
CONVER	0.85	1.29	0.89	0.14	1.31	0.91	0.17	0.93
CYDSASA	1.16	1.08	0.99	0.05	1.06	1.04	-0.04	0.98
DINE	1.41	2.64	0.82	0.09	1.68	0.78	-0.18	1.35
ELEKTRA	0.91	1.26	1.03	0.36	1.21	0.89	-0.01	1.00
FRAGUA	0.60	1.19	1.09	0.11	1.16	0.99	0.18	1.03
FRES	0.70	1.07	0.90	0.16	1.11	0.98	-0.05	0.94
GAV	0.38	1.19	0.62	0.00	1.09	0.66	0.01	0.94
GCARSO	0.96	1.29	1.33	0.10	1.32	0.83	0.06	0.95
GCC	1.07	1.14	1.33	0.07	1.11	1.04	-0.12	0.98
GICSA	0.84	0.86	1.07	0.00	0.86	1.01	-0.03	1.02
GIGANTE	0.90	1.25	1.06	0.17	1.11	0.86	-0.02	0.94
GMD	1.01	1.22	0.90	0.16	1.08	0.84	0.00	0.86
GMEXICO	0.84	1.80	0.97	0.06	1.41	0.73	0.02	0.95
GMXT	0.96	1.21	0.90	0.07	1.11	0.78	-0.05	1.02
GPH	1.05	1.56	0.97	0.08	1.46	0.76	-0.06	1.05
GSANBOR	0.79	1.29	0.92	0.13	1.35	0.84	-0.04	0.99
HCITY	0.70	3.07	1.00	0.04	1.53	0.74	-0.07	0.96
HERDEZ	1.21	1.07	0.97	0.16	1.09	0.98	0.05	1.07
HOMEX	1.31	1.15	3.72	0.09	1.10	0.59	-0.20	0.61
HOTEL	0.78	1.76	1.42	0.03	1.64	0.76	-0.04	1.08
ICH	1.08	2.40	0.87	0.07	1.57	0.65	0.08	3.11
IDEAL	0.62	1.42	1.02	0.62	1.54	0.90	0.04	0.89
JAVER	0.58	1.06	0.98	0.31	1.03	1.00	-0.10	0.97
KIMBER	1.12	0.88	1.10	0.10	1.00	0.99	0.00	0.99
KOF	1.06	1.07	0.95	0.14	1.06	1.01	-0.04	0.99
KUO	1.04	1.22	0.92	0.12	1.30	0.82	-0.02	0.97
LAB	0.90	1.11	1.02	0.05	1.12	1.04	0.03	0.91
LACOMER	0.91	1.09	0.94	0.06	1.07	1.04	-0.02	1.05
LAMOSAS	1.09	2.58	0.85	0.07	1.40	0.94	0.01	1.10
LIVEPOL	0.92	1.58	0.97	0.09	1.36	0.82	-0.04	0.97
MEDICA	0.61	1.27	0.16	0.06	1.22	1.13	-0.03	0.82
MEGA	0.99	1.09	0.82	0.13	1.10	1.01	-0.14	1.09

MFRISCO	0.45	2.32	0.98	0.10	1.26	0.66	-0.13	1.02
MINSA	1.15	0.96	0.87	0.11	1.11	0.97	0.04	1.48
NEMAK	0.10	1.20	0.90	0.11	1.16	0.86	-0.06	1.02
OMA	0.80	1.73	0.92	0.15	1.62	0.70	-0.03	1.26
PASA	0.86	1.09	0.89	0.19	1.08	0.93	-0.16	1.00
PE&OLES	0.84	1.25	0.94	0.13	1.28	0.89	-0.03	0.95
PINFRA	1.49	1.33	0.96	0.32	1.25	1.04	0.00	0.96
PLANI	1.04	1.14	0.99	0.24	1.11	0.84	0.00	0.99
POCHTEC	1.07	1.61	0.81	0.20	1.43	1.17	0.04	1.05
POSADAS	0.74	3.28	0.86	0.18	1.42	0.82	-0.07	0.99
RCENTRO	1.00	1.86	0.98	0.56	1.11	3.23	-0.30	1.16
RLH	0.50	2.69	0.80	0.03	2.17	0.69	-0.03	0.97
SIMEC	0.82	2.35	0.85	0.07	1.55	0.65	0.10	0.99
SITES1	3.04	1.11	1.27	0.07	1.11	1.10	-0.09	0.97
SORIANA	1.26	0.99	1.06	0.04	0.99	1.01	-0.04	0.96
SRE	1.10	1.07	0.99	0.04	1.13	0.97	-0.05	0.99
TEAK	1.19	6.00	1.07	0.04	1.66	0.56	0.00	0.96
TLEVISA	1.00	1.09	1.03	0.20	1.06	0.98	-0.05	0.99
TRAXION	0.93	1.08	0.93	0.14	1.20	0.91	-0.07	1.02
TS	1.06	1.80	1.07	0.09	1.27	0.85	0.04	0.98
URBI	3.23	-0.05	0.94	0.01	1.26	0.48	-0.06	1.04
VASCONI	0.89	1.96	0.83	0.11	1.46	0.96	0.02	1.02
VESTA	1.32	1.08	2.03	0.00	1.07	1.07	0.05	0.93
VINTE	1.65	1.11	0.98	0.32	1.14	0.97	0.03	1.01
VISTA	0.38	-70.96	0.67	0.13	2.38	0.64	-0.15	1.06
VITRO	1.08	1.08	1.09	0.11	1.11	1.16	-0.02	0.96
WALMEX	0.94	1.06	0.99	0.12	1.05	1.00	-0.02	0.99

Fuente: Elaboración propia, con base a los datos de obtenidos de la BMV (2020 y 2021).

En la tabla 23 se muestran los resultados de los indicadores financieros determinados con los datos de cada empresa que conforma la muestra para el año 2022, de manera general los indicadores financieros aquí mostradas entre mayor sea el valor, mayor es la probabilidad de manipulación, de acuerdo con Beneish (1999), una puntuación superior a 1 indica una puntuación alta.

Tabla 23. Resultados de los indicadores financieros utilizados en el M-Score con clave emisora de la empresa para el año 2022

<b>Clave emisora</b>	<b>DSRI</b>	<b>GMI</b>	<b>AQI</b>	<b>DEPI</b>	<b>SGI</b>	<b>SGAI</b>	<b>DEBE</b>	<b>LVGI</b>
AC	1.07	1.13	0.99	0.12	1.13	0.98	-0.01	1.01
ACELSA	0.96	1.14	0.87	0.12	1.25	1.04	-0.03	1.08
AGUA	0.92	1.31	1.14	0.11	1.17	1.07	-0.01	0.99
ALEATIC	1.34	1.26	0.98	0.95	1.20	0.89	-0.06	1.03
ALFA	0.79	1.01	0.81	0.10	1.18	0.76	-0.01	0.99
ALPEK	0.70	1.26	0.95	0.09	1.36	0.85	0.05	1.03
ALSEA	0.90	1.27	0.96	0.33	1.29	1.15	-0.16	0.99
AMX	1.00	1.00	1.13	0.17	0.99	1.03	-0.09	1.00
ANB	1.06	1.01	1.00	0.14	1.06	1.01	-0.02	0.95
ARA	0.93	1.09	1.10	0.33	1.09	1.07	0.03	1.04
ARISTOS	0.77	1.10	0.98	0.12	1.37	0.71	-0.05	0.95
ASUR	1.00	1.64	0.91	0.92	1.35	0.81	0.01	1.01
AXTEL	0.84	0.95	1.07	0.24	0.92	1.14	-0.18	0.99
AZTECA	1.06	0.86	1.10	0.22	1.17	0.93	0.02	0.96
BACHOCO	0.96	1.26	1.13	0.07	1.21	0.99	0.06	1.01
BAFAR	0.85	1.12	1.09	0.07	1.20	0.97	-0.01	1.00
BEVIDES	1.02	1.11	1.01	0.45	1.10	0.95	-0.14	0.98
BIMBO	1.04	1.11	0.92	0.14	1.14	0.97	0.02	0.91
CABLE	1.10	0.87	0.98	0.19	0.96	1.07	-0.08	0.93
CADU	1.56	1.38	0.98	0.23	1.34	0.71	-0.07	0.98
CEMEX	1.01	1.03	0.97	0.09	1.07	1.04	-0.03	0.96
CERAMIC	0.78	1.14	0.92	0.25	1.13	0.97	-0.02	0.91
CHDRAUI	0.66	1.41	0.93	0.15	1.38	1.00	-0.07	0.94
CIE	0.67	0.75	1.01	0.28	0.89	0.41	0.06	0.90
CONVER	1.30	0.67	1.15	0.12	0.81	1.02	-0.01	0.99
CYDSASA	0.90	1.24	1.01	0.05	1.20	0.95	-0.02	0.96
DINE	1.89	0.55	1.02	0.09	0.86	1.16	-0.05	1.09
ELEKTRA	1.03	1.11	0.94	0.30	1.13	1.09	-0.04	1.05
FRAGUA	1.02	1.19	1.02	0.12	1.15	1.01	0.10	1.01
FRES	1.12	0.57	1.23	0.15	0.90	1.03	-0.04	0.99
GAV	0.64	0.97	1.19	0.00	1.06	1.05	0.01	0.95
GCARSO	0.95	1.45	0.81	0.08	1.46	0.84	0.03	1.13
GCC	0.84	1.10	-0.27	0.07	1.12	0.95	-0.08	0.58
GICSA	0.65	1.14	0.90	0.00	1.27	1.34	-0.01	1.00
GIGANTE	0.87	1.38	1.00	0.16	1.20	0.92	-0.01	0.95
GMD	0.87	1.28	1.01	0.17	1.22	0.92	0.03	0.89

GMEXICO	1.19	0.74	1.02	0.06	0.91	1.17	0.03	0.91
GMXT	1.09	1.11	0.97	0.07	1.07	1.04	-0.05	0.92
GPH	1.02	1.26	1.04	0.09	1.24	0.90	-0.03	1.11
GSANBOR	1.05	1.24	0.93	0.14	1.22	0.93	0.05	0.97
HCITY	0.78	1.65	1.18	0.04	1.40	0.81	-0.09	0.98
HERDEZ	0.78	1.16	0.69	0.17	1.21	0.94	-0.02	1.05
HOMEX	2.02	0.94	0.91	0.12	0.90	1.21	-0.02	1.00
HOTEL	1.06	1.53	1.06	0.03	1.51	0.94	-0.01	1.02
ICH	1.03	0.96	1.28	0.06	0.99	1.18	0.03	0.97
IDEAL	0.95	1.17	1.01	0.63	1.18	0.95	0.05	0.95
JAVER	1.11	1.10	-0.69	0.31	1.08	1.02	-1.64	18.55
KIMBER	0.96	1.06	0.80	0.10	1.09	0.97	-0.02	1.03
KOF	1.08	1.13	0.97	0.14	1.16	0.98	-0.03	0.99
KUO	0.89	6.46	1.00	0.13	1.11	0.99	-0.03	0.96
LAB	0.85	1.06	1.00	0.06	1.09	0.97	0.01	1.00
LACOMER	1.81	1.22	0.96	0.06	1.17	0.98	-0.02	0.99
LAMOSA	0.81	1.29	1.08	0.09	1.30	1.05	0.06	0.95
LIVEPOL	1.01	1.20	1.05	0.09	1.16	0.97	0.02	0.95
MEDICA	0.68	0.89	2.01	0.06	0.99	1.05	0.09	1.51
MEGA	1.04	1.05	0.82	0.12	1.10	1.06	-0.11	1.16
MFRISCO	0.95	0.93	1.00	0.11	0.99	0.56	-0.03	0.98
MINSA	1.02	1.08	1.02	0.10	1.25	0.94	0.15	1.13
NEMAK	0.97	1.06	0.92	0.11	1.22	0.96	-0.09	1.03
OMA	0.85	1.39	1.19	0.18	1.37	0.83	0.01	1.24
PASA	0.84	1.09	0.99	0.16	1.13	0.97	-0.10	0.99
PE&OLES	1.11	0.66	1.56	0.12	0.92	1.14	-0.04	0.97
PINFRA	0.81	1.23	1.07	0.31	1.15	1.08	-0.03	1.02
PLANI	0.28	1.07	0.99	0.22	1.07	2.12	0.06	0.88
POCHTEC	0.74	1.04	1.09	0.20	1.17	0.77	0.05	0.96
POSADAS	0.85	1.47	0.99	0.18	1.23	0.97	-0.04	0.98
RCENTRO	0.97	1.26	1.01	0.54	1.10	0.07	-0.10	1.02
RLH	0.27	0.10	7.19	0.07	0.57	1.39	-0.05	0.23
SIMEC	1.06	0.92	1.12	0.06	0.97	1.24	0.03	1.08
SITES1	0.43	1.21	1.10	0.07	1.21	0.87	-0.11	1.02
SORIANA	0.74	1.07	1.00	0.04	1.07	1.03	-0.02	0.95
SRE	0.95	1.03	0.96	0.04	1.12	0.97	0.00	1.01
TEAK	0.97	0.91	0.90	0.04	0.99	0.96	-0.07	1.10
TLEVISA	0.89	0.61	1.00	0.21	0.73	1.22	-0.08	0.77
TRAXION	0.95	0.96	1.06	0.14	1.19	0.88	-0.10	1.19
TS	1.06	2.45	0.80	0.10	1.80	0.75	0.10	1.24
URBI	1.55	2.62	0.95	0.00	1.12	0.51	0.04	0.95

VASCONI	0.73	0.75	0.90	0.09	0.99	1.13	-0.16	1.15
VESTA	0.77	1.11	0.91	0.00	1.11	1.11	0.08	0.94
VINTE	0.80	1.09	0.95	0.34	1.05	1.07	0.02	0.99
VISTA	1.12	3.79	0.82	0.13	1.75	0.80	-0.13	0.88
VITRO	0.24	1.31	1.11	0.11	1.20	0.96	-0.09	1.00
WALMEX	0.89	4.55	0.51	0.08	1.12	1.01	0.00	0.98

Fuente: Elaboración propia, con base a los datos de obtenidos de la BMV (2021 y 2022).

## Capítulo IV Discusión

Esta investigación da respuesta a las hipótesis planteadas, con base a los resultados obtenidos se aceptan parcialmente las hipótesis H<sub>1</sub>: El M-Score de las empresas del sector no financiero listadas en la BMV es inferior a -2.22; H<sub>2</sub>: El M-Score de las empresas del sector no financiero listadas en la BMV se sitúa entre -2.22 y -1.78; y H<sub>3</sub>: El M-Score de las empresas del sector no financiero listadas en la BMV es superior a -1.78., ya que los resultados muestran que, en 2020, 2021 y 2022, se encontraron empresas con manipulación probable, manipulación posible y manipulación improbable. En el 2020, 2021, 2022 el 63.86%, 27.71% y 34.94% de las empresas fueron clasificadas con manipulación improbable, respectivamente. El 18.07%, el 37.35% y el 37.35% fueron clasificadas con manipulación posible, respectivamente. El 18.07%, el 34.94% y el 27.71% fueron clasificadas con manipulación probable, respectivamente.

Los resultados de la aplicación del modelo M-Score de Beneish (1999), en las 83 empresas objeto de estudio para el año 2020 revelan que el 64% de las empresas presentación manipulación improbable, el 18% manipulación posible y el restante 18% manipulación probable, dichos resultados son consistentes con las investigaciones de GMT Research (2016), en las cuales el porcentaje de empresas no manipuladoras o con una probabilidad de manipulación improbable se sitúa entre el 60% y 70% de las empresas de la muestra. Sin embargo, los resultados obtenidos por Terreno et al. (2020), son muy distintos, en su investigación solo un 13.33% de las empresas de su muestra fue clasificada como manipuladora, lo que en un primer momento sería un buen indicador, pero se debe considerar que la muestra estuvo compuesta solo por 15

empresas, lo que podría afectar el resultado. Al comparar los resultados con los obtenidos por Roque et al. (2022), se observa una mejor consistencia al menos para el año 2020, su muestra está compuesta por un total de 274 empresas con información de los años 2016-2020, sus resultados muestran que para los años 2016, 2017, 2018, 2019 y 2020 el porcentaje de empresas no manipuladoras se sitúa en 26%, 48%, 53%, 50% y 67% respectivamente, siendo los resultados de 2020 más similares a los de la presente investigación en México, con un resultado de 63.86% de empresas con manipulación improbable para el año 2020.

De acuerdo con los resultados de esta investigación, en el año 2021 se observa un comportamiento anómalo en el porcentaje de empresas clasificadas con “manipulación improbable” siendo inferior al 30%, para el año 2022 se da una ligera recuperación a la no manipulación alcanzando el 34.94%, pero los porcentajes de empresas manipuladoras (manipulación posible y probable) siguen siendo altos comparados con la tendencia del año 2020, en el 2020 el porcentaje de manipulación posible y manipulación probable fue de 18.07% en ambos casos, sin embargo en 2022 dichos porcentajes fueron de 37.35% y 27.71% respectivamente, un aumento de 19 puntos porcentuales para 2020 y de casi 10 puntos porcentuales para 2021.

Los resultados de los años 2021 y 2022 coinciden con la pandemia de COVID-19, si bien la investigación no busca aportar evidencia que señale un aumento en la manipulación financiera derivada de la pandemia, es importante mencionar que Rojas (2024), señala que la pandemia afectó la adecuada preparación de la información financiera, lo que podría explicar los resultados obtenidos en el año 2021 y 2022 en esta investigación, entre los posible efectos en la información financiera derivados de la

pandemia podrían ser como menciona Ramírez (2022), que el principal efecto es el deterioro o pérdida de flujo de caja que sufren los diferentes rubros de activo, lo anterior afecta de forma negativa la situación patrimonial de varias entidades, además Pettí y Fonseca (2020), indican que existen dudas en la clasificación de los resultados obtenidos en el contexto de pandemia, ya que algunos pueden provenir de resultados extraordinarios, además sugiere hacer uso de la clasificación de “Ingresos y Egresos por COVID-19”, lo que también afectaría la información financiera.

Dentro de los resultados de esta investigación se encuentra la identificación de los auditores externos de las empresas listadas en la BMV consideradas en la muestra para el periodo 2019 – 2022, en este sentido cuatro firmas de dieciséis auditaron a más del 80% de las empresas de la muestra por cuatro años consecutivos, dichas firmas conforman el grupo denominado como Big Four compuesto por Deloitte, EY, KPMG y PwC. Estos datos denotan concentración en la industria de servicios de auditoría. En México Deloitte es representado por Galaz, Yamazaky, Ruíz Urquiza, S.C., EY es representado por Mancera, S.C., KPMG es representado por KPMG Cárdenas Dosal, S.C. y PwC es representado por PricewaterhouseCoopers, S.C. De las cuatro firmas destaca primordialmente Deloitte, que por sí sola audita a más del 40% de las empresas de la muestra en el periodo 2019 - 2022, lo que puede resultar preocupante considerando sus antecedentes en cuestiones relacionadas con omisiones en sus procesos de auditoría e imprecisiones en la emisión de opiniones de estados financieros como puede observarse con la CNBV (2016), que multó y suspendió por cinco años a Deloitte en la prestación de servicios al gobierno mexicano por haber omitido procesos de auditoría en los estados financieros de 2012, 2013 y 2014 de OHL de México, así mismo Medina

(2021), menciona que Alpha Credit admitió fallas en su contabilidad de 2018 y 2019, años en los cuales fue auditada por Deloitte, esta situación motivo su cambio de auditor a KPMG, finalmente Saeedy y Harrup (2022) y Del Campo y Suárez (2023), señalan el caso de Crédito Real que a inicios de 2022 cayó en incumplimiento y el 13 de noviembre de 2023 fue declarada en concurso mercantil, Deloitte auditó sus estados financieros por los últimos diez años y continuamente emitió una opinión positiva de la empresa, la situación motivó a Crédito Real a contratar a RSM México Bogarín para ser su nuevo auditor externo.

Los antecedentes de Deloitte y el alto porcentaje de empresas de la BMV que ha auditado en el periodo 2019-2022 son una señal de preocupación, sin embargo, también se debe prestar atención a otros importantes auditores como EY y PwC, que junto con Deloitte podrían estar ocultando la posible o probable manipulación de sus empresas auditadas ya que tanto en 2021 y 2022 un porcentaje inferior al 40% de sus clientes fue clasificado con manipulación improbable, es decir, más del 60% de sus clientes son clasificados como probables y posibles manipuladores.

Estos resultados sugieren prestar atención en los años 2021 y 2022, en los cuales, se observa un aumento considerable en el número de empresas que fueron clasificadas como manipuladoras (manipulación posible y probable), sin embargo, no todos los auditores externos se encuentran en la misma situación, una firma destaca particularmente y para bien, es el caso de KPMG, en 2021 y 2022 el 61.54% y 75%, de sus clientes fue clasificado con manipulación improbable, estos resultados pueden ser síntomas de mejores prácticas de auditoría en KPMG, de acuerdo con Medina (2021), en el año 2021 KPMG de México (auditor actual de AlphaCredit) sugirió a AlphaCredit

admitir fallas en su contabilidad y relanzar resultados de 2018 y 2019, esto después de haber terminado de que AlphaCredit terminara relaciones con su anterior auditor, Deloitte.

Dentro de los objetivos específicos de este trabajo se encuentra la identificación de los auditores externos de las empresas de la BMV, la investigación de Terreno et al. (2020), también identifica al auditor externo que dictamina los estados financieros de las empresas bursátiles argentinas que conforman la muestra de Terreno et al. (2020). De acuerdo con Terreno et al. (2020), los auditores externos no son un factor que diferencien a las empresas con probabilidad o improbabilidad de manipulación, Terreno et al. (2020), llega a esta conclusión con base a que ninguna de las empresas de su muestra fue clasificada como probable manipuladora, sin embargo, en el caso de México los resultados son distintos, ya que en el 2020, 2021 y 2022, el 18.07%, 34.94% y 27.71% de las empresas fueron clasificadas como probables manipuladoras, respectivamente, además algunos auditores como Deloitte, EY y PwC tienen porcentajes considerables de sus clientes clasificados como probables manipuladores, en 2021, Deloitte, EY y PwC emitieron una opinión positiva de los estados financieros de sus clientes aun cuando el 34.29%, 42.86% y 42.86%, respectivamente, fueron clasificados como probables manipuladores.

Sí a los resultados anteriores se añade el hecho de los señalamientos por omisión de procesos de auditoría e imprecisión en la emisión de opiniones por parte de Deloitte (CNBV, 2016; Medina, 2021; Saeedy y Harrup, 2022; Del Campo y Suárez; 2023), sería posible considerar que, en el caso de las empresas listadas en la BMV, que el auditor

externo sí es un factor para que la empresa sea un probable manipulador, siendo el auditor externo quien oculta la probable manipulación financiera.

Deloitte, EY, KPMG y PwC mantienen una posición dominante en la auditoría de empresas listadas en la BMV, siendo Galaz, Yamazaki, Ruíz Urquiza S.C. representante de Deloitte Touche Tohmatsu Limited el mayor prestador de servicios de auditoría. Nuevamente se sugiere prestar especial atención en dicha firma al considerar que en diversas ocasiones ha sido señalada por omisiones en sus procesos de auditoría e imprecisiones en su emisión de opiniones como en los casos que señalan la CNBV (2016), Medina (2021), Saeedy y Harrup (2022) y Del Campo y Suárez (2023).

## Capítulo V Conclusiones

Esta investigación apoya a la confiabilidad sobre el modelo M-Score para detectar la probabilidad (improbable, posible y probable) de manipulación financiera en los estados financieros de empresas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores, determinando en esta investigación que algunas empresas realizan posible y probable manipulación de sus estados financieros, por lo que realizan fraude financiero.

Con base en los resultados encontrados en los datos de contextualización de la muestra es posible concluir que existe un rezago considerable en materia de equidad de género donde la proporción se inclina mayoritariamente al género masculino, en cuanto a las personas clave dentro de las empresas de la muestra, uno de diez directores de finanzas y administración es mujer, uno de veinte socios de auditoría es mujer, y de los directores generales en ningún caso dicho puesto es ocupado por una mujer.

Las contribuciones de esta investigación son que los resultados son importantes para profesionales del sector privado como contadores, administradores, auditores externos, gerentes e inversores, pero también son de gran utilidad para servidores públicos como revisores fiscales y miembros de las instituciones reguladoras, que deben poner especial énfasis en la vigilancia de empresas bursátiles para evitar consecuencias como la quiebra de la empresa, defraudación de accionistas y empleados, rompimiento de cadenas productivas, pérdidas masivas de empleo, entre otras que conllevan a la catástrofe.

Esta investigación tiene las siguientes limitaciones, considerando que la principal limitación es que el modelo M-Score de Beneish (1999), al ser un modelo probabilístico

no proporciona resultados 100% precisos y por tal motivo los resultados deben ser analizados considerando esta limitación, dicha limitación ha sido señalada por el propio Beneish en sus investigaciones *The Detection of Earnings Manipulation* (Beneish, 1999) y *Earnings Manipulation and Expected Returns* (Beneish et al., 2013), donde sugiere que para comprobar de manera efectiva la existencia o inexistencia de manipulación se deberá llevar a cabo una auditoría tradicional de los estados financieros por parte de un auditor externo. De acuerdo con Beneish (1999), el modelo M-Score puede identificar correctamente al 76% de los manipuladores, mientras que sólo identifica incorrectamente al 17,5% de los no manipuladores.

Otra limitación es en referencia a la estadística utilizada, Beneish (1999), Altman (2000), Dechow et al. (2011) y Beneish et al. (2013), autores de los modelos M-Score, Z-Score y F-Score, respectivamente, concuerdan en que un problema recurrente de los modelos matemáticos que utilizan estados financieros para hacer predicciones es que no son suficientemente robustos en términos estadísticos ya que regularmente la distribución de los datos no es normal, por lo que no se pueden aplicar pruebas paramétricas, esto se debe a diversas cuestiones técnicas propias de la elaboración de los estados financieros y la contabilidad. Futuras investigaciones podrían profundizar en robustecer la estadística de estos modelos.

Por lo que una futura línea de investigación es la utilización de múltiples modelos de predicción como lo señala la investigación de Zornosa y Legrand (2021) mencionando que es posible mejorar la capacidad predictiva de los modelos, mediante la aplicación simultánea del M-Score de Beneish (1999) y el Z-Score de Altman (2000) para comparar la probabilidad de manipulación y la probabilidad de quiebra, de acuerdo con los autores

existe una mayor certeza de que se realizan prácticas de manipulación financiera cuando las empresas presentan tanto manipulación probable como probabilidad de quiebra.

Otro aspecto a considerar dentro de las limitaciones del modelo M-Score de Beneish (1999), es que no es aplicable a instituciones financieras, se debe tomar en consideración que la contabilidad y la presentación de estados financieros de las instituciones financieras es distinta de las empresas tradicionales, de acuerdo con Altman (1968), Altman (2000) y Beneish (1999), el Z-Score y el M-Score no pueden ser utilizados en entidades financieras debido a la opacidad de estas entidades en sus estados financieros y a la frecuente clasificación de cuentas fuera del estado de posición financiera. En México indica Del Ángel et al. (2006), que entre los años 1996 y 2001 se realizaron importantes cambios que tuvieron efectos considerables en la estructura e interpretación de la información financiera de los bancos, esto debido a que posterior a la crisis de 1995 el sistema bancario mexicano experimentó serios cambios en sus normas contables, ya que las autoridades financieras mexicanas mostraron preocupación sobre que las normas contables vigentes no reflejaban la situación financiera real de los bancos en México. Estos cambios se pueden observar particularmente en algunos estados financieros, como lo es el “estado de situación financiera o balance general”. La aplicación del modelo M-Score en entidades financieras podría conducir a interpretaciones erróneas, por este motivo en esta investigación el M-Score no fue aplicado a empresas del sector financiero. Cuatro de cada diez empresas listadas en la BMV pertenecen al sector financiero, por lo que un modelo de predicción de manipulación financiera adaptado al sector financiero como el M-Score podría ser una importante contribución.

Las empresas de nueva generación con características contables particulares también pueden ser víctimas de una incorrecta clasificación, tal es el caso de empresas del sector tecnológico, de acuerdo con Zimmerman (2015), este tipo de empresas concentran un número importante de recursos en activos intangibles, lo que difiere con empresas más tradicionales las cuales concentran gran parte de sus recursos en maquinaria, planta y equipo. El M-Score al no considerar en el análisis el rubro de activos intangibles podría no ser objetivo con empresas de este tipo.

Las entidades económicas que basan su capacidad de generación de riqueza en el otorgamiento del derecho de explotación de algún bien por parte del gobierno pueden no ser sujetos adecuados para la aplicación del M-Score. Existen varios tipos de empresas las cuales pertenecen a esta clasificación, sin embargo, en la Bolsa Mexicana de Valores destacan dos tipos de empresas, las cuales son grupos aeroportuarios y empresas que administran autopistas. Los dos tipos de empresas mencionadas anteriormente comparten la característica de que no cuentan con una gran cantidad de recursos concentran en la partida de maquinaria, planta y equipo, sino que el valor se encuentra en las concesiones otorgadas por el gobierno, de esta manera al igual que con las empresas de nueva generación el M-Score puede no ser objetivo al no considerar una partida específica que valore dichas concesiones.

Más allá de las limitaciones de los modelos estadísticos (Z-Score, M-Score, F-Score), se debe comprender que estos son herramientas para acelerar el proceso de detección de manipulación financiera y actúan como un apoyo de la auditoría tradicional sin tratar de sustituirla, finalmente es la auditoría la forma más precisa, pero no infalible, de comprobar la existencia de manipulación financiera, además se debe considerar que

como ya lo han señalado diversos autores (CNBV, 2016; Medina, 2021; Saeedy y Harrup, 2022; Del Campo y Suárez; 2023), el propio auditor externo puede estar involucrado en el ocultamiento de la manipulación financiera, por lo que la BMV podría promover auditorías aleatorias con auditores que sean externos, pero no financiados por el propio auditado, de tal manera que el auditor verdaderamente esté libre de presiones y/o otros incentivos. En otros países como Alemania (Ver DW Documental, 2022) algunos políticos como Fabio De Masi, Jens Zimmermann y Matthias Hauer sugieren que la Autoridad Federal de Supervisión Financiera o BaFin es quien debe pagar las auditorías, y no los propios auditados, a fin de evitar el conflicto de interés, bajo esta lógica es el gobierno quien debería cubrir los gastos de auditoría, sin embargo, esto es algo mucho más complejo, ya que las auditorías son costosas y sería cuestionable que se usen recursos públicos para beneficio de entidades privadas.

Estas limitaciones, motivan a las futuras líneas de investigación, las cuales son: tomando en consideración que la revisión de la literatura no arrojó evidencia de trabajos similares en México, la aplicación del M-Score ampliando la investigación a otros sectores de empresas bursátiles, empresas de diversos tamaños y sectores. A fin de confirmar o refutar los resultados obtenidos en esta investigación, y poder establecer el perfil de manipulación de empresas ubicadas en países en desarrollo como México, realizando comparación con países latinoamericanos.

Otras futuras investigaciones son la aplicación del modelo F-Score desarrollado por Dechow (2011), en las empresas listadas en la BMV, para realizar un comparativo entre los resultados del modelo F-Score y los resultados del M-Score obtenidos en esta investigación aportando evidencia sobre la efectividad de ambos, así mismo se sugiere

realizar el estudio orientado a la comprobación de la capacidad predictiva del modelo M-Score como los realizados por Beneish (1999) y Beneish et al. (2013), pero utilizando los datos de las empresas listadas en la BMV, finalmente estas investigaciones conducirían a un entendimiento más amplio de los modelos (F-Score y M-Score) diseñados para predicción de manipulación financiera lo que podría dar lugar a la creación de modelos adaptados a las características de los estados financieros de empresas con operaciones en México y empresas mexicanas, como hizo Svabova et al. (2020) con el  $M\text{-Score}_{svk}$  para empresas eslovacas.

Así mismo se podría realizar investigaciones que busquen robustecer la estadística de modelos basados en estados financieros, que como menciona Beneish (1999), Altman (2000) y Beneish et al. (2013), es una crítica recurrente a dichos modelos.

En otro sentido se podría profundizar en las motivaciones de las empresas listadas en la BMV para manipular su información financiera, así como también profundizar en las presiones e incentivos que reciben los auditores externos de las empresas listadas en la BMV para ocultar la posible y/o probable manipulación de estados financieros.

También se sugiere como línea de investigación la adaptación un modelo de predicción de manipulación financiera como el M-Score para empresas del sector financiero, puesto que los modelos M-Score y F-Score no son capaces de realizar predicciones con base en los estados financieros de dichas empresas.

La investigación señala que dentro de la BMV existen empresas con indicios de distorsión financiera, de acuerdo con Benligiray y Onay (2021), Valaskova y Fedorko (2021), Timofte et al. (2021), Terreno et al. (2020), Roque et al. (2022), entre otros autores, mencionan que entre las principales causas de la distorsión financiera podrían

ser una incorrecta aplicación de las NIF, prácticas contables engañosas (gestión de resultados) y en el caso más grave un fraude deliberado (manipulación de resultados).

Esta investigación pertenece a la línea de generación y aplicación del conocimiento de la Maestría en Estudios Empresariales denominada responsabilidad social empresarial y sustentabilidad, puesto que uno de los ejes clave de esta es el manejo ético del negocio, una cuestión que debe ser atendida desde el interior de las empresas y motivada por la voluntad de sus directivos.

Concluyendo que la detección oportuna de manipulación financiera en las entidades económicas debe ser un objetivo no solo limitado al interés de las instituciones reguladoras y el propio gobierno, sino de la propia administración de la empresa, ya que la información veraz y oportuna es clave para la toma de decisiones, en este sentido la administración también debe exigir que sus auditores externos realicen su labor de acuerdo con los principios éticos y morales que exige la profesión y las normas tanto nacionales como internacionales en materia de contabilidad e información financiera.

## Referencias bibliográficas

- Abdulsaed, A. H. and Rejeb, A. B. (2023) The Impact Relationship Between Accounting Disclosure and Creative Accounting in the Environment of Iraqi Banks, *International Journal of Professional Business Review*, 8(5), e01658. <https://doi.org/10.26668/businessreview/2023.v8i5.1658>
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*. Vol. XXIII No. 4. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x>
- Altman, E. I. (2000). Predicting financial distress of companies: revisiting the Z-Score and ZETA Models. *Journal of Banking & Finance*. Recuperado de: <https://pages.stern.nyu.edu/~ealtman/Zscores.pdf>
- Altman, E. I. (2002). Revisiting credit scoring models en a basel 2 environment. *London Risk Books*. Recuperado de: <https://web.archive.org/web/20060918190436/http://www.stern.nyu.edu/fin/workpapers/papers2002/pdf/wpa02041.pdf>
- Amat, O.; Oliveras, E. (2004). Propuestas para combatir la contabilidad creativa. *Universia Business Review*, núm. 1, primer trimestre, 2004, pp. 10-17 Portal Universia S.A. Madrid, España.
- Andrade, S. (2015). *Diccionario de Economía* (4ta ed.). Editorial Andrade.

- Anh, H. y Linh, H. (2016). Using the M-score Model in Detecting Earnings Management: Evidence from Non-Financial Vietnamese Listed Companies. *VNU Journal of Science: Economics and Business*, 32(2), 14-23. <https://js.vnu.edu.vn/EAB/article/view/1287>
- Anning, A. y Adusei, M. (2020). An analysis of financial statement manipulation among listed manufacturing and trading firms in Ghana. *Journal of African Business*, 23(1), 165-179. <https://doi.org/10.1080/15228916.2020.1826856>
- Arias, F. J. (2018). Las facultades de gestión del Servicio de Administración Tributaria a la luz del derecho humano a la seguridad jurídica en México. ITESO.
- Badillo, D. (2021, 28 de febrero). Principales escándalos de corrupción documentados por la ASF. *El Economista*. <https://www.eleconomista.com.mx/politica/Principales-escandalos-de-corrupcion-documentados-por-la-ASF-20210228-0002.html>
- Balcázar, A. M. (2023). Una aproximación teórica al modelo Beneish, antecedentes, y casos de aplicación. *Revista CIES – ISSN-e 2216-0167*. Volumen 14. Número 1. Año 2023. Páginas 243-266. Dirección de Investigaciones – Institución Universitaria Escolme (Medellín, Colombia)
- Beneish, M. D. (1997). Detecting GAAP Violation: Implications for Assessing Earnings Management Among Firms with Extreme Financial Performance. *Journal of Accounting and Public Policy*, 16(3), 271-309.
- Beneish, M. D. (1999). The Detection of Earnings Manipulation. *Financial Analysts Journal*, Vol. 55, No. 5, pp. 24-36.

- Benligiray, S. y Onay, A. (2021). Beneish modelinin türkiye'ye uyarlanması: Tespit başarımını geliştiren bir uygulama. Muhasebe ve Finansman Dergisi, 511-528.  
<https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/1807193>
- Black, W.K. (2006) Book review: control fraud theory v. the protocols. Crime, Law and Social Change 45(3): 241–258.
- Bolsa Mexicana de Valores (2024). ¿Cómo listarse en bolsa?. Mi Empresa en BMV. Recuperado de: <https://www.bmv.com.mx/es/mi-empresa-en-bolsa/como-listarse-en-bolsa>
- Bolsa Mexicana de Valores. (2024). Código de ética profesional de la comunidad bursátil mexicana. Marco Normativo de la Bolsa Mexicana de Valores.
- Bonavito, A. (2023). Financial Statement Fraud & The Beneish M-Score. Recuperado de: <https://www.youtube.com/watch?v=hFF16W6iJfI>
- Bonsón, E.; Cortijo, V.; Flores, F. (2009). Análisis de estados financieros: Fundamentos teóricos y casos prácticos. Pearson Educación, S.A. Madrid, España.
- Brand Finance. (2022). Brand Commercial Services 100 2022. <https://brandirectory.com/rankings/commercial-services/>
- Castrellón, X.; Cuevas, G.; Calderón, R. (2021). La importancia de los estados financieros en la toma de decisiones financiera-contables. Revista Faeco Sapiens
- Charles Schwab International. (2024). Oportunidades de inversión le esperan en el mercado estadounidense. Recuperado de: <https://international.schwab.com/es/porque-invertir-en-el-mercado-bursatil-de->



Dechow, P. M., Ge, W., Larson, C. R. and Sloan, R. G. (2011), Predicting Material Accounting Misstatements. *Contemporary Accounting Research*, 28: 17–82. doi: 10.1111/j.1911-3846.2010.01041.x

Dechow, P.; Sloan, R.; Hutton, A. (1999). Causes and Consequences of Aggressive Financial Reporting Policies. Recuperado de: [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=5485](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=5485)

Del Ángel, G. A.; Haber, S.; Musacchio, A. (2006). Normas contables Bancarias en México Una guía de los cambios para legos diez años después de la crisis bancaria de 1995. *El trimestre económico*, vol. LXXIII (4), núm. 292, octubre-diciembre de 2006, pp. 903-926

Del Campo, M.; Suárez, E. (2023). Crédito Real termina contrato con Deloitte y apunta a procesos judiciales. Bloomberg. Recuperado de: <https://www.bloomberglinea.com/latinoamerica/mexico/credito-real-termina-contrato-con-deloitte-y-apunta-a-procesos-judiciales/>

Desani, H.; Hogan, C. Wilkins, M. S. (2006). The Reputational Penalty for Aggressive Accounting: Earnings Restatements and Management Turnover. *The Accounting Review*. Vol. 81, No. 1 (2006), pp. 83-112. American Accounting Association

Devincenzi, A. (2020). A dos décadas del escándalo Enron, Arthur Andersen vuelve a la Argentina. El Cronista. Recuperado de: <https://www.cronista.com/apertura/empresas/A-dos-decadas-del-escandalo-Enron-Arthur-Andersen-vuelve-a-la-Argentina-20201207-0003.html>

Díaz-Muñoz, G. (2020). Metodología del estudio piloto. *Revista chilena de radiología*. Vol.26 No.3 Santiago set. 2020. <http://dx.doi.org/10.4067/S0717-93082020000300100>

Domínguez, I. (2022). La contabilidad creativa: usos, efectos, herramientas para su detección y posibles soluciones. Universidad de Sevilla.

Domínguez-Reina, I. (2022). La contabilidad creativa: usos, efectos, herramientas para su detección y posibles soluciones. Máster universitario en auditoría y contabilidad superior. Universidad de Sevilla.

DW Documental. (2022). Auditores y servicios financieros bajo sospecha - El poder global de las Big Four. Recuperado de: <https://www.youtube.com/watch?v=42FPnvg81u4&t=14s>

Erdogan, M. y Erdogan, E. (2020). Financial Statement Manipulation: A Beneish Model Application. En S. Grima, E. Boztepe y P. J. Baldacchino (Eds.), *Contemporary Issues in Audit Management and Forensic Accounting* (pp. 173-188). Emerald Publishing Limited.

Franceschetti, B. y Koschtial, C. (2013). Do bankrupt companies manipulate earnings more than the nonbankrupt ones? *Journal of Finance and Accountancy*, 1-22. <https://citeseerx.ist.psu.edu/document?repid=rep1&type=pdf&doi=ade2818319dc312938e6a494e5c5f7741082ce49>

García, T. (2016). El Modelo Beneish. <https://www.rankia.com/blog/tomas-garcia/3212178-modelo-beneish>

García-García, J.A.; Reding-Bernal, A.; López-Alvarenga, J.C. (2013). Cálculo del tamaño de muestra en investigación en educación médica. Elsevier.

GMT Research (2016). Beneish M-Score. Obtenido de:  
<https://www.gmtresearch.com/en/accounting-ratio/beneishs-m-score/>

Gómez-Alatorre, E. (2020). Ethical Practices in Mexico's Large Companies. *The Anáhuac journal*, 20(1), 12-43. Epub 06 de diciembre de 2021.  
<https://doi.org/10.36105/theanahuacjour.2020v20n1.01>

Grimaldo, L. C. (2014). La importancia de las auditorías internas y externas dentro de las organizaciones. Universidad Militar de Nueva Granada.

Hakami, T., Rahmat, M.M., Yaacob, M.H. and Saleh, N.M., 2020. Fraud Detection Gap between Auditor and Fraud Detection Models: Evidence from Gulf Cooperation Council. *Asian Journal of Accounting and Governance*, 13(0), pp.1–13.

Halilbegovic, S., Celebic, N., Cero, E., Buljubasic, E. y Mekic, A. (2020). Application of Beneish M-score model on small and medium enterprises in Federation of Bosnia and Herzegovina. *Eastern Journal of European Studies*, 11(1), 146-163.  
[https://ejes.uaic.ro/articles/EJES2020\\_1101\\_HAL.pdf](https://ejes.uaic.ro/articles/EJES2020_1101_HAL.pdf)

Hernández-Gil, C., Losada-Rodríguez, N. A., & Orozco-Calderón, D. (2019). La influencia de la contabilidad creativa en la ética profesional del contador público. *Rev.investig.desarro.innov.*, 10 (1), 53-65. doi:  
10.19053/20278306.v10.n1.2019.10011

Hernández-Sampieri, R.; Mendoza Torres, C. P. (2018). Metodología de la investigación Las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta. Mc Graw Hill. México.

Instituto Mexicano de Contadores Públicos (IMCP). (2022). Código de Ética Profesional. Decimo segunda edición (2020).

International Auditing and Assurance Standards Board (2017). Manual de pronunciamientos Internacionales de Control de Calidad, Auditoría, Revisión, Otros Encargos de Aseguramiento, y Servicios Relacionados. Edición 2016-2017 Volumen I Obtenido de [https://www.iaasb.org/system/files/publications/files/ESP\\_IAASB\\_HB2016-2017\\_Vol\\_I\\_0.pdf](https://www.iaasb.org/system/files/publications/files/ESP_IAASB_HB2016-2017_Vol_I_0.pdf)

Isazz-Roque, D.; Caicedo-Carrero, A. (2023). Relación entre los indicadores financieros del modelo Altman Z y el puntaje Z. Revista de Ciencias de Administración y Economía. Abril-Septiembre 2023. pp.129-148. <https://doi.org/10.17163/ret.n25.2023.09>

Kara, E., Ugurlu, M., y Korpi, M. (2015). Using Beneish model in identifying accounting manipulation: an empirical study in BIST manufacturing industry sector. Journal of Accounting, Finance and Auditing Studies, 1(1), 21-39. <https://www.um.edu.mt/library/oar/handle/123456789/25939>

Kara, S., y Özcan, P. (2020). Muhasebe manipölasyonlarında yapay sinir aęlarının önemi ve bir uygulama. Muhasebe ve Denetime BAKIS = Accounting & Auditing Review, 20(60), 155-176. <https://dergipark.org.tr/en/pub/mdbakis/issue/54474/657507>

Kaur, R., Sharma, K. y Khanna, A. (2014). Detecting Earnings Management in India: A sector-wise study. European Journal of Bussiness and Management, 6(11), 11-19.

[https://www.researchgate.net/publication/264343764\\_Detecting\\_Earnings\\_Management\\_in\\_India\\_A\\_sector-wise\\_study](https://www.researchgate.net/publication/264343764_Detecting_Earnings_Management_in_India_A_sector-wise_study)

Krawiec, K.D. (2009) The return of the rogue. *Arizona Law Review* 51: 127–174. La Porta,

R., Lopez-de-Silanes, F., Shleifer, A. and Vishny, R.W. (1998) Law and finance. *Journal of Political Economy* 106(6): 1113–1155.

Levitt, A. 1998. "The Numbers Game." Securities and Exchange Commission, Remarks by Chair Arthur Levitt at New York University Center for Law and Business (Septiembre 28). Recuperado de:

<https://www.sec.gov/news/speech/speecharchive/1998/spch220.txt>

Ley del Mercado de Valores. Ley de Mercado de Valores 24 de enero de 2024. Cámara de Diputados del H. Congreso de la Unión, México. Obtenido de <https://www.diputados.gob.mx/LeyesBiblio/pdf/LMV.pdf>

Mattessich, R. (2003). Lecciones de Enron y Arthur Andersen Co. Documento de trabajo. [http://www.uam.es/personal\\_pdi/economicas/lcanibano/2007/Tema,202](http://www.uam.es/personal_pdi/economicas/lcanibano/2007/Tema,202).

Mendoza-Crespo, J. A., (2009). Detección del fraude en una auditoría de estados financieros. *PERSPECTIVAS*, (24): 227-242.

Medina, A. (2021). AlphaCredit admite fallas en contabilidad, relanzará resultados de 2018 y 2019. *Forbes México*. Recuperado de: <https://www.forbes.com.mx/alphacredit-admite-fallas-en-contabilidad-relanzara-resultados-de-2018-y-2019/>

Millán, J. (2002). Repercusiones del caso Enron en los mercados de valores y en el mundo de los negocios México, Estados Unidos y otros países. *Contaduría y*

- Administración, núm. 207, octubre-diciembre 2002, pp. 13-15. Universidad Nacional Autónoma de México. D.F. México.
- Mirdan, A. and Manhel, I. (2017). Creative accounting Standards and its techniques. *International Journal of Research*, 04(01), 939.  
<file:///Users/laura/Downloads/6772-7080-1-PB.pdf>
- Moraga, H.; Roper, E. (2018). Gobierno Corporativo y desempeño financiero de las empresas más importantes del mercado bursátil Chileno. *Revista Venezolana de Gerencia*, 23(81):144-159.
- Morris, G. D. L. (2009). Enron 101: how a group of business students sold Enron a year before the collapse. *Financial History*, (94): 12-15.
- Nardy, A., Famá, R., de Hoyos, R. y Mussa, A. (2015). Verificação da ocorrência do efeito índice no Ibovespa - 2004-2013. *Revista de Administração*, 50(2), 153-168.  
<https://doi.org/10.5700/rausp1191>
- Nugrahini, E., & Hariadi, B. (2023). The effect of internal control and earnings management on tax accounting aggressiveness. *Telaah Ilmiah Akuntansi Dan Perpajakan*, 1(3). Recuperado de:  
<https://tiara.ub.ac.id/index.php/tiara/article/view/56>
- Nyakarimi, S., Kariuki, S. y Kariuki, P. (2020). Financial Statements Manipulations Using Beneish Model and Probit Regression Model. A Case of Banking Sector in Kenya. *European Online Journal of Natural and Social Sciences*, 9(1), 253-264.  
<http://www.repository.embuni.ac.ke/handle/embuni/3900>

- Oladele, S. (2023). The Roles of Auditors in Managing the Challenges of Creative Accounting in Nigeria, *African Scholars Journal of Business Development and Management Resources*, 30(7), 59 – 66.  
[https://www.africanscholarpublications.com/wp-content/uploads/2023/10/AJBDMR\\_VOL.30\\_NO7-6.pdf](https://www.africanscholarpublications.com/wp-content/uploads/2023/10/AJBDMR_VOL.30_NO7-6.pdf)
- Ortiz, M. L.; Joya, R. Gámez, L.; Tarango, J. (2018). La teoría del triángulo del fraude en el sector empresarial mexicano. *Retos de la Dirección* 2018, 12(2): 238-255.  
DOSSIER Revista de la Universidad de México
- Özcan, A. (2018). The Use of Beneish Model in Forensic Accounting: Evidence from Turkey. *Journal of Applied Economics and Business Research*, 8(1), 57-67.  
[http://www.aebrjournal.org/uploads/6/6/2/2/6622240/joaebmarch2018\\_57\\_67.pdf](http://www.aebrjournal.org/uploads/6/6/2/2/6622240/joaebmarch2018_57_67.pdf)
- Petra, S.; Spieler, A. (2020). Accounting scandals: Enron, Worldcom, and global crossing. *Corporate Fraud Exposed*, Emerald Publishing Limited, Leeds, pp. 343-360.  
<https://doi.org/10.1108/978-1-78973-417-120201022>
- Pettí, A. M., & Fonséca, D. L. (2020). Impacto de la pandemia del COVID-19 en la. ¿Normas contables nuevas o Normas contables vigentes consecuencia del COVID-19? La Plata, Argentina.
- Pradhan, R. (2014). Z Score Estimation for Indian Banking Sector. *International Journal of Trade, Economics and Finance*, Vol. 5, No. 6, Diciembre 2014
- Pressman, S. (1998) On financial frauds and their causes. *American Journal of Economics and Sociology* 57(4): 405–421.

- Rabazo, A. (2017). El fraude contable una evidencia empírica. Departamento de Economía Financiera y Contabilidad. Universidad de Extremadura. España.
- Rahmat, M. (2016). Detecting Financial Statement Frauds in Malaysia: Comparing the Abilities of Beneish and Dechow Models. *Asian Journal of Accounting and Governance*, 7, 57-65. <http://dx.doi.org/10.17576/AJAG-2016-07-05>
- Ramírez, C. A. (2022). El covid 19 y la afectación contable en tiempos de pandemia. *Actualidad Contable Faces*, vol. 25, núm. 44, pp. 64-78. Universidad de los Andes.
- Ramírez-Orellana, A., Martínez-Romero, M. y Mariño-Garrido, T. (2016). Measuring fraud and earnings management by a case of study: Evidence from and international family business. *European Journal of Family Business*, 7(1-2), 41-53. <https://doi.org/10.1016/j.ejfb.2017.10.001>
- Real Academia Española. (2024). Definición de empresa. Recuperado de: <https://dle.rae.es/empresa?m=form>
- Repousis, S. (2016). Using Beneish model to detect corporate financial statement fraud in greece. *Journal of Financial Crime*, 23(4), 1063-1073. <https://doi.org/10.1108/JFC-11-2014-0055>
- Reurink, A. (2019). Financial Fraud: A literatura Review. *Contemporary Topics in Finance: A Collection of Literature Surveys*. Max-Planck-Institut fur Gesellschaftsforschung. *Journal of Economic Surveys*, 32: 1292-1325. <https://doi.org/10.1111/joes.12294>
- Ríos-Manríquez, M. (2013). La práctica creativa empresarial desde la perspectiva del control externo. *RIGC - Vol. XI, nº 22, Julio-Diciembre 2013*.

- Rivero, J. (2023). La importancia de invertir en prevención contra el fraude. Colegio de Contadores Públicos en México. Recuperado de: <https://www.youtube.com/watch?v=1sh4UqqMMDU>
- Rojas, A. (22 de junio 2024). Impacto de la pandemia en los estados financieros. Deloitte. Recuperado de: <https://www2.deloitte.com/pe/es/pages/audit/articles/Impacto-de-la-pandemia-en-los-estados-financieros.html>
- Romero, R. (1997). Marketing. Editora Palmir E.I.R.L.
- Roque, D. I., Escobar Rodríguez, J. H., y Gutiérrez Mejía, D. P. (2022). Detección de posible manipulación de estados financieros, aplicación del modelo Beneish M-score en empresas colombianas. *Revista Venezolana de Gerencia*, 27(100): 1577-1593. <https://doi.org/10.52080/rvgluz.27.100.18>
- Saeedy, A.; Harrup, A. (2022). Mexican Lender Crédito Real Faces Liquidation After Acknowledging Accounting Flaws; A commercial court in Mexico ordered the shadow bank to wind up its operations after creditors petitioned in New York to force it into chapter 11 there. *Wall Street Journal Pro. Bankruptcy*. New York.
- Sánchez, A. (1969). *Ética*. Grupo editorial Grijalbo. Barcelona, España.
- Shipper, K. (1989). Commentary on earnings management. *Accounting Horizons* (3): 91-202.
- Solórzano-Hernández, R. G. (2022). Modificación del Modelo Altman Z Score: Indicador de Estabilidad Financiera. *Revista Internacional Tecnológica-Educativa Docentes* 2.0. Vol. 14 (1), Abril 2022. <https://doi.org/10.37843/rted.v14i1.298>

- Spătăcean, I. (2019). Testarea Relevanței modelului Beneish pentru Entități cu Ri Reputațional confirmat. *Studia Universitatis Petru Maior. Series Oeconomica*, (13), 85-96. [http://oeconomica.umfst.ro/O\\_XIII/086%20-%20097%20TESTAREA%20RELEVANTEI%20MODELULUI%20BENEISH%20PENTRU%20ENTITATI%20CU%20RISC%20REPUTATIONAL%20CONFIRMAT,%20Ioan%20Ovidiu%20Spatacean%20.pdf](http://oeconomica.umfst.ro/O_XIII/086%20-%20097%20TESTAREA%20RELEVANTEI%20MODELULUI%20BENEISH%20PENTRU%20ENTITATI%20CU%20RISC%20REPUTATIONAL%20CONFIRMAT,%20Ioan%20Ovidiu%20Spatacean%20.pdf)
- Svabova, L. (2021). Detecting the manipulation of earnings in the company: triangulation of methods. *Globalization and its Socio-Economic Consequences 2020.SHS Web of Conferences* 92, 02061. <https://doi.org/10.1051/shsconf/20219202061>
- Svabova, L., Kramarova, K., Chutka, J., Strakova, L. (2020). Detecting earnings manipulation and fraudulent financial reporting in Slovakia. *Oeconomia Copernicana*, 11(3), 485–508.
- Talab, H., Flayyih, H. y Ali, S. (2017). Role of Beneish M-score Model in Detecting of Earnings Management Practices: Empirical study in listed banks of Iraqi Stock Exchange. *International Journal of Applied Business and Economic Research*, 15(23), 287-302.
- Tarjo y Herawati, N. (2015). Application of Beneish M-Score Models and Data Mining to Detect Financial Fraud. *Procedia Social and Behavioral Sciences*, 211, 924-930. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.11.122>
- Terreno, D. D., Campana, S. G., & Sattler, S. A. (2020). La aplicación del M-score de Beneish en empresas argentinas para la detección de la manipulación en los

- resultados. Documentos de Trabajo de Investigación de la Facultad de Ciencias Económicas (DTI-FCE), (3): 1-21.
- The New York Times (2002). Arthur Andersen is fined \$500,000. The New York Times. Recuperado de: <https://www.nytimes.com/2002/10/17/business/arthur-andersen-is-fined-500000.html>
- Timofte, C., Socoliuc, M., Grosu, V. y Coca, D. (2021). Fiscal and Accounting Fraud Risk Detection Using Beneish Model. A Romanian Case Study. *International Journal of Business and Society*, 22(1), 296-312. <https://doi.org/10.33736/ijbs.3176.2021>
- Torres, J. M. (2016). *Ética Empresarial*. Deloitte. Galaz, Yamazaki, Ruíz Urquiza, S.C.
- Toro, W. J.; Lindao, M. A.; Suárez, K.; Mosquera, G. (2021). Auditoría financiera-forense como herramienta de control y detección de fraude en la provincia de Santa Elena. *Revista Universidad y Sociedad*, 13(4), 267-276.
- Ugalde Binda, N. (2014). Las Normas Internacionales de Información Financiera: historia, impacto y nuevos retos de la IASB. *Revista De Ciencias Económicas*, 32(1), 205–216. <https://doi.org/10.15517/rce.v32i1.15058>
- Valaskova, K. y Fedorko, R. (2021). Beneish M-score: A measure of fraudulent financial transactions in global environment? *SHS Web of Conferences* 9. doi:<https://doi.org/10.1051/shsconf/20219202064>
- Value Signals. (2022). Beneish M-Score. Obtenido de: [https://www.valuesignals.com/Manuals/Scorecard/Scorecard\\_Beneish\\_M\\_Score](https://www.valuesignals.com/Manuals/Scorecard/Scorecard_Beneish_M_Score)
- Vázquez, A. (2023). La controversial impunidad en Altos Hornos de México. *La Izquierda Diario. Red Internacional de Diarios*. Recuperado de:

<https://www.laizquierdadiario.com/La-controversial-impunidad-en-Altos-Hornos-de-Mexico>

Villacorta, M. A. (2014). Responsabilidad del auditor ante el fraude empresarial. Global Conference On Business and Finance Proceedings. Vol. 9, No. 2. 2014. The Institute for Business and Finance Research.

Volkov, M. (2020). Beneish Model as a Tool for Reporting Quality Estimation: Empirical Evidence. En T. Antipova (Ed.), Integrated Science in Digital Age 2020 (pp. 60-68). Springer International Publishing.

Wanting, L. y Xiaokang, Z. (2020). Fraud Identification of Chinese Listed Companies--an Improvement Based on M-Score. Journal of Donghua University, (3), 256-262.

Wiggins, R., Piontek, T., & Metrick, A. (2014). The Lehman brothers bankruptcy a: overview. Yale program on financial stability case study.

Zeranski, S., & Sancak, I. E. (2020). Does the 'Wirecard AG' Case Address FinTech Crises?. SSRN 3666939.

Zielińska, H. (2022). Main determinants of accounting fraud, Economic studies. Economy Society Environment, 2(10), 153-170. [http://studiaekonomiczne.ans-ns.edu.pl/images/czasopismo/2022/10/SE\\_10\\_Zielinska.pdf](http://studiaekonomiczne.ans-ns.edu.pl/images/czasopismo/2022/10/SE_10_Zielinska.pdf)

Zimmerman, J. L., (2015). The role of accounting in the twenty-first century firm. Accounting and Business Research, 45(4), pp. 485-509.

Zornoza, M.; Legrand, J. (2021). Beneish's M-Score and Altman's Z-Score for analyzing stock returns of the companies listed in the S&P500. LSEG. Recuperado de: <https://developers.lseg.com/en/article-catalog/article/Beneish-M-Score-and->

Altman-Z-Score-for-analyzing-stock-returns-of-the-companies-listed-in-the-  
SP500