

Año 29 No. 107, 2024
JULIO-SEPTIEMBRE



Año 29 No. 107, 2024
JULIO-SEPTIEMBRE

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



Medición de la calidad financiera en empresas del sector manufacturero colombiano

Roque, Daniel Isaac*
Escobar Rodríguez, John Hernando**
Gutiérrez Mejía, Diana Patricia***
Varón Torres, Alba Yaneth****

Resumen

Esta investigación se enfoca en medir la calidad de la información financiera en empresas del sector manufacturero colombiano mediante la aplicación de los modelos Beneish M-score, Probit y Logit. El objetivo de este estudio consiste en aplicar los modelos de puntaje M, Probit y Logit para identificar y medir posibles perfiles manipuladores basados en la calidad de la información financiera. La investigación se clasifica como exploratoria, con un diseño no experimental y un enfoque cuantitativo. La muestra representativa abarcó a 470 empresas del sector manufacturero colombiano que presentaron sus estados financieros entre 2016 y 2020. Los resultados obtenidos mediante la aplicación de los modelos Beneish M-score, Probit y Logit revelaron prácticas contables que comprometen la calidad de la información financiera proporcionada por las empresas analizadas. La combinación de estos modelos permitió identificar con alto

Recibido: 10.01.24

Aceptado: 27.02.24

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

** Estudiante de Doctorado en Educación, BIU University, EEUU. 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, Colombia. Email: john.escobar@yahoo.com.ar; ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-8516-2433>

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

**** PhD en Análisis de Problemas Sociales - UNED de España, Magister en Estudios y Gestión del Desarrollo - Universidad de la Salle, Especialista en Econometría - Universidad Externado de Colombia, Economista. Docente, Universidad Católica de Colombia. Email: alyvart@gmail.com; ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-0081-1837>

grado de certeza los perfiles de empresas que manipularon la información financiera durante el periodo establecido. Como conclusión, este estudio respalda la confiabilidad de los modelos Beneish M-score, Probit y Logit como herramientas eficaces para detectar posibles casos de fraude contable.

Palabras clave: manipulación financiera; perfiles manipuladores; calidad financiera.

Measurement of financial quality in colombian manufacturing sector companies

Abstract

This research focuses on measuring the quality of financial information in Colombian manufacturing companies through the application of Beneish M-score, Probit, and Logit models. The objective of this study is to apply and measure M-score, Probit, and Logit scoring models to identify possible manipulative profiles based on the quality of financial information. The research is classified as exploratory, with a non-experimental design and a quantitative approach. The representative sample included 470 Colombian manufacturing companies that presented their financial statements between 2016 and 2020. The results obtained through the application of Beneish M-score, Probit, and Logit models revealed accounting practices compromising the quality of financial information provided by the analyzed companies. The combination of these models allowed for the identification with a high degree of certainty of profiles of companies that manipulated financial information during the specified period. In conclusion, this study supports the reliability of Beneish M-score, Probit, and Logit models as effective tools for detecting possible cases of accounting fraud

Keywords: financial manipulation; manipulative profiles; financial quality.

1. Introducción

La investigación se focaliza en la medición de la calidad financiera a través de la aplicación de los modelos Beneish M Score, Probit y Logit con el propósito de identificar posibles perfiles manipuladores en las empresas del sector manufacturero colombiano, abarcando el periodo comprendido entre 2016 y 2020. Este enfoque se desarrolla

en respuesta a la compleja situación económica global, que ha experimentado impactos significativos en los últimos tiempos, particularmente evidenciados en Colombia durante ese lapso de tiempo. Dichos años fueron testigos de notables decrecimientos en los resultados económicos y financieros de las empresas del sector manufacturero, con pérdidas acumuladas estimadas en 3.8 billones de pesos, según datos del

Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE, 2022).

El escenario se torna más desafiante al considerar las estadísticas del Observatorio de la Cámara de Comercio de Bogotá correspondientes al año 2021, que revelan que el 96% de las empresas manufactureras experimentaron reducciones en sus ventas, y un 82% expresaron preocupación acerca de la viabilidad de mantenerse a flote con sus recursos internos. Sin embargo, es esencial considerar las perspectivas de expertos como Bonet et al, (2020), Goldman (2020), y Mejía et al, (2020), quienes destacan la vulnerabilidad del sector manufacturero mucho antes de los eventos desencadenados por la pandemia de Covid-19. Estos autores plantean la posibilidad de que, ante la incertidumbre económica, algunas organizaciones pueden adoptar prácticas contables cuestionables para presentar resultados financieros más positivos de lo que realmente son.

En este contexto, autores como Sachs (2019), Stiglitz (2020), y Mahdi et al, (2021) señalan que la urgencia por demostrar resultados óptimos, especialmente en las organizaciones Pymes, puede conducir a prácticas inconsistentes que distorsionan la realidad financiera. Desde la perspectiva de Roque et al, (2022), las organizaciones se subordinan a la posibilidad de manipular la información financiera según la conveniencia de la empresa en términos de su estrategia empresarial. Este aspecto impide la detección de problemáticas que podrían no estar contempladas inicialmente y que, en consecuencia, podrían ser ajustadas de manera viable en momentos específicos de acuerdo con las coyunturas que atraviesen estas entidades.

Investigaciones previas realizadas

por Dechow et al, (2011), Ríos (2013) y Heras et al, (2020), enfatizan la importancia fundamental de la calidad de la información financiera en la toma de decisiones, tanto a nivel interno como externo. Evaluar aspectos como el desempeño, la rentabilidad, la solvencia y el riesgo de una empresa se vuelve posible gracias a la calidad de esta información. A la luz de estas consideraciones, se torna preponderante llevar a cabo una medición sistemática de la calidad de la información financiera presentada por las organizaciones pertenecientes al sector manufacturero colombiano. Por consiguiente, el objetivo se fundamenta en aplicar los modelos de puntaje M, Probit y Logit para identificar y medir posibles perfiles manipuladores basados en la calidad de la información financiera

2. Enfoques y perspectivas de la evaluación de la calidad financiera

En la actualidad, la calidad financiera en las organizaciones ha adquirido una relevancia significativa, captando la atención de investigadores, gestores, reguladores y usuarios de la información financiera. Abordado desde diversas perspectivas y enfoques, numerosos estudios e investigaciones en la última década, liderados por autores como Gill-de-Albornoz & Rusanescu (2017) han establecido la relación entre la calidad de la información financiera y el funcionamiento e integración de factores cruciales que deben ser considerados por las organizaciones.

En un contexto más específico, Matarazzo & Depellegrin (2021), se enfocan en analizar los factores que impactan la calidad de la información

financiera en pequeñas y medianas empresas en Italia, destacando la importancia de la capacitación contable y la adopción de sistemas de información adecuados en las Pymes. Roxas (2011), Solomón & Soltes (2019), Vega Falcón et al, (2021), Jiang et al, (2021) y Kopechá (2022), por su parte, reconocen la independencia del consejo de administración como un elemento vital en la calidad de la información financiera, centrándose en la proyección y desarrollo económico y financiero de las Pymes.

En el ámbito colombiano, la calidad de la información financiera no siempre ha sido satisfactoria. Según Estada & Morales (2009), Canals (2016) y Rey Miró & Piffaut (2019), destacan la importancia del Índice de Calidad Financiera (ICF) como un elemento relevante para medir la calidad de la información financiera, centrándose en las ratios de solvencia que evalúan la capacidad de las empresas para enfrentar sus obligaciones financieras a mediano y largo plazo.

En este escenario, la calidad de la información financiera asume un papel estratégico en la gestión eficaz y eficiente de los procesos administrativos y financieros de cada organización. La implementación de herramientas como el modelo Beneish M-score, se vuelve esencial para evaluar la calidad de la información financiera de la organización. Este modelo, descrito por Mehta & Bhavani (2017) y Vetoshkina et al, (2020), adopta métricas financieras eficaces para identificar posibles actos de manipulación financiera, proporcionando un indicador relevante del riesgo de distorsión de los estados financieros de la empresa.

Conformado por ocho índices que capturan desviaciones en los estados financieros, el modelo M-Score de Beneish & Nichols (2005), permite detectar discrepancias y fluctuaciones inusuales en los datos presentados en los estados financieros de las empresas. El cálculo del puntaje M se realiza de la siguiente manera:

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

(Ecuación 1. Modelo Benish M-Score)

Si el puntaje M obtenido del modelo supera -2.22, se considera probable que la entidad haya manipulado los datos contables o que esté motivada para hacerlo Beneish (2001), Warshavsky (2012), Drábková, (2014), Mahama (2015) y Aljinovic et al, (2017). Las empresas con puntajes M más altos

tienen una mayor probabilidad de estar involucradas en la manipulación de la información financiera, reportada Warshavsky (2012). A continuación (Cuadro 1), se presentan los indicadores que conforman el modelo de puntaje M de Beneish:

Cuadro 1

Indicadores que integran el modelo Beneish M-score

Indicador	Ecuación
Índice de ventas	$DSRI = \frac{\frac{\text{Cuentas por cobrar}_t}{\text{Ventas}_t}}{\frac{\text{Cuentas por cobrar}_{t-1}}{\text{Ventas}_{t-1}}}$
Índice de Margen Bruto	$GMI = \frac{\frac{\text{Ventas}_{t-1} - \text{Costo de venta}_{t-1}}{\text{Ventas}_{t-1}}}{\frac{\text{Ventas}_t - \text{Costo de venta}_t}{\text{Ventas}_t}}$
Índice de Calidad de Activos	$AQI = \frac{\frac{[1 - (\text{Activos no Corriente}_t - \text{PP\&E}_t)]}{\text{Activos totales}_t}}{\frac{[1 - (\text{Activos no Corriente}_{t-1} - \text{PP\&E}_{t-1})]}{\text{Activos totales}_{t-1}}}$
Índice de Crecimiento de Ventas	$SGI = \frac{\text{Ventas}_t}{\text{Ventas}_{t-1}}$
Índice de Depreciación	$DEPI = \frac{\frac{\text{Depreciación}_{t-1}}{\text{Depreciación}_{t-1} + \text{PP\&E}_{t-1}}}{\frac{\text{Depreciación}_t}{\text{Depreciación}_t + \text{PP\&E}_t}}$
Índice de Gastos Generales, Administrativos y de Ventas	$SGAI = \frac{\frac{\text{Gastos GAV}_t}{\text{Ventas}_t}}{\frac{\text{Gastos GAV}_{t-1}}{\text{Ventas}_{t-1}}}$
Índice de acumulaciones totales a activos totales (TATA)	$TATA = \frac{\text{Resultado del ejercicio}_t - \text{Flujo de efectivo operaciones}_t}{\text{Activos totales}_t}$
Índice de apalancamiento (LVGI)	$LVGI = \frac{\frac{\text{Pasivo Corriente}_t + \text{Deuda total LP}_t}{\text{Activo total}_t}}{\frac{\text{Pasivo Corriente}_{t-1} + \text{Deuda total LP}_{t-1}}{\text{Activo total}_{t-1}}}$

Varias son las investigaciones que se centran en medir la eficiencia del modelo para detectar posible manipulación contable. Al respecto, el modelo se ha aplicado en países como Estados Unidos: Golden et al, (2006) y Mahama (2015), Ghana: Amoah-Gyarteng (2014); Turquía: Kara et al, (2015) y Ozcan (2018), Tailandia: Chongsirithitsak (2015), Nigeria: Ibadin & Ehigie (2019), Rumania: Timofte et al, (2021), Polonia: Gabrić & Miljko (2018), Hořda (2020) y Halilbegovic et

al (2020), India: Espitia (2017) y Shah et al, (2018), Grecia: Repousis (2016), Brasil: Da Silva et al, (2019), Argentina: Terreno et al, (2020) y Panella & Baronio (2020) y Colombia: Roque et al, (2022). Las investigaciones muestran, en general, que el modelo de puntaje M puede mejorar las capacidades para detectar el fraude financiero, siendo una herramienta apropiada, certera y eficiente para determinar posibles perfiles manipuladores de información financiera.

3. Aproximaciones metodológicas sobre la medición de la calidad financiera

Esta investigación adopta un enfoque cuantitativo; con el propósito de identificar los posibles perfiles manipuladores por parte de las empresas colombianas en el sector manufacturero. Se clasifica como exploratoria y sigue un diseño no experimental. La población bajo estudio se determina seleccionando empresas que han informado datos financieros entre 2016 y 2020, considerando el ejercicio contable y financiero durante y después de la pandemia. Esta selección se basa en la información registrada en el Sistema Integrado de Información Societaria (SIIS) de la Superintendencia de Sociedades de Colombia.

Tras revisar y analizar la información reportada por estas organizaciones en el SIIS, se constató que un total de 9015

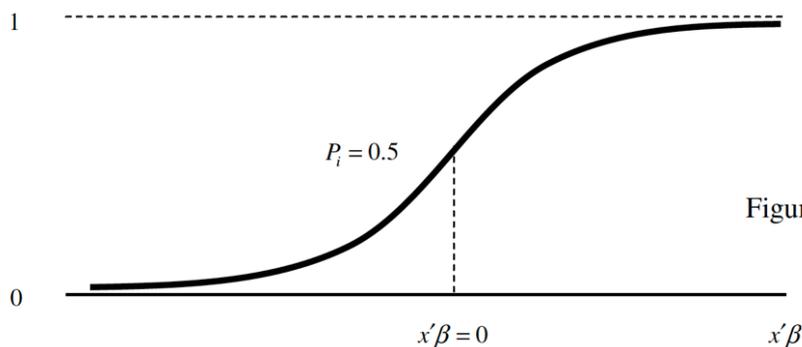
empresas informaron sistemáticamente sus estados financieros ante dicho organismo. Para este estudio, se seleccionó el sector de industrias manufactureras como población representativa debido a su significativa afectación económica y financiera ocasionada por la Pandemia, según el informe de crecimiento económico emitido por el DANE en el año 2022. Con base en esta decisión, se identifica una muestra poblacional de estudio compuesta por 470 empresas del sector manufacturero colombiano, determinada mediante la técnica de muestreo aleatorio simple con un nivel de certeza del 95% y un margen de error del 5%. Una vez identificadas las empresas objeto de estudio, se aplica el índice de puntaje M. Además, se busca establecer la probabilidad de que se presente el perfil manipulador, abordando dos modelos econométricos, Probit y Logit, ambos probabilísticos. Estos modelos se definen de la siguiente manera (Tabla 1):

Tabla 1
Modelos Logit y Probit

Modelo	Definición de la Probabilidad	Importante
Logit	La acumulativa de la función logística $P_i = \frac{e^{x'_i\beta}}{1 + e^{x'_i\beta}} = \frac{1}{1 + e^{-x'_i\beta}}$	Para: <ul style="list-style-type: none"> $x'_i\beta \rightarrow -\infty$ la probabilidad $P_i \rightarrow 0$ $x'_i\beta \rightarrow \infty$ la probabilidad $P_i \rightarrow 1$
Probit	la acumulativa de la normal estándar $P_i = \int_{-\infty}^{x'_i\beta} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt$	La probabilidad queda dentro del intervalo [0, 1].

Es importante resaltar que en ambos modelos, cuando como se observa a continuación (Gráfico 1):

Gráfico 1
Probabilidad Acumulada



4. Medición de la calidad financiera en empresas del sector manufacturero colombiano. Resultados

La medición de la calidad de la información financiera resulta fundamental para comprender la solidez financiera y la transparencia de las empresas dentro del sector manufacturero colombiano. Durante el periodo comprendido entre 2016 y 2020, se llevaron a cabo los análisis de esta investigación aplicando el modelo Beneish M-Score, así como los modelos Logit y Probit.

Este análisis se implementó debido a la evidente inestabilidad y decrecimiento económico experimentado en varios sectores de la economía colombiana, especialmente en el sector manufacturero, entre los años 2018 al 2020.

La situación se agravó con el inicio de la pandemia en 2019, exacerbando aún más la crisis para este sector, según el informe de crecimiento económico emitido por el DANE en el año 2022 y los reportes financieros de estas organizaciones en el SIIS de la Superintendencia de Sociedades de Colombia que respaldan la necesidad de este análisis. Con relación a lo anterior, esta investigación se plantea con el objetivo de aplicar los modelos de puntaje M, Probit y Logit para identificar y medir posibles perfiles manipuladores basados en la calidad de la información financiera.

El modelo Beneish M-Score se empleó para identificar posibles prácticas contables, agresivas o manipulaciones en los estados financieros. Este enfoque ofrece una métrica valiosa para evaluar la probabilidad de manipulación de resultados financieros, permitiendo

así discernir entre empresas con información más confiable y aquellas que podrían presentar riesgos potenciales en términos de calidad de los datos financieros. Adicionalmente, se implementaron los modelos Logit y Probit para realizar un análisis más amplio de los factores que podrían influir en la calidad de la información financiera. Estos modelos permiten examinar variables clave que podrían afectar la integridad de los reportes financieros, ofreciendo una comprensión más profunda de las dinámicas internas y externas que podrían estar influyendo en la presentación de información por parte de las empresas manufactureras colombianas.

Los resultados obtenidos a través de estos métodos analíticos proporcionan una visión integral de la calidad de la información financiera en el sector manufacturero colombiano durante el periodo mencionado, destacando áreas de fortaleza y posibles desafíos. Estos hallazgos son esenciales para informar a inversores, reguladores y demás partes interesadas sobre la confiabilidad de la información financiera disponible, promoviendo así una toma de decisiones más informada y sostenible en el entorno empresarial.

Los resultados estadísticos de las variables individuales se presentan a continuación (Tabla 2):

Tabla 2
Estadísticos de los índices del modelo Beneish M-score

Índices del puntaje M	Muestra					Métrica de probabilidad	
	Mínimo	Máximo	Desviación estándar	Media	Mediana	De no manipulación	De manipulación
DSRI	0,0001	9,2839	0,7170	1,0919	0,9567	≤ 1,031	≥ 1,465
GMI	-6,4604	9,6045	0,4453	0,5391	0,5283	≤ 1,014	≥ 1,193
AQI	-9,9975	9,8483	1,8733	0,3667	0,3731	≤ 1,039	≥ 1,254
SGI	0,1078	9,3530	0,4038	0,9599	0,9274	≤ 1,134	≥ 1,607
DEPI	-2,8719	9,2446	0,3721	0,1543	0,1105	≤ 1,001	≥ 1,077
SGAI	0,0022	1,6572	0,0772	0,1852	0,1750	≤ 1,054	≥ 1,041
TATA	-6,1261	2,9795	0,5712	-0,0670	-0,0456	≤ 0,018	≥ 0,031
LVGI	0,0193	3,9625	0,1270	0,3328	0,3212	≤ 1,037	≥ 1,111

La tabla anterior contiene las métricas de los índices del modelo de puntaje M y los límites de referencia individuales establecidos por Warshavsky (2012) para detectar y predecir las empresas que probablemente manipulan los informes financieros. La probabilidad de no manipulación de

las métricas individuales indica la no existencia de indicios de manipulación de los resultados. La probabilidad de manipulación revela que las empresas tienen indicios de prácticas de manipulación de los estados financieros.

Como se muestra en la tabla anterior, de las 470 empresas analizadas

se evidencia que el 38.8% en promedio de estas organizaciones presentan sospecha de manipulación durante los años 2016 al 2020. El grupo de empresas

analizadas evidencia que el año 2016 fue el periodo de mayor número de empresas con perfil manipulador (231) (tabla 3).

Tabla 3
Perfiles de empresas analizadas

Concepto	2016		2017		2018		2019		2020	
	Cantidad	%								
Perfil Manipulador	231	49%	178	38%	155	33%	187	40%	161	34%
Perfil No Manipulador	239	51%	292	62%	315	67%	283	60%	309	66%

A partir de este año el comportamiento de las posibles empresas manipuladoras comienza a disminuir de forma progresiva. Sin embargo, en el año 2018, se evidencia un crecimiento de los posibles perfiles manipuladores, identificándose un total de 187 empresas. En el año 2020 el número de empresas con perfil no manipulador aumentan en un 6% con relación al año anterior. Los resultados muestran que las empresas del sector manufacturero en Colombia presentan sospecha de manipulación de estados financieros. A pesar de que el comportamiento de los perfiles

manipuladores presenta una tendencia variable (mayormente decreciente) en el periodo de tiempo estudiado; los hallazgos permiten inferir la existencia de posibles prácticas indebidas en sus procesos de presentación y divulgación de la información financiera.

Con el propósito de evaluar la posible manipulación de los estados financieros con mayor grado de precisión. En relación con el modelo econométrico (tabla 4) se presentan los resultados del modelo LOGIT, el cual se ajusta mejor según los argumentos que explican más adelante:

Tabla 4
Modelo Logit

2017		2018		
Dependent variable:		Dependent variable:		
DummyVar		DummyVar		
DSRI	47.385*** (8.080)	DSRI	63.878*** (15.544)	
GMI	44.516*** (8.449)	GMI	62.854*** (16.398)	
AQI	47.745*** (7.815)	AQI	67.370*** (16.132)	
SGI	50.666*** (8.875)	SGI	61.820*** (18.660)	
DEPI	45.745*** (8.011)	DEPI	48.607 (33.974)	
SGAI	-37.570 (23.491)	SGAI	-53.570 (74.764)	
TATA	46.659*** (7.938)	TATA	72.736*** (17.992)	
LVGI	-50.255*** (11.928)	LVGI	-32.889 (29.782)	
Constant	-146.971*** (25.105)	Constant	-208.156*** (54.839)	
-----		-----		
Dependent variable:		Dependent variable:		
DummyVar		DummyVar		
N:	DSRI	103.490*** (22.196)	DSRI	79.704*** (17.963)
	GMI	99.340*** (23.202)	GMI	76.534*** (19.007)
	AQI	104.079*** (21.841)	AQI	78.662*** (16.091)
	SGI	108.040*** (23.477)	SGI	81.853*** (19.053)
	DEPI	112.063*** (24.372)	DEPI	70.293*** (25.562)
	SGAI	-110.602*** (37.766)	SGAI	-62.244 (41.688)
	TATA	105.953*** (22.268)	TATA	71.167*** (16.918)
	LVGI	-115.305*** (30.750)	LVGI	-85.787*** (22.945)
	Constant	-316.107*** (66.681)	Constant	-241.079*** (54.829)
-----		-----		
Observations	660	Observations	660	
Log Likelihood	-0.704	Log Likelihood	-0.942	
Akaike Inf. Crit.	19.407	Akaike Inf. Crit.	19.884	
-----		-----		
Note:	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01	Note:	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01	

Mediante la aplicación del modelo Logit se determinó la probabilidad de que un perfil sea “SI MANIPULADOR” en función de las variables predictoras. En la tabla 5 se puede observar la interpretación de los coeficientes estimados, partiendo de que un aumento

de una unidad de la variable interpretada se asocia con un aumento de log odds en el valor que se refleja en la probabilidad de que el perfil sea “SI MANIPULADOR” aumente, manteniendo las demás variables constantes:

Tabla 5
Aumento de la Probabilidad de que se dé el perfil “SI MANIPULADOR”

Variable	2017	2018	2019	2020
DSRI	47.385%	63.878%	103.490	79.704
GMI	44.516%	62.854	99.340	76.534
AQI	47.745%	67.370	104.079	78.662
SGI	50.666%	61.820	108.040	81.853
DEPI	45.745%	No significativa	112.063	70.293
SGAI	No significativa		-110.602 ¹	No significativa
TATA	46.659%	72.736	105.953	71.167
LVGI	50.255%	No significativa	-115.305*	-85.787*

A partir de lo anterior se puede afirmar que existe una probabilidad de manipulación de los estados financieros del sector manufacturero, esto a partir de la muestra analizada y los resultados

del modelo. A continuación, en el cuadro 2, se presenta el análisis de la bondad del modelo a partir de la comparación realizada entre el Probit y el Logit para cada año:

Cuadro 2
Aumento de la Probabilidad de que se dé el perfil “SI MANIPULADOR”

Modelo	Probit vs. Logit
2017	Ambos modelos tienen valores similares de Log Likelihood y Akaike Information Criterion (AIC). Esto sugiere que ambos modelos proporcionan un ajuste similar a los datos.
	Sin embargo, en términos de AIC, el modelo Probit (AIC = 37.577) parece ajustarse ligeramente peor en comparación con el modelo Logit (AIC = 30.875). Esto sugiere que el modelo Logit podría ser preferible en términos de ajuste.
2018	En ambos modelos, los coeficientes estimados indican el cambio en la probabilidad de que el perfil sea “SI MANIPULADOR” en respuesta a un cambio en la variable predictora, manteniendo las otras variables constantes.
	Los resultados de ambos modelos son consistentes en términos de la dirección de los efectos de las variables predictoras y su significancia estadística.
	En relación con el AIC, el modelo Logit tiene un valor de AIC de 20.038 y el modelo Probit tiene un valor de AIC de 21.188. Dado que el modelo Logit tiene un valor de AIC menor, esto sugiere que el modelo Logit proporciona un mejor ajuste a los datos en comparación con el modelo Probit para el año 2017.
	En ambos modelos, las variables DSRI, GMI, AQI, SGI y TATA parecen ser estadísticamente significativas y tienen un efecto significativo en la probabilidad de la variable SI MANIPULADOR para el año 2018.
	Las interpretaciones de significancia son consistentes entre los dos modelos.

1 Al igual que en el modelo Probit, esta variable en 2019 tiene un coeficiente negativo significativo, lo que sugiere un efecto inverso en la probabilidad de ser “SI MANIPULADOR”.

Cont... Cuadro 2

Modelo	Probit vs. Logit
2019	<p>El AIC (Akaike Information Criterion) para este modelo Logit es 19.407, mientras que para el modelo probit fue de 18.971. En ese sentido, un valor menor de AIC indica un mejor ajuste del modelo a los datos; sin embargo, es importante contrastar el nivel de significancia para cada una de las variables.</p> <p>Se pueden interpretar los coeficientes del modelo Logit de manera similar al modelo Probit: como cambios en las log-odds de la variable dependiente "SI MANIPULADOR" en función de los cambios en las variables predictoras, manteniendo las otras variables constantes.</p> <p>Los coeficientes significativos indican una asociación probable entre las variables predictoras y la probabilidad de ser "SI MANIPULADOR".</p>
2020	<p>el AIC del modelo Logit es menor que el AIC del modelo Probit (AIC del Logit = 19.884 vs. AIC del Probit = 24.400). Esto sugiere que, de acuerdo con el criterio de Akaike, el modelo Logit se ajusta mejor a los datos en comparación con el modelo Probit.</p> <p>De igual manera, se consideran otros factores, como la interpretación de los coeficientes, la significancia estadística, donde el modelo Logit muestra una mejor bondad de ajuste.</p>

Según la tabla anterior, se analiza que tanto el modelo Probit como el Logit se perfilan como herramientas altamente pertinentes para medir con elevada certeza la probabilidad de que empresas en el sector manufacturero colombiano puedan estar involucradas en prácticas contables inadecuadas al presentar sus informes financieros. El modelo Beneish M-Score y los modelos Logit y Probit se relacionan de manera óptima, determinando de manera certera y óptima aquellos perfiles de manipulación dentro de las organizaciones. La combinación de estos enfoques proporciona una perspectiva más completa y robusta al abordar la identificación de comportamientos manipuladores en entornos organizativos.

4. Conclusiones

La investigación desarrollada aporta a la revelación de la manipulación de la información de la calidad financiera y la detección de estados financieros fraudulentos, a partir del uso del índice de puntuación M. A pesar de la confiabilidad del modelo Beneish, su base fundamental se centra en el método

estadístico que emplea, lo cual no garantiza un 100% de efectividad en los resultados obtenidos, siendo la principal limitación del estudio. No obstante, la descripción del uso del modelo Beneish y los hallazgos de su uso en el sector manufacturero colombiano se suman a los diversos estudios realizados en diferentes países que robustecen la efectividad del índice M para detectar posible manipulación de los estados financieros.

Las prácticas contables creativas se emplean como táctica contable para enmascarar el resultado real de las empresas, por ende, se necesita aplicar mecanismos de prevención eficiente para los posibles fraudes financieros. De manera general, el modelo Beneish M-score puede mejorar las capacidades de los entes de control para detectar el fraude contable, ya que ayuda eficazmente en su detección y debe incluirse como una técnica de control auditoría analítica y de control preventivo.

Para finalizar se resalta que el modelo propuesto al correrlo mediante un modelo probabilístico (econométrico) permite establecer la probabilidad de que se presente un perfil "SI MANIPULADOR"

lo cual se da principalmente a partir de las variables y según el periodo de análisis (2016 -2020).

En este sentido, este modelo bajo un Logit puede seguir aplicándose con el fin de establecer la posible manipulación en de los estados financieros en el sector manufacturero y otros sectores de interés para diferentes organizaciones como las gremiales, cámaras de comercio y aquellas que velan por la transparencia en el país.

Referencias bibliográficas

- Abdullah, A.B. & Ismail, K.N.I.K. (2008). Disclosure of voluntary accounting ratios by Malaysian listed companies. *Journal of Financial Reporting and Accounting*, 6(1),1-20. <https://doi.org/10.1108/19852510880000632>
- Aljinovic, Z., Vuko, T., & Šodan, S. (2017). What can auditors tell us about accounting manipulations? *Managerial auditing journal*, 32(8), 788-809. <https://doi.org/10.1108/MAJ-03-2017-1534>
- Amoa-Gyarteng, K. (2014). Analyzing a listed firm in Ghana for early warning signs of bankruptcy and financial statement fraud: An empirical investigation of AngloGold Ashanti. *European Journal of Business and Management*, 6(5),10-17. <https://iiste.org/Journals/index.php/EJBM/article/view/10908>
- Beneish, M. D. (1999). The Detection of Earnings Manipulation. *Financial Analysts Journal*, 55(5), 24–36. <http://www.jstor.org/stable/4480190>
- Beneish, M. D. (2001). Earnings management: A perspective. *Managerial Finance*, 27(12), 3-17. <https://doi.org/10.1108/030743501110767411>
- Beneish, M. D., & Nichols, D. C. (2005). Earnings quality and future returns: The relation between accruals and the probability of earnings manipulation. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.725162>
- Bonet, J. A., Ricciulli, D., Pérez, G. J., Galvis, L. A., Haddad, E. A., Araujo, I. F., & Perobelli, F. S. (2020). Impacto económico regional del Covid-19 en Colombia: un análisis insumo-producto. *Documento de Trabajo sobre Economía Regional y Urbana; No. 288*.
- Canals, J. (2016). *Managing corporate growth*. Palgrave Macmillan.
- Chongsirithitisak, T. (2015). Detection of creative accounting in financial statements by model the case study of companies listed on the stock exchange of Thailand. The West-East Institute, international academic conference proceedings Barcelona, Spain, 199-204. <https://www.westeastinstitute.com/wp-content/uploads/2015/02/Thanathon-Chongsirithitisak.pdf>
- 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 nas suas ações. *Revista Vianna Sapiens*, 10(1), 32-32. <https://doi.org/10.31994/rvs.v10i1.574>
- Departamento Administrativo Nacional de Estadística- DANE. (20 de 07 de 2022). Encuesta Pulso Empresarial. <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/comercio-interno/encuesta-pulso-empresarial>
- 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>

- Dikmen, B. & Kūçūkkocaoğlu, G. (2010). The detection of earnings manipulation: the three-phase cutting plane algorithm using mathematical programming. *Journal of Forecasting* 29(5), 442-466. <https://ideas.repec.org/a/jof/jforec/v29y2010i5p442-466.html>
- Drábková, Z. (2014). Possibilities of identifying manipulated financial statements. In *The International Scientific Conference INPROFORUM*, České Budějovice. Possibilities of identifying manipulated financial statements. In *The International Scientific Conference INPROFORUM*, České Budějovice
- Espítia, J. J. (2017). *Nuevo Régimen de Insolvencia*. Universidad Externado de Colombia.
- Estada, H., & Morales, D. A. (2009). The role of governance and accounting information in the development of non-listed companies in emerging economies. *Journal of International Financial Management & Accounting*, 20(3), 235-268.
- Gabrić, D., & Miljko, M. (2018). Računovodstvene manipulacije u finansijskim izvještajima poduzeća—istraživanje motivacije i poticaja. *Ekonomika misao i praksa*, (1), 3-27.
- Gill-de-Albornoz, B., & Rusanescu, S. (2017). Does the use of derivatives affect the quality of financial reporting? *European Financial Management*, 23(1), 3-37
- Golden, T.W., Skalak, S.L., Clayton, M.M. & Pill, J.S. (2006). *A Guide to Forensic Accounting Investigation*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons Inc
- Goldman, S. (2020). "Latin America Economics Analyst - LatAm Growth Outlook Darkens. *Economics Research*, 18, 20-37.
- Haliilbegovic, 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).
- Heras, E. M. H., Masache, O. R. C., & Moreno, V. P. (2020). Prácticas contables creativas en los estados financieros y la prevención de fraudes fiscales en Ecuador. *Revista Arbitrada Interdisciplinaria Koinonía*, 5(4), 388-417. <http://dx.doi.org/10.35381/r.k.v5i4.964>
- 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)
- Ibadin, P. O., & Ehigie, A. H. (2019). Beneish model, corporate governance and financial statement manipulation. *Asian Journal of Accounting and Governance* 12, 51–64. <https://dx.doi.org/10.17576/AJAG-2019-12-05>
- Jiang, X., Xu, M., & Zhu, K. (2021). Board independence and financial reporting quality: Evidence from Chinese small and medium-sized enterprises. *Asia-Pacific Journal of Accounting & Economics*, 28(4), 473-496.
- Kara, E., Ugurlu, M. & Korpi, M. (2015). Using Beneish modelin identifying accounting manipulation: An empirical study in bist manufacturing industry sector. *Journal of Accounting, Finance and Auditing Studies* 1(1), 21-39.
- Kirkos, E., Spathis, C., & Manolopoulos, Y. (2007). Data mining techniques for the detection of fraudulent financial

- statements. *Expert Systems with Applications*, 32, 995–1003. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2006.02.016>
- Kopecha, N (2022). A Literature Review of Financial Performance Measures and Value Relevance. The Impact of Globalization on International Finance and Accounting pp 385 -393
- 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. <https://ijecm.co.uk/wp-content/uploads/2015/01/3159.pdf>
- Mahdi, N., Aghamohammadi, M., & Mirzaei, A. (2021). Firm characteristics and the quality of financial reporting: A systematic review of the literature. *International Journal of Disclosure and Governance*, 18(1), 53-75.
- Matarazzo, A., & Depellegrin, D. (2021). Factors affecting financial reporting quality in small and medium-sized entities: Evidence from Italy. *Journal of Small Business Management*, 59(3), 675-698.
- 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
- Meja, L., Delgado, M. E., Lara, D., Suarez, H., Dıaz, S., & Gutierrez, D. (2020). Choque dual y posibles efectos sobre la economa colombiana. *Tendencia Economica*, 1-14. <https://www.repository.fedesarrollo.org.co/handle/11445/3937>
- Roque, D. I., Escobar, J. H., & Gutierrez, D. P. (2022). Deteccion de posible manipulacion de estados financieros, aplicacion 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>
- 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. <https://doi.org/10.17010/ijf/2018/v12i4/122796>
- Sachs, J. (2019). *El fin de la pobreza: Como conseguirlo en nuestro tiempo*. MacGraw-Hill
- 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. <https://openurl.ebsco.com/EPDB%3Aagcd%3A3%3A10212531/detailv2?sid=ebsco%3Aplink%3Asearcholar&id=ebsco%3Aagcd%3A128868562&crl=c>
- Panella, S., & Baronio, A. (2020). *El modelo M-Score de Beneish y la "gestion" de Estados Contables (Ponencia)*. IX Congreso de Administracion y V Congreso de Ciencias Economicas del Centro de la Republica, Villa Marıa, 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>
- Rey, J. L., & Piffaut, M. (2019). Financial reporting quality and stock liquidity: Evidence from European firms. *International Journal of Managerial Finance*, 15(4), 494-518. <https://www.redalyc.org/pdf/221/22131015002.pdf>
- Rıos, M. (2013). La practica Creativa Empresarial desde la perspectiva del Control Interno. *Revista Iberoamericana de Contabilidad y gestion R.I.C.G.*, 11(22), 2-16. <http://>

www.observatorio-iberoamericano.org/ricg/N%C2%BA_22/MarthaR%C3%ADosManr%C3%ADquez.pdf

Roxas, M.L. (2011). Financial Statement Fraud Detection Using Ratio and Digital Analysis. *Journal of Leadership, Accountability and Ethics*, 8(4), 56-66. <http://www.na-businesspress.com/jlae/roxas84web.pdf>

Solomon, D. H., & Soltes, E. (2019). Is "not guilty" the same as "innocent"? Evidence from SEC financial fraud investigations. *Journal of Empirical Legal Studies*, 18(2), 287-327. <https://doi.org/10.1111/jels.12282>

Stiglitz, J. (2020). *Rewriting the Rules of the European Economy: An Agenda for Growth and Shared Prosperity*. Academic Press.

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. <https://revistas.unc.edu.ar/index.php/DTI/article/view/29662>

Timofte, C., Socoliuc, M., Grosu, V., & Coca, D. (2021). Fiscal and Accounting Fraud Risk Detection using BenElsh Model. A Romanian case study. *International Journal Of Business And Society*, 22(1), 296-312. <https://doi.org/10.33736/ijbs.3176.2021>

Vega, V., Navarro, M., Cejas, M., & Colcha, R. (2021). Contabilidad creativa: Perspectivas jurídicas y empresariales a partir de los procesos de información. *Revista Venezolana De Gerencia*, 26(5), 737-754. <https://doi.org/10.52080/rvgluz.26.e5.47>

Vetoshkina, E., Cherepanova, P., Semenikhina, N., & Tukhvatullin, R. (2020). Financial Statements Fraud Detection: Analysis of Beneish and Roxas Models Applicability (Russian Approach). *Helix*, 10(05), 212-217. <https://doi.org/10.29042/2020-10-5-212-217>

Warshavsky, M. (2012). Analyzing Earnings Quality as a Financial Forensic Tool. *Financial Valuation and Litigation Expert Journal*, (39), 16-20. <https://www.scribd.com/document/199209631/Analyzing-Earnings-Quality-as-a-Financial-Forensics-Tool>