

AÑO 27 NO. 100
OCTUBRE-DICIEMBRE, 2022



Año 27

OCTUBRE-DICIEMBRE, 2022



Revista Venezolana de Gerencia



UNIVERSIDAD DEL ZULIA (LUZ)
Facultad de Ciencias Económicas y Sociales
Centro de Estudios de la Empresa

ISSN 1315-9984

Esta obra está bajo una licencia de Creative Commons
Reconocimiento-NoComercial-CompartirIgual 3.0 Unported.
http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/3.0/deed.es_ES

COMO CITAR: 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>

Universidad del Zulia (LUZ)
Revista Venezolana de Gerencia (RVG)
Año 27 No. 100, 2022, 1577-1593
ISSN 1315-9984 / e-ISSN 2477-9423



Detección de posible manipulación de estados financieros, aplicación del modelo Beneish M-score en empresas colombianas

Roque, Daniel Isaac*
Escobar Rodríguez, John Hernando**
Gutiérrez Mejía, Diana Patricia***

Resumen

El fraude en los estados financieros representa una grave amenaza para los usuarios de la información financiera. Desde la investigación científica se propone el uso de modelos capaces de detectar una posible distorsión en la presentación de la información financiera. Con el propósito de identificar la posible manipulación de los estados financieros en empresas colombianas se realiza la aplicación del modelo Beneish M-score. La investigación se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo, con un nivel de profundización descriptiva no experimental. El modelo de puntaje M. se aplicó a 274 empresas, donde los resultados evidencian indicios de una posible manipulación en los estados financieros en las empresas analizadas. Estos hallazgos revelan la existencia de posibles esquemas contables fraudulentos en empresas colombianas.

Palabras clave: Modelo Beneish; información financiera; fraude; detección; estados financieros.

Recibido: 20.04.22

Aceptado: 18.07.22

* Estudiante de Doctorado en Ciencias Contables y Financieras, Universidad de la Habana, Cuba. Magister en Contabilidad y Licenciado en Contabilidad y Finanzas, Universidad de la Habana, Cuba. Docente investigador, Universidad ECCL. Email: danyisaac82@gmail.com; ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-7536-025X>

** Magister en Educación Universidad Cooperativa de Colombia, Especialista en Gerencia en Gobierno y Gestión Pública y Economista de la Universidad Jorge Tadeo Lozano. Docente Investigador, Corporación Universitaria Iberoamericana. E mail: john.escobar@yahoo.com.ar; ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-8516-2433>

*** Estudiante Doctorado en Desarrollo Local y Cooperación Internacional Universidad Politécnica de Valencia, España. Magister en Ciencias Económicas; Universidad Santo Tomás, Colombia, Economista; Universidad Nacional de Colombia - Sede Medellín; Docente Investigadora, Universidad Santo Tomás, Colombia. Email: dpgutier@gmail.com; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1673-508X>

Detection of possible manipulation of financial statements, application of the Beneish M-score model in Colombian companies

Abstract

Fraud in financial statements represents a serious threat to users of financial information. Scientific research proposes the use of models capable of detecting a possible distortion in the presentation of financial information. In order to identify the possible manipulation of financial statements in Colombian companies, the Beneish M-score model is applied. The research was developed under a quantitative approach, with a non-experimental descriptive level of depth. The M-score model was applied to 274 companies, where the results show evidence of possible manipulation in the financial statements of the companies analyzed. These findings reveal the existence of possible fraudulent accounting schemes in Colombian companies.

Keywords: Beneish model; financial information; fraud, detection.

1. Introducción

Los fraudes financieros generan distorsiones a nivel financiero, económico y social. En países como Estados Unidos, los fraudes financieros han sido causantes de diferentes controversias a lo largo de la historia, uno de los casos de fraude contable más importante en el mundo fue el de Enron Corporation (Adam, 2002). Los altos directivos de Enron mintieron a los inversores acerca de las finanzas de la empresa con el propósito de incrementar el valor de las acciones mediante un plan de actuación para enriquecerse a expensas de los accionistas (Eriksen & de Hoyos, 2005).

Tras las revelaciones de las prácticas indebidas de Enron y una serie de escándalos financieros en los cuales se vieron involucradas

empresas modelos, en julio del 2002 el Congreso de los Estados Unidos aprobó la Ley Sarbanes Oxley (Eriksen & de Hoyos, 2005). La Ley tiene por objeto, establecer medidas de control interno más rígidas y eficientes para evitar que las empresas realicen fraudes, garantizando la protección y seguridad de los inversionistas (Chilito & Ávila, 2014). Para los profesionales en las áreas contables esta ley obliga a extenderse en sus pruebas sustantivas antes de emitir una opinión que avale la información financiera presentada en los estados financieros de las compañías.

Otros casos destacados con relación a fraudes financieros fueron los realizados por las compañías WorldCom y Lehman Brothers. Estas organizaciones fueron investigadas por maniobras indebidas en su proceso

contable, debido a la contabilización de forma irregular de más de 4000 millones de dólares en gastos. Estas irregularidades en el proceso contable ocasionaron la malversación de fondos, provocando que inflaran artificialmente los ingresos netos y sus beneficios brutos (Moreira, 2013).

Tras varios casos de divulgación insuficiente de la información financiera, la Comisión de Bolsa y Valores de los Estados Unidos emite una serie de guías sobre los requisitos de divulgación para políticas contables críticas [CAP]. Las políticas contables críticas son divulgaciones específicas de la empresa que se centran en describir elementos o áreas individuales de los estados financieros que requieren un juicio más subjetivo y/o complejo (Szerwo, 2020).

Si bien el propósito de la Comisión de Bolsa y Valores de los Estados Unidos era aumentar la transparencia en estas áreas contables. Los estudios realizados por Glendening (2017) y Glendening et al, (2019) muestran evidencias empíricas sobre la efectividad de los CAP en la divulgación de la información financiera en algunas áreas de las organizaciones, pero no en todas. A partir de lo antes expuesto existen razones potenciales para no encontrar una asociación (o encontrar una negativa) entre los CAP y el reconocimiento de los riesgos en la divulgación de la información financiera (Szerwo, 2020).

La Association of Certified Fraud Examiners [ACFE] en su Reporte Anual de Naciones reconoce tres grupos de fraudes: corrupción, apropiación indebida de activos y el fraude en los estados financieros. El informe anual de naciones para el año 2022 estudia 95 casos de 23 países de la región de América Latina y el Caribe, siendo los países más representativos en este

estudio México, Brasil, Argentina y Colombia. Según la ACFE de los casos estudiados el 59% de estos estaban representados por corrupción, mientras que el 17% por fraudes en los estados financieros.

En el contexto colombiano el fenómeno de la corrupción ha trascendido en las últimas décadas, casos como Interbolsa, Caprecom, Foncolpuertos o Dragacol y la pirámide financiera constituida a través de la empresa DMG Holding S.A han representados casos de escándalos financieros y de corrupción. El fenómeno de la corrupción con el tiempo ha ido aumentando, subdividiéndose en distintos tipos de fraude, siendo la elaboración de estados financieros maquillados y la malversación de activos las más recurrentes (Urrego & Hincapié, 2019). En Colombia el fraude de estados financieros es sin duda una de las problemáticas que causa más efectos nocivos al interior de las empresas en las que se comete el ilícito (Zambrano, 2015). De acuerdo con Salas & Reyes (2015) ninguna organización es inmune al fraude y se ha convertido en una de las principales preocupaciones de las organizaciones (Angulo et al, 2021).

La manipulación de estados financieros es una práctica utilizada por las empresas (Urrego & Hincapié, 2019), su detección presenta un grado de dificultad cada vez mayor, ya que sus perpetradores diseñan técnicas más sofisticadas para hacerlo indetectable (Zambrano, 2015). Por tal razón, las empresas deben implementar estrategias disuasivas y de control para evitar que se cometan fraudes que atente contra la estabilidad y funcionamiento de la organización (Acosta & Guardiola, 2019). Por ende, es importante la implementación de herramientas

confiables que revelen posibles irregularidades en la presentación y divulgación de la información financiera. En este sentido, la investigación que se presenta tiene como objetivo, aplicar el modelo Beneish como herramienta de detección de posible fraude en los estados financieros en empresas colombianas.

2. Aproximaciones teóricas sobre el fraude financiero

Las preocupaciones sobre la prevención del fraude financiero aumentan a medida que los casos y el impacto negativo del fraude se han intensificado a lo largo de los años. Se considera que el fraude en los estados financieros es el más preocupante, ya que involucra a la administración de la empresa y causa la mayor pérdida para los inversores (Aghghaleh et al, 2016).

Los estados financieros fraudulentos pueden ser en forma de manipulación, falsificación, cambios en los registros contables o documentos de respaldo, que son la fuente de datos para la presentación de los estados financieros. Autores como Mantone (2013); Mahama (2015) y Kamal et al, (2016) enfatizan que el fraude en los estados financieros también puede presentarse en forma de tergiversación u omisión de información o transacciones que tienen un efecto significativo en los reportes financieros de la empresa. La aplicación incorrecta de los principios de contabilidad generalmente aceptados [PCGA] o Normas Internacionales de Información Financiera [NIIF], resultan en diferencias en el monto, clasificación, presentación y métodos de divulgación de la información financiera lo que resulta en informes financieros fraudulentos (Magrath & Weld, 2002).

La manipulación contable es la violación de las reglas contables por parte de la gerencia para reflejar positivamente el desempeño financiero de la empresa a través de esquemas ilegales de administración de ganancias (Beneish, 1999). Al no ser detectada con facilidad la manipulación contable se perfila como una alternativa de efecto negativo que utilizan las organizaciones para evadir y disfrazar su propia realidad. Los alcances de la manipulación contable han tomado bastante relevancia en la última década, ya que la estructura en las operaciones de gestión administrativa y contable en el registro de la información está determinada por diferentes tecnicismos que hacen complicada la auditoría de estos registros por parte de los auditores. De esta manera al no ser detectada con facilidad la manipulación de la información, la contabilidad creativa toma una mayor ventaja en la tergiversación financiera lo que repercute en la toma de decisiones de las unidades económicas. Para evitar este tipo de situación es necesario contar con una herramienta que garantice que los estados financieros presentados no están influenciados por una incorrección material.

Desde la investigación científica asociada a la auditoría, finanzas y contabilidad se han efectuado diferentes propuestas de herramientas que permitan la detección de prácticas contables engañosas. Entre las diferentes herramientas propuestas se encuentran las formuladas por autores como de Jones (1991); Dechow et al, (1995); Beneish (1999) y Dechow et al, (2011), los autores proponen la detección de informes financieros fraudulentos mediante análisis estadístico interactivo de discriminación múltiple utilizando razones financieras

como recursos esenciales para la detección de estas prácticas indebidas. Otros estudios se centran en la eficacia de los procedimientos de auditoría como mecanismo para detectar el fraude financiero Spathis (2002) y Kaminski et al, (2004).

La detección de fraude a través del control es propuesta por Bierstaker et al, (2006) y Gottschalk (2011) determinando la importancia que se debe tener con respecto a este tema en todas las organizaciones, de esta manera el control se hace evidente dentro de estos estamentos de la compañía.

Entre las herramientas más certera y confiable para detectar fraudes financieros se encuentra el modelo Beneish M-Score (Herawati, 2015), modelo matemático utilizado para detectar la ocurrencia de fraude sobre informes financieros (Mehta & Bhavani, 2017). El modelo Beneish M-Score es una herramienta forense financiera que se utiliza para detectar áreas de posible manipulación en los estados financieros de la empresa por parte de contadores forenses, auditores y reguladores (MacCarthy, 2017).

El Beneish M-Score adopta algunas métricas financieras para identificar el grado de manipulación de las ganancias de una empresa (Mahama, 2015). La puntuación total del modelo indica el nivel de probabilidad de manipulación de ganancias y fraude en los estados financieros Mantone (2013) y Kamal et al, (2016). El modelo Beneish es conocido por su popularidad, simplicidad y fiabilidad (Talab et al, 2018) convirtiéndose en una herramienta aceptada para detectar fraudes en las organizaciones (Aghghaleh et al, 2016).

Varios han sido los estudios sobre la aplicación del modelo de manipulación de ganancias. Entre estos estudios

se destaca la aplicación del modelo M-score en empresas de Polonia (Hołda, 2020). Los autores Halilbegovic, et al, (2020) aplican el modelo a pequeñas y medianas empresas en la Federación de Bosnia y Herzegovina. Autores como Ozcan, (2018) y Shah et al, (2018) realizan la identificación de probables empresas manipuladores de ganancias en compañías de Turquía y la India. Mientras que Repousis, (2016) se centra en la realización de pruebas empíricas a empresas de Grecia. Las investigaciones antes mencionadas se centran en la realización de pruebas empíricas del modelo de puntaje Z, con el objetivo de identificar una posible manipulación de los estados financieros. Los resultados de los estudios antes descritos corroboran la eficacia y fiabilidad del modelo Beneish como herramienta forense financiera para la detección de posible manipulación en los informes financieros.

En el contexto latinoamericano se evidencia la aplicación del modelo en empresas de Brasil (Da Silva et al, 2019), mientras que (Terreno et al, 2020) y (Panella & Baronio, 2020) realizan la aplicación del modelo en empresas argentinas. Para el caso de Colombia no se evidencia ningún estudio sobre la aplicación del modelo Beneish M-score.

3. Aproximaciones metodológicas

La investigación se efectuó bajo un enfoque cuantitativo que permite identificar la manipulación contable mediante el análisis de los estados financieros, ya que se busca expresar una correlación entre variables que pueden ser medidos con puntuaciones numéricas, es decir se trabaja con aspectos observables y medibles

de la realidad según lo establece Kerlinger y Lee (2002). Adicional a esto la investigación tiene un alcance descriptivo, puesto que se busca especificar características importantes del fenómeno analizado (manipulación de la información financiera) y se describen tendencias en el grupo o población de interés (Hernández et al, 2014:92), mediante la revisión de información financiera reportada en el Sistema Integrado de Información Societaria [SIIS] de la Superintendencia de Sociedades de Colombia.

Para identificar la muestra de estudio se considera como criterio de

selección las empresas que reportaron de forma regular información financiera en el SIIS durante el periodo 2016-2020. El criterio de selección se aplicó a unidades económicas clasificadas como empresas grandes. Esta clasificación se efectúa a partir de lo instituido en la Ley 590 de 2000, modificada por la Ley 905 de 2004, donde se reconoce que el tamaño de los activos de las empresas se calcula a partir del salario mínimo mensual legal vigente [SMMLV]. La estratificación se efectuó tomando como referencia los SMMLV para la ventana de observación (2016-2020), en la tabla 1 se muestra los valores definidos:

Tabla 1
Salario mínimo mensual legal vigente (SMMLV).

Año	2016	2017	2018	2019	2020
SMMLV	689.455	737.717	781.242	828.116	877.803

Fuente: Elaboración propia.

El criterio de selección aplicado permite identificar como muestra de estudio un total de 274 empresas grandes. La selección de la muestra objeto de investigación se realiza teniendo en cuenta la Ley 1581 de 2012 sobre Protección de Datos Personales. Una vez identificado la muestra de análisis se procede a la aplicación de Modelo Beneish M-Score, mediante el cálculo de los siguientes indicadores contables (Beneish, 1999):

Índice de ventas (DSRI) mide la relación del crecimiento de las ventas al crédito y las ventas del ejercicio en comparación con el año actual versus el año anterior. Un crecimiento

proporcional de las cuentas por cobrar por concepto de ventas representa una implementación de una política comercial que garantice las ventas a créditos; sin embargo, un aumento desproporcional de las cuentas por cobrar por concepto de ventas podría indicar un aumento simulado de las ventas.

$$DSRI = \frac{\frac{Cuentas\ por\ cobrar_t}{Ventas_t}}{\frac{Cuentas\ por\ cobrar_{t-1}}{Ventas_{t-1}}}$$

(Ecuación 1)

Índice de margen bruto [GMI] mide la relación entre el margen bruto del año anterior y el del año analizado. Un resultado negativo del margen bruto de ventas representa un contexto desalentador para la empresa, por tal razón el aumento de las ventas y/o disminución de los costos de venta puede ser un mecanismo viable para enmascarar el resultado real de la empresa.

$$GMI = \frac{\frac{Ventas_{t-1} - Costo de venta_{t-1}}{Ventas_{t-1}}}{\frac{Ventas_t - Costo de venta_t}{Ventas_t}}$$

(Ecuación 2)

Índice de calidad de activos [AQI] mide la calidad de los activos mediante la relación entre los activos no corrientes distintos de la propiedad planta y equipo y los activos totales de un año con relación a otro. El aumento de AQI con relación al año anterior, puede indicar una mayor propensión a activar gastos y de esa forma diferirlos. Es de esperar una relación positiva entre el AQI y la probabilidad de manipulación de los resultados (Terreno et al, 2020).

$$AQI = \frac{\frac{[1 - (Activos no Corriente_t - PP\&E_t)]}{Activos totales_t}}{[1 - (Activos no Corriente_{t-1} - PP\&E_{t-1})] / Activos totales_{t-1}}$$

(Ecuación 3)

Índice de crecimiento de ventas [SGI] mide el crecimiento de los ingresos en un año con respecto a los ingresos del año anterior. El aumento de las ventas puede ser un comportamiento

normal a interior de la empresa, pero un crecimiento de las ventas provoca una mayor necesidad de capital (Terreno et al, 2020). Esta necesidad de financiación pudiera ser un detonante para aumentar los resultados contables con el propósito de conseguir capitales a menor costo.

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

(Ecuación 4)

Índice de depreciación [DEPI] mide la relación entre el gasto de depreciación y el valor bruto de PPE en un año con respecto al año anterior. Una variación de este índice puede ser motivo de la implementación de un nuevo método de depreciación que permita la disminución de este índice o la redefinición (incremento) de la vida útil de los activos.

$$DEPI = \frac{\frac{Depreciación_{t-1}}{Depreciación_{t-1} + PP\&E_{t-1}}}{\frac{Depreciación_t}{Depreciación_t + PP\&E_t}}$$

(Ecuación 5)

Índice de Gastos Generales, Administrativos y de Ventas [SGAI], el índice es una medida de la relación SGAI a ventas en un año con respecto al año anterior. Una variación (aumento) de los gastos generales, administrativos y de ventas es una señal negativa sobre el desempeño financiero de la empresa, esta situación pudiera ser conllevar a cometer fraude.

$$SGAI = \frac{\frac{Gastos\ GAV_t}{Ventas_t}}{\frac{Gastos\ GAV_{t-1}}{Ventas_{t-1}}}$$

(Ecuación 6)

Índice de acumulaciones totales a activos totales [TATA]: Relaciona los resultados del ejercicio, con el flujo de efectivo de las actividades de explotación y el total activo. Este índice mide indica el grado en que los directivos hacen un manejo discrecional de las alternativas contables para alterar los resultados (Terreno, et al, 2020).

$$TATA = \frac{Resultado\ del\ ejercicio_t - Flujo\ de\ efectivo\ operaciones_t}{Activos\ totales_t}$$

(Ecuación 7)

Índice de apalancamiento [LVGI] mide el apalancamiento describe la estructura financiera de una empresa. La disminución de los niveles de endeudamiento para no incumplir con los contratos de deuda o mostrar un menor riesgo de insolvencia (Terreno et al, 2020).

$$M = -4.84 + 0.92 * DSRI + 0.528 * GMI + 0.404 * AQI + 0.892 * SGI + 0.115 * DEPI - 0.172 * SGAI + 4.679 * TATA - 0.327 * LVGI$$

(Ecuación 9)

$$LVGI = \frac{\frac{Pasivo\ Corriente_t + Deuda\ total\ LP_t}{Activo\ total_t}}{\frac{Pasivo\ Corriente_{t-1} + Deuda\ total\ LP_{t-1}}{Activo\ total_{t-1}}}$$

(Ecuación 8)

Para la aplicación del modelo de puntaje M (ecuación 9) se parte de un valor constante y los siguientes componentes están representados por la multiplicación de los índices por valores obtenidos mediante una regresión probit (Beneish, 1999).

Los resultados obtenidos se analizan a partir de los siguientes criterios de decisión:

- Una puntuación del modelo inferior a -2,22 indica que la organización no presenta indicios de manipulación de los estados financieros.
- Una puntuación del modelo superior a -2,22 indica que la compañía presenta altas probabilidades de manipular la información contable.

Como elemento de la investigación se propone el uso de una técnica econométrica. Para tal fin se propone un

modelo de carácter probabilístico Probit¹ (ecuación 10) a partir del modelo Beneish M-Score para cada año de estudio, donde se establece la probabilidad que se presente manipulación de la información financiera, la cual se define dentro del intervalo entre cero (0) y uno (1).

$$\text{Función Probit} = P_i = \int_{-\infty}^{x_i\beta} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt$$

(Ecuación 10)

4. Aplicación del modelo: Resultados

Los resultados de la aplicación del modelo Beneish M-score en las 274 empresas objeto de estudio se muestran en la tabla 2.

Tabla 2
Medición de la manipulación contable 2016-2020

Observación	Empresas manipuladoras		Empresas no manipuladoras	
	Cantidad	Peso Relativo	Cantidad	Peso Relativo
2016	204	74%	70	26%
2017	142	52%	132	48%
2018	128	47%	146	53%
2019	136	50%	138	50%
2020	90	33%	184	67%
Total (2016-2020)	700	51%	670	49%

Fuente: Elaboración propia.

Para el grupo de unidades económicas analizadas la proporción de posibles empresas manipuladoras mostró una tendencia decreciente durante los años (2016-2018). En el año 2019 el número de empresas con indicios de manipulador fue de 136 presentando un leve aumento con relación al comportamiento que se venía experimentando en los años (2016-2018). Para el año 2020 las empresas

con indicios de perfil manipulador alcanzan el menor valor (90) de acuerdo con la ventana de observación estudiada.

La aplicación del modelo Beneish M-score en las 274 unidades económicas estudiadas muestra que solo 12 de las empresas no evidencian indicio de manipulación de los estados financieros. Los resultados del modelo de puntaje M muestran que 34 empresas del total de la muestra analizada evidencian

1 Para este modelo Probit se define la probabilidad como la acumulativa de la normal estándar (ecuación 10) y queda confinada al intervalo [0,1] (Montenegro, s.f., p. 297).

indicios de manipulación al menos en una (1) ocasión. Mediante la aplicación del modelo se diagnostica que 80 de las empresas analizadas presentaron indicios de dos (2) posibles momentos de manipulación financiera. Del grupo de empresas analizadas se identificaron 95 empresas que al menos en tres (3) ocasiones experimentan prácticas indebidas. En los resultados se identifica un total de 44 empresas que al menos en cuatro (4) ocasiones muestra indicios

de reportes financieros manipulados. Como último resultado se identificó que nueve (9) de las 274 empresas evidenciaron indicios de manipulación durante los cinco (5) años analizados, lo que permite inferir que puede ser una práctica recurrente en estas unidades económicas.

En cuanto al modelo econométrico, su estructura se muestra en el cuadro 1 y ecuación 11.

Cuadro 1
Variables del modelo econométrico.

Variable		Descripción	Tipo de Variable
Manipulador	Dependiente	Se tomó los no manipuladores, aquellos con una puntuación del modelo inferior a -2,22 y se codifica como: No=0 Se tomó los manipuladores, aquellos con una puntuación del modelo superior a -2,22 y se codifica como: Si=1	Dummy
DSRI	Independiente	Índice de ventas	Nominal
GMI		Índice de margen bruto	
AQI		Índice de calidad de activos.	
SGI		Índice de crecimiento de ventas	
DEPI		Índice de depreciación	
SGAI		Índice de Gastos Generales, Administrativos y de Ventas	
TATA		Índice de acumulaciones totales a activos totales	
LVGI		Índice de apalancamiento	

Fuente: Elaboración propia.

En la ecuación 11 se presenta el modelo econométrico propuesto:

$$\begin{aligned}
 Mp_i = & \beta_0 + \beta_1 DSRI_i + \beta_2 GMI_i + \beta_3 AQI_i + \\
 & \beta_4 SGI_i + \beta_5 DEPI_i + \beta_6 SGA_i + \beta_7 TATA_i + \\
 & \beta_8 LVGI_i + \varepsilon_i
 \end{aligned}$$

(Ecuación 11)

Donde ε_i es el error, los los coeficientes de las variables establecidas e los individuos, es decir las 274 empresas objeto de estudio.

En cuanto a los resultados del modelo econométrico obtenidos mediante Stata 14, se alcanzan las siguientes probabilidades (tabla 3) para cada año en el periodo 2016–2020. Es importante resaltar que esta probabilidad se halla solo con las

variables estadísticamente significativas para cada año, es decir las que su valor p está entre 0,0 y 1, lo cual refleja un nivel de confianza entre 0 y el 99%.

Por simplicidad en la presentación de este proceso se incorpora el modelo por año donde todas las variables son significativas.

Tabla 3
Salidas Stata: Probabilidad y Efectos Marginales

Año 2020						
Marginal effects after probit						
y = Pr(var10) (predict)						
= ,44465759						
Variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[95% C.I.]	X
GMI	,1929731	,08021	2,41	0,016	,035774 ,350172	134,696
DEPI	,1074234	,06421	1,67	0,094	-,018422 ,233269	,195413
TATA	,2043282	,06093	3,35	0,001	,0849 ,323756	-,135242
LVGI	-,2096292	,08034	-2,61	0,009	-,367089 -,05217	,792107
Año 2019						
Marginal effects after probit						
y = Pr(var10) (predict)						
= ,78681484						
variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[95% C.I.]	X
SGI	,0455077	,00803	5,67	0,000	,029764 ,061251	658,852
GMI	,1203184	,07107	1,69	0,090	-,01898 ,259617	,691438
TATA	,0785706	,04245	1,85	0,064	-,004638 ,161779	-,07931
Año 2018						
Marginal effects after probit						
y = Pr(var10) (predict)						
= ,60488688						
variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[95% C.I.]	X
SGI	,5065217	,09292	5,45	0,000	,324396 ,688647	13,663
SIGA	,6022228	,24247	2,48	0,013	,126981 1,07746	,202739
TATA	,4849847	,06622	7,32	0,000	,355191 ,614779	-,016895
Año 2017						
Marginal effects after probit						
y = Pr(var10) (predict)						

Tabla 3

= ,95500684						
Variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[95% C.I.]	X
DSRI	,0756554	,04215	1,79	0,073	-,006965 ,158276	160,417
SMI	,1535077	,06413	2,39	0,017	,027821 ,279195	113,161
DEPI	,1585867	,06852	2,31	0,021	,024281 ,292892	,399148
SIGA	-,1351297	,08042	-1,68	0,093	-,292743 ,022483	,289471
Año 2016						
Marginal effects after probit						
y = Pr(var10) (predict)						
= ,94846048						
Variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[95% C.I.]	X
DSRI	,0006083	,00014	4,26	0,000	,000328 ,000889	136, 2
SIGI	,0847758	,05194	1,63	0,103	-,017029 ,186581	139.718

Fuente: Consolidado a partir de las salidas de Stata 14.

A continuación, se presentan las probabilidades halladas de manera consolidada en la tabla 4.

Tabla 4
Conjunto de probabilidades de existencia de manipulación contable a partir de un modelo Probit por año.

Año	2016	2017	2018	2019	2020
Probabilidad	94,84%	95,50%	60,48%	78,68%	44,46%

Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas de Stata 14.

Los resultados que se muestran en la tabla 4 son coherentes con los resultados de la aplicación del modelo Beneish M-score. Dado que, en todos los periodos analizados, existe una probabilidad significativa de presentar indicios de manipulación de la información financiera.

Con relación a los efectos marginales (tabla 5), es decir los efectos de las variables (indicadores

del modelo Beneish M-score) que determinan la existencia de indicios de manipulación contable. Se establece un efecto importante del indicador SGI para cuatro de los cinco, donde en el año 2018 por cada punto porcentual que aumente el indicador, la probabilidad de manipulación aumenta en un 50,65%.

Por su parte el indicador GMI, presenta el mayor efecto marginal en el año 2020 con un 19,29% cuando

aumente en un punto porcentual, para el DEPI, se da en 2017 con 15,85%, el TATA en 2018 con 48,49%, el LVGI, presenta un efecto negativo en 2020, el

SGAI en 2018 con 60,22%, el DSRI en 2017 con un 7,56% y el SMI en el mismo año con un 15,35% por cada aumento en un punto porcentual del indicador.

Tabla 5
Efectos marginales consolidados de los indicadores del modelo Beneish M-score

Variable	dy/dx				
	2016	2017	2018	2019	2020
GMI	N/A	N/A	N/A	,1203184	,1929731
DEPI	N/A	,1585867	N/A	N/A	,1074234
TATA	N/A	N/A	,4849847	,0785706	,2043282
LVGI	N/A	N/A	N/A	N/A	-.2096292
SGI	,0847758	-,1351297	,5065217	,0455077	N/A
SGAI	N/A	N/A	,6022228	N/A	N/A
DSRI	,0006083	,0756554	N/A	N/A	N/A
AQI	N/A	,1535077	N/A	N/A	N/A

Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas de Stata 14.

N/A: No aplica

A partir de los resultados obtenidos de los modelos Beneish M-score y el Probit se puede considerar que existe

un ajuste a partir de diferentes pruebas o test de bondad realizadas para todos los años, tabla 6.

Tabla 6
Pruebas de Bondad

Año - Modelo	Estatgof Prob> chi2	Estatclass Correctlyclassified	Iroc area under ROC curve
2016	0,4009	75,91%	0,6994
2017	0,8667	71,17%	0,7977
2018	0,0000	80,29%	0,8626
2019	0,5520	62,04%	0,6829
2020	0,4338	71,17%	0,6967

Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas de Stata 14.

Entre las pruebas de bondad realizadas se encuentran Estatgof, Estatclass y la prueba Iroc. Para el caso de la prueba Estatgof los resultados muestran que en cuatro de los cinco años presentan una probabilidad superior al 0,05. El resultado de la prueba Estatclass, se obtiene que en uno de los periodos analizados la especificación de los datos es de un 62,04%, mientras que para los otros se encuentra sobre el 70%, lo cual puede considerarse como positivo. Mientras que la prueba Iroc, muestra como resultado más bajo para la bondad de ajuste un valor de 0,6829 (año 2017), mientras que el mayor resultado se obtiene para el año 2016 con un valor de 0,8626.

5. Conclusiones

Este estudio contribuye a la revelación del fraude en los estados financieros, ya que extiende el apoyo a la confiabilidad del modelo BeneishM-Score para detectar reportes financieros fraudulentos. Si bien el modelo de puntaje M es un método probabilístico, por ende, los resultados que se obtienen no son 100% precisos, lo cual representa una de las principales limitaciones del estudio. Sin embargo, los resultados obtenidos son consistentes con los resultados de numerosos estudios de autores de varios países y confirman la efectividad del modelo Beneish para detectar la manipulación de los estados financieros.

La investigación evidencia que existen empresas colombianas que muestran indicios de prácticas contables engañosas, una posible aplicación incorrecta de las NIIF plenas y posible fraude en la presentación de los reportes financieros.

Los hallazgos son importantes

para los entes de control (contadores, revisores fiscales, administradores, gerentes, reguladores y auditores), dado que pueden utilizar el modelo de puntaje M para comprobar si hay posibles irregularidades en la presentación y divulgación de los reportes financieros.

La aplicación del modelo facilita la generación de perfiles de riesgos para el proceso de auditoría de los estados financieros de las empresas colombianas. Mediante su aplicación se puede identificar a priori posibles violaciones de las NIIF plenas, las cuales puede ayudar al equipo de auditoría a centrarse durante el desarrollo del trabajo de campo.

El uso de los CAP puede ser importante para la descripción de la situación y los resultados financieros de una empresa por razones distintas a la divulgación del riesgo de información financiera. Sin embargo, para la identificación de las áreas contables más difíciles, subjetivas y/o complejas los directivos deben aplicar herramientas financieras que garanticen la tipificación del riesgo en los estados financieros proporcionados. La investigación desarrollada propone el uso del modelo Beneish como herramienta financiera forense que permita ejercer controles más eficaces para determinar la detección de posibles inconsistencias en la presentación de la información financiera.

Durante el desarrollo de la investigación no se evidenció la existencia de un estudio previo sobre la aplicación del modelo Beneish M-score como herramienta confiable para identificar empresas colombianas que practican manipulación de ganancias y reportan informes financieros fraudulentos. Teniendo esto en cuenta, el resultado de la investigación sirve

como base para futuras investigaciones en temas asociados a la manipulación y fraude financiero.

El fraude de estados financieros se reconoce como un riesgo oculto en las empresas, por tal motivo desde la administración se deben implementar un sistema de control que garantice la prevención y detección de fraude. Este sistema debe contemplar actividades que garantice la detección de fallas en los procedimientos de trabajo, errores involuntarios y/o actividades de fraude. Entre las actividades más significativas de control se propone: delimitación de funciones; revisión, vigilancia y seguimiento de las funciones de cada cargo; ejercicios de auditoría interna y externa; revisión periódica de documentos soporte, transacciones y operaciones; revisión y conciliación de cuentas contables entre otras. Unido a las actividades de control antes mencionadas, desde la gerencia de la empresa se debe promover la aplicación del código de ética profesional, la tolerancia cero al fraude y las denuncia a los entes reguladores de posibles irregularidades.

Referencias bibliográficas

- Adam, A. A. (2002). Enron-Andersen Un caso para análisis y reflexión. *Contaduría y Administración*, (207), 31-37.
- Acosta, R.A., Guardiola, L.F. (2019). Influencia de la Auditoría forense en la detección del fraude en Colombia. *Reflexiones contables*, 2(2), 87-101.
- Aghghaleh, S. F., Mohamed, Z. M., & Rahmat, M. 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>
- Angulo, Y. Z., Ochoa, A. V. & Bohórquez, N. del P. (2021). Competencia de los auditores externos en Colombia y situaciones que permiten la detección del fraude. *Revista Colombiana de Contabilidad*, 9(17), 17-38.
- Beneish, M.D. (1999). The detection of earnings manipulation. *Financial Analysts Journal* 55(5), 24-36. <https://doi.org/10.2469/faj.v55.n5.2296>
- Bierstaker, J. L., Brody, R. G., & Pacini, C. (2006). Accountants' perceptions regarding fraud detection and prevention methods. *Managerial Auditing Journal*, 21(5), 520-535. <https://doi.org/10.1108/02686900610667283>
- Chilito, E. S. M., & Ávila, D. L. S. (2014). La Ley Sarbanes-Oxley y su necesidad en las entidades colombianas como solución a los casos de corrupción en temas financieros. *Revista Activos*, 12(22), 195-228.
- Congreso de la República de Colombia. (2012) *Ley Estatutaria 1581*. Diario Oficial No. 48.587 de 18 de octubre de 2012.
- Da Silva, A. C. M., Albuquerque, C. C., & Da Costa Vieira, P. R. (2019). Adoção do método Beneish Score nas empresas públicas brasileiras de capital aberto e o impacto nasuasações. *Revista Vianna Sapiens*, 10(1), 32-32. <https://doi.org/10.31994/rvs.v10i1.574>
- Dechow, P. M., Ge, W., Larson, C. R., & Sloan, R. G. (2011). Predicting material accounting misstatements. *Contemporary Accounting Research*, 28(1), 17-82. <https://doi.org/10.1111/j.1911-3846.2010.01041.x>
- Dechow, P. M., Sloan, R. G., & Sweeney, A. P. (1995). Detecting earnings

- management. *Accounting Review*, 193-225.
- Eriksen, S. D., & de Hoyos, I. U. (2005). La corrupción, Enron y la Ley Sarbanes & Oxley. *Estrategia Financiera*, 218, 54-61.
- Glendening, M. (2017). Critical accounting estimate disclosures and the predictive value of earnings. *Accounting Horizons*, 31(4), 1-12. <https://doi.org/10.2308/acch-51801>
- Glendening, M., Mauldin, E., & Shaw, K. W. (2019). Determinants and consequences of quantitative critical accounting estimate disclosures. *The Accounting Review*, 94(5), 189-218. <https://doi.org/10.2308/accr-52368>
- Gottschalk, P. (2011). Prevention of White-Collar Crime: The Role of Accounting. *Journal of Forensic & Investigative Accounting*, 3(1), 23-48.
- Halilbegovic, S., Celebic, N., Cero, E., Buljubasic, E., & 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).
- 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>
- Hernández, R., Fernández, C. y Baptista, P. (2014). Metodología de la Investigación. Sexta Edición. McGraw-Hill. México D.F.
- Holda, A. (2020). Using the Beneish M-score model: Evidence from nonfinancial companies listed on the Warsaw Stock Exchange. *Investment Management and Financial Innovations*, 17(4), 389-401. [https://doi.org/10.21511/imfi.17\(4\).2020.33](https://doi.org/10.21511/imfi.17(4).2020.33)
- Kerlinger, F., & Lee, H. (2002). Investigación del comportamiento: Métodos de investigación en ciencias sociales. McGraw-Hill. México D.F.
- Jones, J. J., (1991). Earnings management during import relief investigations. *Journal of Accounting Research*, 29(2), 193-228. <https://doi.org/10.2307/2491047>
- Kamal, M. E. M., Salleh, M. F. M., & Ahmad, A. (2016). Detecting financial statement fraud by Malaysian public listed companies: The reliability of the Beneish M-Score model. *Jurnal Pengurusan (UKM Journal of Management)*, 46, 23 - 32.
- Kaminski, K. A., Wetzel, T. S., & Guan, L. (2004). ¿Can financial ratios detect fraudulent financial reporting? *Managerial Auditing Journal*, 19(1), 15-28. <https://doi.org/10.1108/02686900410509802>
- MacCarthy, J. (2017). Using Altman Z-score and Beneish M-score Models to Detect Financial Fraud and Corporate Failure: A Case Study of Enron Corporation. *International Journal of Finance and Accounting*, 6(6), 159-166. <https://doi.org/10.5923/j.ijfa.20170606.01>
- Magrath, L. & Weld, L.G. (2002). Abusive earnings management and early warnings signs. *The CPA Journal* 72(8), 51-54.
- Mahama, M. (2015). Detecting corporate fraud and financial distress using the Altman and Beneish models the case of Enron Corp. *International Journal of Economics, Commerce and Management*, 3(1), 1-18.
- Mantone, P.S. (2013). *Using Analytics to Detect Possible Fraud: Tools and Techniques*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.

- Mehta, A. & Bhavani, G. (2017). Application of forensic tools to detect fraud: The case of Toshiba. *Journal of Forensic and Investigative Accounting*, 9(1), 692-710.
- Montenegro, A. (Sin fecha). *Econometría intermedia y básica*. Universidad Javeriana.
- Moreira, J. A. (2013). ¿Pode um investidor medianamente diligente detectar a manipulacao dos resultados das empresas? Estudo do caso Worldcom. (F. d. Porto, Ed.) *Observatorio de Economia y Gestao de Fraude*, 5-28.
- Ozcan, A. (2018). The Use of Beneish Model in Forensic Accounting: Evidence from Turkey. *Journal of applied economics and Business Research*, 8(1), 57-67.
- Panella, S., & Baronio, A. (2020). *El modelo M-Score de Beneish y la "gestión" de Estados Contables (Ponencia)*. IX Congreso de Administración y V Congreso de Ciencias Económicas del Centro de la República, Villa María, Argentina.
- 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>
- Salas, J. A., & Reyes, N. M. (2015). Modelo propuesto para la detección de fraudes por parte de los auditores internos basado en las Normas Internacionales de Auditoría. *Cuadernos de Contabilidad*, 16(42), 579-623.
- Shah, C., Saraswat, M., & Mehta, A. (2018). Predicting Earnings Manipulation Using Beneish M - Score of Selected Companies in India. *Indian Journal of Finance*, 12(4), 54-66.
- Spathis, C. T. (2002). Detecting false financial statements using published data: some evidence from Greece. *Managerial Auditing Journal*, 17(4), 179-191. <https://doi.org/10.1108/02686900210424321>
- Szerwo, B. (2020). MD&A Disclosure of Critical Accounting Policies and Financial Reporting Risk: Evidence from Restatements. *Journal of Accounting, Auditing & Finance*, 1-26. <https://doi.org/10.1177/0148558X20964660>
- Talab, H. R., Flayyih, H. H., & Ali, S. I. (2018). 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*, 16.
- Terreno, D. D., Campana, S. G., & Sattler, S. (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.
- Urrego, J. & Hincapié, V. (2019). La auditoría forense: Herramienta estratégica para combatir el fraude en las empresas. *Ágora*, 7(9), 125-140.
- Zambrano, Y. (2015). La auditoría forense: un mecanismo para detectar el fraude de estados financieros en Colombia. *Inquietud empresarial*, 15(2), 13-36.