

DTI - FCE

Documentos de Trabajo de Investigación de la Facultad de Ciencias Económicas

3 2020

La aplicación del M-score de Beneish en empresas argentinas para la detección de la manipulación en los resultados

Por Dante D. Terreno; Sergio Gustavo Campana;
Silvana Andrea Sattler



FACULTAD
DE CIENCIAS
ECONÓMICAS



Universidad
Nacional
de Córdoba



FACULTAD
DE CIENCIAS
ECONÓMICAS



Universidad
Nacional
de Córdoba

**Serie Documentos de Trabajo de Investigación
de la Facultad de Ciencias Económicas**

Nro. 03
Agosto 2020

La aplicación del M-score de Beneish en empresas argentinas para la detección de la manipulación en los resultados

Dante D. Terreno; Sergio Gustavo Campana; Silvana Andrea Sattler
Facultad de Ciencias Económicas. Universidad Nacional de Córdoba



Esta obra está bajo una [Licencia Creative Commons Atribución – No Comercial – Sin Obra Derivada 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/).

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

Los DTI-FCE se publican y distribuyen presentando investigaciones en curso de el/los autor/es, con el propósito de generar comentarios y debate no habiendo estado sujetos a referato de pares. Este documento de trabajo no debe ser entendido como representación de las opiniones de la Facultad de Ciencias Económicas de la Universidad Nacional de Córdoba.

Las opiniones expresadas en este documento de trabajo son exclusivas del/los autor/es.

La aplicación del *M-score* de Beneish en empresas argentinas para la detección de la manipulación en los resultados

The application of Beneish's *M-Score* in Argentine firms for detection of earnings manipulation

Dr. Dante D. Terreno¹

Universidad Nacional de Córdoba. Facultad de Ciencias Económicas

Cr. Sergio Gustavo Campana

Universidad Nacional de Córdoba. Facultad de Ciencias Económicas

Lic./Cra. Silvana Andrea Sattler

Universidad Nacional de Córdoba. Facultad de Ciencias Económicas

Resumen: Los estados financieros engaños o fraudulentos pueden causar un importante perjuicio económico a los usuarios de la información financiera. Beneish (1999b) ha desarrollado un *M-score* basado en un conjunto de ratios contables con el objeto de detectar aquellas empresas que manipulan sus resultados. El objetivo de este trabajo es efectuar un estudio descriptivo de la aplicación de *M-score* de Beneish en empresas argentinas y establecer un perfil de estas. Las conclusiones indican que el mayor porcentaje de potenciales manipuladores corresponde a las empresas afiliadas (46,67%). En segundo lugar, las empresas del Panel de Pymes (33,33%) y, por último, las que cotizan sus acciones en el Panel General (13,33%). Los valores asumidos por los índices del modelo permiten deducir, en general, el siguiente esquema de manipulación, las ventas son infladas por operaciones ficticias a crédito (o no realizadas), produciendo un aumento de margen bruto y del rubro créditos por ventas, lo cual lleva a mayores ajustes por devengo. También, puede incrementarse el margen bruto por la contabilización de inventarios ficticios que implica ajustes por devengo superiores.

Palabras clave: Manipulación de resultados; Ajustes por devengo; Estados Financieros

Clasificación JEL: M4, M2, G1

Abstract: The misleading or fraudulent financial statements can cause significant economic losses to users of financial information. Beneish (1999b) has developed an *M-score* based on a set of accounting ratios to detect those firms that manipulate earnings. The aim of this work is to do a descriptive study of the application of the Beneish's *M-score* in Argentine firms that manipulate earnings, for determinate the profile. The

¹ Mail: dante.terreno@unc.edu.ar

conclusions suggested that the highest percentage of potential manipulators corresponds to affiliated firms (46.67%). Secondly, the firms in the SME panel (33.33%) and, lastly, the firms listed in the General Panel (13.33%). The analysis of the model indexes shows the manipulation scheme, sales are inflated by fictitious operations on credit, this generate an increase in gross margin and receivables, which leads to a higher accrual. Also, the gross margin may be increased by the booking of fictitious inventories, this implies a higher accrual.

Keywords: Earnings Manipulation; Accrual; Financial Statements

JEL Classification: M4, M2, G1

1. Introducción

La publicación de información contable errónea o engañosa puede ocasionarles a las diversas partes interesadas (*stakeholders*) significativas pérdidas monetarias debido a que se toman decisiones basadas en tal información, por lo cual es importante su detección. Los estudios sobre estados financieros engañosos hacen referencia a dos esquemas. *Earnings Manipulation* (Manipulación de Resultados) es un esquema en que se viola deliberadamente los principios y normas. Otra práctica es *Earnings Management* (Gestión de Resultados), en este caso los administradores utilizan la discrecionalidad permitida en la aplicación de la normativa contable pero no de manera neutral, sino de manera arbitraria con el fin ocultar el verdadero desempeño, conocido como *Aggressive Accounting* (Contabilidad Agresiva) (Dechow y Skinner, 2000) o Contabilidad Creativa.

Los fraudes contables han tendido un gran impacto en la económica y en desarrollo de la profesión contable, cabe recordar los casos de Enron, WorldCom, Lehman Brothers y el reciente fraude contable en Alemania de Wirecard. En Argentina el caso más conocido es Disco del grupo Ahold. La investigación contable ha desarrollado varias herramientas para la detección de prácticas contables engañosas (por ejemplo, Jones, 1991; Jones modificado por Dechow, Sloan y Sweeney, 1995; Beneish, 1999b; Dechow, Ge, Larson y Sloan, 2011). De los modelos propuestos, el de Beneish (1999b) ha adquirido bastante popularidad entre profesionales y académicos de Estados Unidos, tal que es citado en libros de texto como Wahlen, Baginski y Bradshaw (2011). Beneish (1997, 1999b) desarrollan un modelo basado en un conjunto de ratios (o índices) contables y de acuerdo con el *score* (puntaje) obtenido se clasifican en manipuladores y no manipuladores, de forma similar al modelo de Altman (1968) aplicado a la predicción de la insolvencia. Este modelo ganó un amplio reconocimiento cuando un grupo de estudiantes del MBA (*Master of Business Administration*) de *Cornell University* aplicando el modelo de Beneish (1999b) informó de la primera alerta acerca la manipulación de Enron (Morris, 2009).

Los estudios sobre la detección de fraudes en los estados financieros no ha recibido mayor atención en Argentina, este trabajo viene a efectuar un aporte en ese sentido. El

objetivo es efectuar un estudio descriptivo de la aplicación de *M-score* de Beneish (1999b), para la detección de empresas argentinas que manipulan los resultados con el fin de establecer un perfil de estas. El análisis es efectuado en tres grupos de empresas, las que cotizan sus acciones en el Panel General del Mercado de Capitales de Argentina, empresas afiliadas de empresas del Panel General y empresas del Panel de Pymes. Este artículo constituye un aporte a la literatura sobre la detección de fraudes contables en Argentina, también, de utilidad para inversores y acreedores.

2. Revisión bibliográfica

Definiciones de *Earnings Management* y *Earnings Manipulation*

Entre las principales definiciones de *Earnings Management* se encuentran las de Shipper (1989), Healy y Whalen (1999) y Dechow y Skinner (2000), esta última complementa a las anteriores. El primero, la define como una intervención en el proceso de elaboración de la información financiera y contable, con el claro propósito de obtener algún beneficio propio. Healey y Wahlen (1999) sostienen que dichas prácticas ocurren cuando la gerencia utiliza la discrecionalidad en la elaboración de los estados financieros y en la estructuración de las transacciones para alterar los estados financieros de una empresa, con el fin de inducir a error a alguna de las partes interesadas sobre el desempeño económico o para influir en los resultados contractuales que dependen de las cifras contables informadas. Dechow y Skinner (2000) señalan que a veces es difícil de distinguir el legítimo derecho de aplicar la discrecionalidad con objetividad, de aquellas prácticas elegidas de manera arbitraria para alcanzar un determinado *target* (meta). Por ejemplo, las normas reconocen la posibilidad en la estimación de la provisión² por incobrables, pero estas pueden ser subestimadas u omitidas para lograr una mejora en los resultados contables de lo que surgiría de una estimación objetiva. Esto se define como *Aggressive Accounting* (Contabilidad Agresiva), lo cual se encuadra en dentro de las prácticas de *Earnings Management*. Un paso más adelante es cuando

² Provisión: corresponde con el concepto de “provisión” en las Normas Contables de la FACPCE (Federación Argentina de Consejos Profesionales de Ciencias Económicas).

en la contabilización se violan los principios y normas contables, por ejemplo, registrar ventas ficticias, sobrestimar inventarios. Este caso es *Fraudulent Accounting* o *Earnings Manipulation* (Dechow y Skinner, 2000). En la Figura N° 1 se muestra un esquema de los conceptos analizados en este acápite. *Earnings Manipulation*, de acuerdo con Benish (1999b), es la violación de las reglas contables por los administradores para reflejar un desempeño financiero positivo. Es un esquema que implica una declaración deliberadamente errónea en los estados financieros, resultando en estados financieros fraudulentos (Magrath y Weld, 2002). En síntesis, *Aggressive Earnings Management* y *Earnings Manipulation* se diferencian en cuanto a la violación o no de los principios y normas contables, pero en ambos casos se trata de estados financieros erróneos con el fin de engañar a un tercer interesado y obtener una ventaja económica.

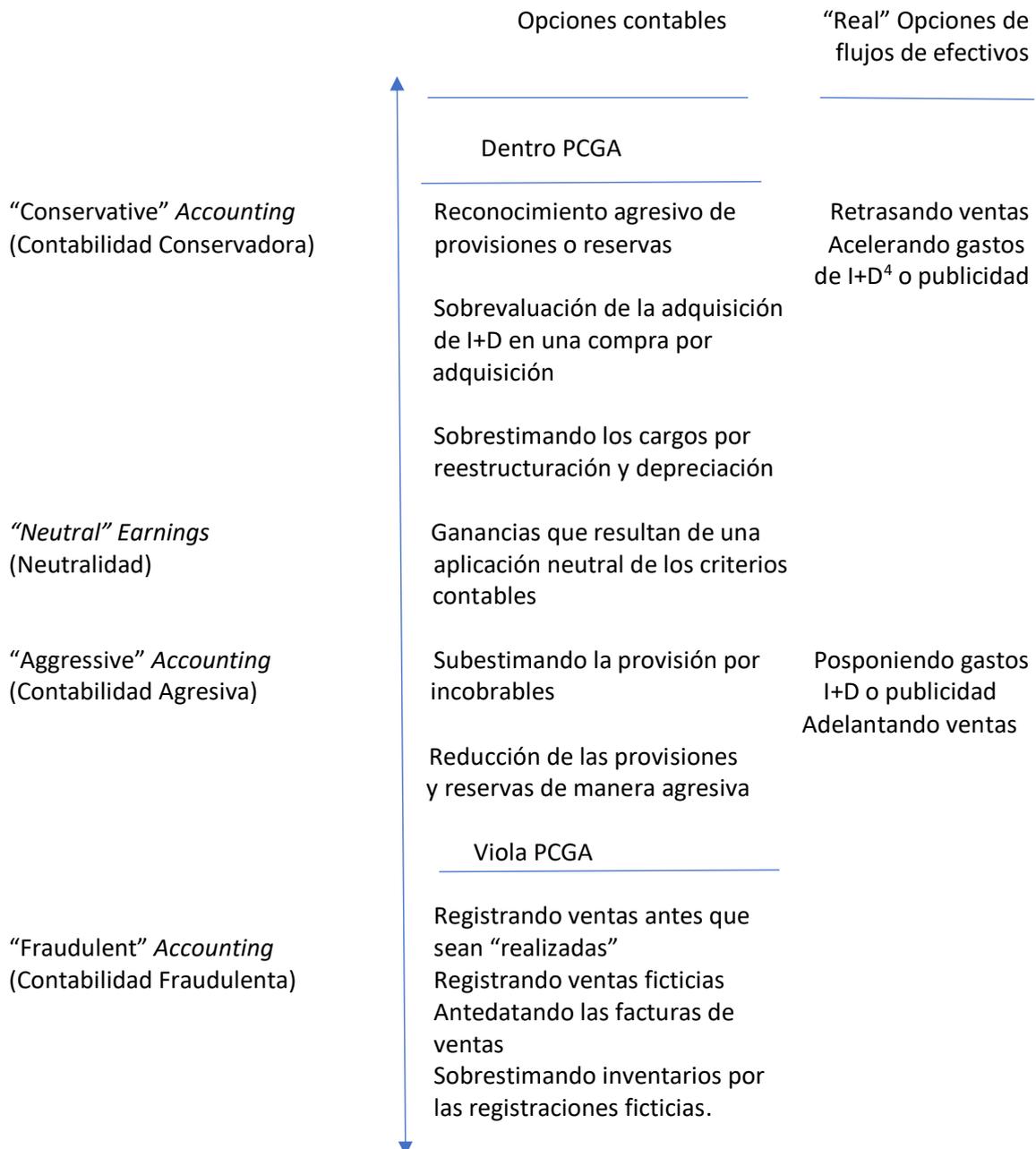
Antecedentes

Las primeras investigaciones de Healy (1985) y DeAngelo (1986) sobre la detección de *Earnings Management* estuvieron enfocadas en los ajustes por devengo totales³. Éstos comparados con los ajustes normales o no discrecionales proporcionan una referencia para determinar los ajustes por devengo anormales o discrecionales. Healy (1985) divide la muestra en tres grupos, según el incentivo de los directivos a alterar los resultados para mejorar su remuneración. De ahí, se utiliza la media de los ajustes por devengo totales de un grupo como medida de ajustes no discrecionales. Para DeAngelo (1986) la diferencia entre los ajustes por devengo del año actual y el anterior son debido, exclusivamente, al ajuste por devengo discrecional. Esto supone que los ajustes por devengo son constantes. Posteriormente, Jones (1991) desarrolla un nuevo modelo, supone que los ajustes por devengo no discrecionales no son constantes y que los cambios de éstos vienen dados por las cifras de ventas y la inmovilización. Los ajustes por devengo son el origen de *Earnings Management*. Estudios posteriores al modelo de Jones (1991), tratan de estimar los ajustes discrecionales a través modelos más sofisticados, entre ellos, el modelo de Jones (1991) modificado por Dechow, Sloan y

³ Los ajustes por devengo totales son la diferencia entre el Resultado de ejercicio (RE) y los Flujos de efectivo operativos (FEO), siendo la expresión matemática: $ADEV = RE - FEO$

Sweeney (1995). En este caso la variable cambio en ventas es ajustada por los cambios en créditos por venta, de tal forma que en este modelo se asume la totalidad de las ventas a crédito como parte del componente discrecional.

Figura N° 1- Distinción entre *Earnings Management* y *Earnings Manipulation*



Fuente: Dechow y Skinner (2000, pp. 239) (Traducción propia)

⁴ Gastos de investigación y desarrollo

Por otra parte, han sido desarrollado modelos estadísticos para la detección específica de empresas manipuladoras. Beneish (1999b) desarrolla un *M-score* que separa entre empresas manipuladoras y no manipuladoras, el cual es el objeto de estudio en este trabajo y que será desarrollado extensamente en el acápite 3. Dechow y otros (2011) desarrollan un *F-score* con una metodología similar a Beneish (1999b), si bien incorporan otros tipos de variables: calidad de los ajustes por devengo, desempeño financiero, medidas no financieras, actividades *off-balance-sheet* (fuera de balance) e incentivos vinculados al mercado. También, se han elaborado métodos que aplican técnicas de inteligencia artificial, por ejemplo, Cecchini, Aytug, Koehler y Pathak (2010) y Bao, Ke, Li, Yu y Zhang (2019).

Triángulo del fraude

El fraude en los estados financieros puede ser explicado por la teoría del Triángulo de Fraude (Cressey 1995). Ésta explica que, las personas de confianza se convierten en violadores de la confianza cuando ellos tienen un problema financiero no compartible, porque se supone que puede ser resuelto secretamente violando la confianza. El fraude comprende tres características comunes expuestas en la Figura N° 2. La primera, la oportunidad o incentivo a cometer el fraude. Segundo, hay una presión o se percibe una necesidad financiera no compartible por el defraudador. Tercero, el defraudador racionaliza que su código de ética personal es coherente con su acto fraudulento.

Figura N° 2-Triángulo del fraude



Fuente: Cressey (1995) - Elaboración propia

3. Modelo de Beneish

Beneish (1999b) desarrolla un perfil de las empresas que han manipulado resultados, expone sus características distintivas y elabora un modelo para la detección de empresas manipuladoras. El estudio identifica las siguientes características de las empresas que se convierten en manipuladoras:

- a) Muestran un crecimiento muy rápido.
- b) Experimentan un deterioro en las señales financieras fundamentales⁵ (pérdida de margen de ganancias, aumento del endeudamiento, etc.).
- c) Adoptan prácticas contables agresivas.

El manipulador de las normas contables, en los años previos ha utilizado la discrecionalidad contable para mejorar los resultados. El patrón puesto de manifestó es que durante varios años consecutivos los ajustes por devengo son positivos y que, después, se rompen la reglas para evitar reversar los ajustes o porque se tienen pocas alternativas para Gestionar los Resultados (*Earnings Management*) (Beneish, 1997).

El modelo de Beneish (1999b) tiene por objetivo capturar las distorsiones en los estados financieros que resulta de actividades defraudatorias. El modelo está compuesto por una ecuación con 8 variables, planteada de tal manera que un mayor valor indica una mayor probabilidad de manipulación de los resultados hacia arriba. El estudio fue llevado a cabo con empresas bajo el control de SEC (*Securities and Exchange Commission*). Como empresas manipuladoras fueron consideradas aquellas que han tenido cargos por fraude contable por parte de la SEC o que fueron identificadas en tal situación por los medios de comunicación. La muestra total consistió en 74 empresas manipuladoras y 2332 no manipuladores en el período 1982-1992. El período entre los años 1982-1988 fue utilizado en la estimación de los coeficientes y el resto como muestra de control. El método de estimación aplicado fue el probit no ponderado.

Las variables del modelo de Beneish (1999b) son las siguientes:

⁵ Se consideran señales financieras fundamentales aquellos ratios contables identificados por los inversores como de utilidad para pronosticar el grado de persistencia y crecimiento de los resultados.

- DSRI: índice de días de venta en cuentas a cobrar:

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

Este índice refleja el crecimiento de las ventas a crédito del año actual con respecto al anterior. Un gran incremento de cuentas a cobrar podría ser el resultado del cambio de la política de créditos para estimular las ventas en un ambiente competitivo, pero un desproporcionado incremento podría indicar un aumento ficticio de éstas. Un mayor DSRI indica una mayor probabilidad que los resultados estén sobreestimados.

- 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. Entonces, es probable que las empresas con pobres perspectivas intenten manipular los resultados, por lo que es de esperar una relación positiva entre GMI y la probabilidad de manipulación de los resultados.

- AQI: índice de calidad de activos:

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

El índice de la calidad de activos relaciona la participación de los activos no corrientes distintos a propiedad planta y equipo (por ejemplo, intangibles, cargos diferidos, etc.) del año actual con respecto al anterior. 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. Este índice en la actualidad puede ser relevante en las empresas tradicionales, donde el capital físico forma la mayor parte de su activo; pero no sería un buen indicador en empresas de nueva generación donde la mayor parte de su activo está compuesto por intangibles (Zimmerman, 2015).

- DEPI: índice de depreciación;

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

Siendo;

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

Este índice relaciona el ratio de depreciación de propiedad, planta y equipo del año anterior en relación al año actual. Mide la posibilidad de que la empresa haya revisado la vida útil hacia arriba o haya adoptado un nuevo método que disminuya el ratio de depreciación. Un valor mayor a 1 indica que el ratio al que se está depreciando los activos está disminuyendo. Se espera una relación positiva entre DEPI y la probabilidad de manipulación.

- 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. El crecimiento de las ventas en sí no implica manipulación, pero es sabido que las empresas en crecimiento tienen mayores necesidades de capital y una posición financiera más vulnerable. Esto presiona a los administradores a alcanzar determinados niveles de resultados contables con el objetivo de obtener capitales a menores costos. Existe una relación positiva entre SGI y probabilidad de manipulación.

- SGAI: índice gastos de administración y comercialización:

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

Indica la variación de los gastos de administración y comercialización del año actual con respecto al año anterior, medido en término de las ventas. Un incremento de los gastos en término de ventas es un signo negativo sobre las perspectivas de la empresa, por lo cual están más propensos a cometer fraudes. Beneish (1999b) sostiene que la relación

entre el SGAI y la probabilidad de manipulación es positiva, pero en la estimación del modelo el coeficiente es negativo, si bien no significativo.

- *DEVE*: los ajuste por devengo en relación con los activos totales:

$$DEVE = \frac{(Resultado\ neto_t - Flujo\ de\ efectivo\ de\ las\ operaciones_t)}{Total\ del\ activo_t}$$

Mide los ajustes por devengo en relación con el total de activo e 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.

- *LVGI*: índice de endeudamiento:

$$LVGI = \frac{Leverage_t}{Leverage_{t-1}}$$

siendo:

$$Leverage = \frac{Pasivo_t}{Total\ de\ activos_t}$$

Este índice mide como evolucionó el pasivo en relación con el total de activos del año actual con respecto al año anterior y 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 Tabla N° 1 muestra la media y mediana de las variables del modelo clasificadas en empresas manipuladoras y no manipuladoras, la cuales sirven de referencia para describir el mecanismo de la manipulación.

Tabla N° 1: Estadísticos descriptivos modelo de Beneish -Período: 1982-1992

Índice	Manipuladores		No manipuladores	
	Media	Mediana	Media	Mediana
DSRI	1,412	1,219	1,030	0,995
GMI	1,159	1,028	1,017	1,001
AQI	1,228	1,000	1,031	1,000
SGL	1,581	1,341	1,133	1,095
DEPI	1,072	0,977	1,097	0,972
SGAI	1,107	1,028	1,085	0,990
DEVE	0,049	0,026	0,015	0,012
LVGI	1,124	1,035	1,033	1,000

Fuente: Beneish, Lee y Nichols (2013, pp. 77)

El modelo estimado por Beneish (1999b) es el siguiente:

$$M\text{-score} = -4,4 + 0,920 (\text{DSR}) + 0,528 (\text{GMI}) + 0,404 (\text{AQI}) + 0,892 (\text{SGL}) + 0,115 (\text{DEPI}) - 0,172 (\text{SGAI}) + 4,679 (\text{DEVE}) - 0,327 (\text{LVGI}) \quad (1)$$

Los resultados estadísticos indican que los coeficientes de los índices LVGI, DEPI y SGAI no son significativos y los coeficientes SGAI y LEVI tienen un signo negativo, o sea que un mayor valor del índice implica un menor valor del *M-score*. De total de 8 variables del modelo, los índices de DSR, AQI, DEPI y DEVE son producto de maniobras de manipulación contable y GMI, SGL, SGAI y LVGI miden la predisposición a manipular los resultados debido a problemas económicos de la empresa (Beneish, Lee y Nichols, 2013).

El punto de corte, que permite separar los manipuladores de los no son, fue establecido para a un *score* superior a -1,78 que corresponde a una probabilidad mayor al 3,76%. El punto de corte fue determinado en base a la probabilidad que minimiza el costo esperado de clasificación errónea, el cual depende del costo relativo del error Tipo I en relación con el error Tipo II. El error tipo I es la falla en identificar una empresa como no manipuladora cuando en realidad lo es, y el error tipo II es identificar un manipulador cuando en realidad no lo es. El primero resulta más costoso debido a que el inversor corre el riesgo de perder toda o la mayor parte de la inversión, en cambio el error tipo II implica, solamente, la pérdida del costo de oportunidad. El modelo muestra el mejor desempeño cuando el costo relativo Tipo I con relación al Tipo II es entre 20:1 y 30:1, lo

cual asume que el costo de falso negativo es 20 a 30 veces superior al falso positivo. Para punto de corte seleccionado, un *M-score* de 1,78 el error Tipo I fue del 26% y el error Tipo II de 13,8%. En la muestra de control los errores fueron superiores, el error Tipo I del 50% y el error Tipo II 7,21%. En otro estudio posterior, Beneish (2020) determina un error Tipo I del 16,83% para el período 1982-2016.

4. Metodología

En este trabajo, el modelo de Beneish (1999b) es aplicado a un grupo de empresas que publican los estados financieros ante la Comisión Nacional de Valores de Argentina⁶ con fecha de cierre en el año 2019. En este año la mayor parte de las empresas cuenta con dos cierres de ejercicio consecutivos con estados financieros ajustados por inflación. La aplicación del modelo a estados financieros elaborados a valores nominales cuando existe un contexto inflacionario puede producir una confusión entre las anomalías por maniobras manipuladoras y el efecto inflacionario, por ejemplo, el caso de crecimiento de las ventas. Resulta una limitación del estudio el corto período de tiempo de análisis. Las cifras para el cálculo de los índices son obtenidas de las cifras de los estados financieros consolidados.

La muestra está compuesta por 45 empresas de actividad no financiera, seleccionadas aleatoriamente, dividida en 3 grupos de 15 empresas: a) empresas que cotizan sus acciones en el Panel General; b) filiales de empresas que cotizan sus acciones en el Panel General; c) empresas del Panel de Pymes. El estudio busca describir los resultados de la aplicación del modelo a diferentes grupos de empresas y las posibles maniobras utilizadas y, no a la verificación de la capacidad predictiva del modelo.

5. Resultados

Las empresas de la muestra han sido clasificadas en manipuladoras y no manipuladoras aplicando la ecuación (1), en base al punto corte del *M-score* de -1,78. En la Tabla N° 2 se detallan las empresas potencialmente manipuladoras en orden creciente, un mayor *M-score* implica una mayor probabilidad de manipulación. De la

⁶ Sitio web: www.cnv.gov.ar

muestra de 45 empresas, 14 fueron clasificadas como manipuladores, representando un 31,11% del total. Sociedad Comercial del Plata SA, Quality Invest SA y Ovoprot Internacional SA exhiben una probabilidad cercana al 100%, esto no significa que necesariamente sean manipuladoras, el valor de los índices podría corresponder a una situación particular y reflejar el verdadero desempeño de la empresa. El análisis del *M-score* rinda una probabilidad de manipulación, por lo cual debe ser complementado con un estudio del resto de la información financiera.

De acuerdo con los valores alcanzados por los índices del modelo en las empresas manipuladoras puede identificarse el tipo de maniobra llevadas a cabo en la elaboración de estados financieros y porque son los que determinan, en conjunto, el mayor o menor del *M-score*. La Tabla N° 2 muestra la cantidad de veces que un índice supera el umbral de manipulación, el cual es determinado por el promedio de la media entre manipulados y no manipuladores de Beneish (1999b), expuesta en la Tabla N° 1. El índice de días de cuentas a cobrar (DSI) muestra la mayor proporción de casos que superan el límite, en un 64,29% para las empresas que manipulan y un 10,34% de los no manipuladores. En segundo lugar, el índice de ajustes por devengo (DEVE) con un 64,29% para los manipuladores y un 13,79% de los no manipuladores. En tercer lugar, el crecimiento de las ventas (SGI) con un 50,00% para manipuladoras y un 13,79% en los no manipuladoras. En cuarto lugar, el crecimiento del margen bruto (GMI) exhibe un 71,43% para los manipuladores y un 34,38% de los no manipuladores. En síntesis, los índices DSI, SGI, DEVE y GMI son los más significativos en las empresas manipuladoras. De lo cual se puede inferir, en términos generales, un posible esquema de manipulación. Las ventas son infladas por operaciones ficticias (o no realizadas) a crédito, esto implica un aumento del saldo de créditos por venta y del margen sobre ventas, porque seguramente no son ajustadas las existencias. Por consiguiente, esto se refleja en superiores ajustes por devengo, aumenta la diferencia entre el resultado contable con respecto al efectivo generado por las actividades operativas. También, el aumento de margen bruto puede ser originado en la contabilización de inventarios ficticios, lo cual implica mayores ajustes por devengo.

El resto de los índices del modelo no muestran diferencias importantes entre las empresas manipuladoras y no manipuladoras. El índice de endeudamiento (LVGI) muestra un 78,57% para las empresas que manipulan y un 72,41% de las no manipuladoras. Por el contrario, el índice de depreciaciones (DEPI) las empresas no manipuladoras muestran una mayor proporción de casos (21,43%) que las manipuladoras (34,48%). Lo mismo sucede con los índices de calidad de activos, y de gastos de administración y comercialización. Estos resultados son coincidentes con Beneish (1999b) quien encontró que los coeficientes de LVGI, DEPI y SGAI no son significativos.

La Tabla N° 3 muestra la media y mediana de las variables de empresas clasificadas como manipuladoras y no manipuladoras. La media del *M-score* de las empresas manipuladoras (0,0230) es superior a las no manipuladoras (-2,992), lo que es un resultado lógico por el punto de corte seleccionado. Los días de cuentas a cobrar, el margen bruto y el crecimiento de las ventas son los que muestran las principales diferencias entre empresas manipuladoras y no manipuladoras. El índice de depreciaciones, y el índice de gastos de administración y comercialización muestran una media superior de las empresas no manipuladoras que las manipuladoras. Los índices de calidad de activos y endeudamiento no exhiben mayores diferencias. Estos resultados confirman las evidencias anteriores, en cuanto a los índices más significativos.

Tabla N° 2: Detalle de las empresas clasificadas como manipuladoras

Empresa	Clasificación	DSR	GMI	AQI	SGI	DEPI	SGAI	DEVE	LVGI	M-score	Probabilidad.
S.E.D.A. P.I.C. S.A.	Pyme	0,8606	2,1296	1,0000	1,5119	0,9878	0,8370	0,0424	0,9754	(1,7261)	0,0422
S.A. San Miguel	General	2,0047	0,6838	1,1600	1,0897	0,5339	1,2228	0,0013	1,1069	(1,6853)	0,0460
Parangro SACIA	Pyme	1,4199	1,1742	1,0000	1,3439	0,8896	1,0634	0,0632	1,0714	(1,4462)	0,0741
YPF Energía Eléctrica SA	Afiliada	0,8142	1,7801	1,5263	2,2616	0,4572	1,0758	(0,0343)	1,1251	(1,1779)	0,1194
Carnes Pampeanas SA	Afiliada	1,0805	3,2415	0,4727	1,1955	0,2442	1,1760	0,0547	1,1346	(1,1663)	0,1217
Sojas Argentinas SA	Pyme	0,5215	2,1157	1,0000	2,0953	0,6796	0,4421	0,0561	0,8409	(0,9805)	0,1634
YPF Tecnología SA	Afiliada	1,5202	1,1976	1,0000	1,1663	0,8997	0,8142	0,1328	0,5992	(0,9759)	0,1646
Hidroeléctrica Futaleufú S.A.	Afiliada	1,7940	1,5882	0,4831	1,3926	0,7551	0,9187	0,1177	0,7591	(0,6823)	0,2475
Pampa Comercializadora SA	Afiliada	2,2187	0,4717	0,4792	2,0448		0,3423	0,0955	1,0376	(0,4835)	0,3144
Anta del Dorado SA	Pyme	1,6854	2,1557	3,0000	1,4571	0,9486	0,7011	(0,0072)	1,0853	(0,0396)	0,4842
Famar Feguina SA	Afiliada	3,8841	0,1246	0,4286	0,9784	1,3445	0,9431	0,1560	1,4866	0,0813	0,5324
Sociedad Comercial del Plata S.A.	General	0,3239	7,1102	0,6908	3,4845	0,6513	0,4290	0,0879	0,9675	2,6955	0,9965
Quality Invest SA	Afiliada	8,0609	0,7163	1,3333	1,1398	1,4506	0,6611	(0,2114)	1,0191	3,2403	0,9994
Ovoprot Internacional SA	Pyme	1,5164	14,0240	0,8110	0,8564	1,3479	1,3066	(0,0003)	0,9537	4,6683	0,9999
<i>Promedio de la media de Beneish (2003)</i>		1,2210	1,0880	1,1300	1,3570	1,0850	1,0960	0,0320	1,0790		
<u>Manipuladores</u>											
Número de casos superiores/inferiores a la media		9	10	4	7	3	11	9	11		
Porcentaje casos superiores/inferiores a la media		64,29%	71,43%	28,57%	50,00%	21,43%	78,57%	64,29%	78,57%		
<u>No manipuladores</u>											
Porcentaje casos superiores/inferiores a la media		10,34%	34,48%	31,03%	13,79%	34,48%	86,21%	13,79%	72,41%		

Fuente: Elaboración propia.

Tabla N° 3: Estadísticos descriptivos

Índice	Manipuladores		No manipuladores	
	Media	Mediana	Media	Mediana
DSR	1,9789	1,5183	0,7886	0,8597
GMI	2,7509	1,6842	0,9776	0,9320
AQI	1,0275	1,0000	1,0398	1,0000
SIG	1,5727	1,3683	1,1392	1,0411
DEPI	0,8608	0,8896	0,9857	0,9671
SGAI	0,8524	0,8779	0,9368	0,9390
DEVE	0,0396	0,0554	(0,0970)	(0,0761)
LVGI	1,0116	1,0284	1,0025	1,0110
<i>M-score</i>	0,0230	(0,8291)	(2,9920)	(2,9221)
Probabilidad.	37,90%	20,60%	0,57%	0,17%

Fuente: Elaboración propia

Tabla N° 4: Clasificación por grupos de empresas

	Manipuladores		No Manipuladores		Total	
	Cantidad	Partic.	Cantidad	Partic.	Cantidad	Partic.
Panel General	2	13,33%	13	86,67%	15	100%
Afiliadas	7	46,67%	8	53,33%	15	100%
Pymes	5	33,33%	10	66,67%	15	100%

Fuente: Elaboración propia

La Tabla N° 4 muestra las empresas manipuladoras clasificadas por grupos, el primer grupo compuesto por las empresas que cotizan sus acciones en el Panel General. En este grupo, solamente, han sido clasificadas como potenciales manipuladores a 2 empresas (SA San Miguel y Sociedad Comercial del Plata) que representan el 13,33% del grupo. Por otro lado, en el grupo de empresas afiliadas han sido clasificadas como manipuladoras a 7 empresas, representando el 46,67% del grupo. De las empresas del Panel de Pymes han sido clasificadas como manipuladoras a 5 empresas, representando el 33,33% del grupo. Las diferencias en el grado de manipulación por cada grupo se pueden explicar por el triángulo de Cressey (1953). El menor porcentaje en el Panel General se explica porque los administradores de estas empresas tienen una menor oportunidad de manipular resultados por la supervisión de los organismos reguladores y la mayor atención de los analistas de la información contable. El alto porcentaje en las empresas afiliadas se explica por la mayor posibilidad de manipular los resultados debido a presiones de las controlantes y, por otro lado, una menor atención de parte de

los analistas. Las empresas del panel de Pymes, si bien tienen una mayor oportunidad de cometer fraude, tienen una motivación menor porque el acceso a la financiación está condicionado por otras exigencias, por ejemplo, garantías (Terreno y Sattler, 2015).

Tabla N° 5: Auditores de las empresas manipuladoras

Empresa	Clasificación	Auditores	Opinión
S.A. San Miguel Sociedad Comercial del Plata S.A.	General	PRICE WATERHOUSE & CO	Favorable
YPF Energía Eléctrica SA	Controlada	DELOITTE	Favorable
Carnes Pampeanas SA	Controlada	DELOITTE & Co S.A.	Favorable
YPF Tecnología SA	Controlada	ABELOVICH, POLANO & ASOCIADOS S.R.L.	Favorable
Hidroeléctrica Futaleufú S.A.	Controlada	DELOITTE	Favorable
Pampa Comercializadora SA	Controlada	PRICE WATERHOUSE & CO	Favorable
Famar Fuegoína SA	Controlada	PRICE WATERHOUSE & CO	Favorable
Quality Invest SA	Controlada	PISTRELLI, HENRY MARTIN Y ASOC. S.R.L.	Favorable
S.E.D.A. P.I.C. S.A.	Controlada	ABELOVICH, POLANO & ASOCIADOS S.R.L.	Favorable
Parangro SACIA	Pyme	Profesional independiente GHIANO JORGE, RE ALFIO, GRANDE Y	Favorable
Sojas Argentinas SA	Pyme	OTROS	Favorable
Anta del Dorado SA	Pyme	Profesional independiente	Favorable
Ovoprot Internacional SA	Pyme	ESTUDIO PERI & ASOCIADOS	Favorable
	Pyme	Profesional independiente	Favorable

Fuente: Elaboración propia

La Tabla N° 5 permite analizar los auditores y la opinión emitida en las empresas manipuladoras. La mayor parte de los auditores corresponde a importantes estudios, los profesionales independientes tienen una menor participación (21,43%) y, solamente, auditan a empresas Pymes. Entonces, se puede concluir que los auditores no constituyen un elemento que diferencien los manipuladores de los no manipuladores, tampoco, existen diferencias en cuanto al tipo de opinión en los informes de auditoría.

6. Conclusiones

En este trabajo se planteó la aplicación del modelo de Beneish (1999b) a una muestra de empresas que publican sus estados financieros ante la Comisión Nacional de Valores de Argentina, con el fin de detectar las empresas que son potencialmente manipuladoras y las características de estas.

Las conclusiones indican que el mayor porcentaje de potenciales manipuladores corresponde a las empresas afiliadas (46,67%), esto se explica por la presión de la controlante de tener un buen desempeño y la menor atención de parte de los analistas. En segundo lugar, las empresas del panel de Pymes (33,33%), si bien tienen una mayor oportunidad de cometer fraudes, la motivación es menor porque el acceso a la financiación está restringido por otras exigencias. El menor porcentaje de empresas manipuladoras corresponde a las empresas que cotizan sus acciones en el Panel General (13,33%), debido a que los administradores tienen una menor oportunidad de manipular por la supervisión de los organismos reguladores y a la atención por parte de los analistas de la información contable.

Los índices DSI, SGI, DEVE y GMI son los que muestran una mayor diferencia en las empresas manipuladoras, de lo que puede inferirse el siguiente esquema de manipulación. Las ventas son infladas por operaciones ficticias (o no realizadas) a crédito, éstas producen un aumento de margen bruto y del saldo de créditos por venta, lo cual lleva a un mayor ajuste por devengo. También, el aumento del margen bruto puede ser originado en la contabilización de inventarios ficticios, lo cual implica un ajuste por devengo superior. Los auditores y el tipo de opinión en los informes no son un elemento que diferencien los manipuladores de los no manipuladores.

Por último, no obstante, la validez del *M-score* para la detección de las empresas manipuladoras, este debería ser complementado por un análisis más detallado de los estados financieros y el resto de la información disponible.

Bibliografía

Altman, E. I., 1968. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The journal of finance*, 23(4), pp. 589-609.

Bao, Y., Ke, B., Li, B., Yu, Y. J., & Zhang, J., 2019. Detecting Accounting Fraud in Publicly Traded US Firms Using a Machine Learning Approach. Obtenido de https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2670703

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), pp. 271-309.

Beneish, M. D., 1999a. Incentives and penalties related to earnings overstatements that violate GAAP. *The Accounting Review*, 74(4), pp. 5-457.

Beneish, M. D., 1999b. The detection of earnings manipulation. *Financial Analysts Journal*, 55(5), pp. 24-36.

Beneish, M. D., Lee, C. M., & Nichols, D. C., 2013. Earnings manipulation and expected returns. *Financial Analysts Journal*, 69(2), pp. 57-82.

Beneish, M. D., & Vorst, P., 2020. The cost of fraud prediction errors. Obtenido de https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3529662

Cecchini, M., Aytug, H., Koehler, G. J., & Pathak, P., 2010. Detecting management fraud in public companies. *Management Science*, 56(7), pp. 1146-1160.

Cressey, D. R., 1953. *Other people's money: a study in the social psychology of embezzlement*. Glencoe, IL: The Free Press

DeAngelo, L. E., 1986. Accounting numbers as market valuation substitutes: A study of management buyouts of public stockholders. *Accounting review*, pp. 400-420.

Dechow, P. M., Sloan, R. G., & Sweeney, A. P., 1995. Detecting earnings management. *Accounting review*, pp. 193-225.

Dechow, P. M., Ge, W., Larson, C. R., & Sloan, R. G., 2011. Predicting material accounting misstatements. *Contemporary accounting research*, 28(1), pp. 17-82.

Dechow, P. M., & Skinner, D. J., 2000. Earnings management: Reconciling the views of accounting academics, practitioners, and regulators. *Accounting horizons*, 14(2), pp. 235-250.

Dechow, P. M., Sloan, R. G., & Sweeney, A. P., 1995. Detecting earnings management. *Accounting review*, pp. 193-225.

Healy, P., 1985. The impact of bonus schemes on the selection of accounting principles. *Journal of Accounting and Economics*, 7(1-3), pp. 85-107.

Healey, P., & Wahlen, J., 1999. A review of the earnings management literature and its implications for standard setting, *Accounting Horizons*, 13(4), pp. 365-383.

Jones, J. J., 1991. Earnings management during import relief investigations. *Journal of accounting research*, 29(2), pp. 193-228.

Magrath, L., & Weld, L. G., 2002. Abusive earnings management and early warning signs. *CPA journal*, 72(8), pp. 50-54.

Morris, G. D. L., 2009. Enron 101: how a group of business students sold Enron a year before the collapse. *Financial History*, (94), pp. 12-15.

Schipper, K., 1989. Earnings management. *Accounting horizons*, 3(4), pp. 91.

Terreno, D. D., & Sattler, S. A., 2015. Estudio comparativo de la estructura de financiación de las empresas del Panel Pymes con las del Panel General-Mercado de Valores de Argentina. *Gestión Joven*, 13, pp. 55-71.

Wahlen, J. M., Baginski, S. P., & Bradshaw, M. T., 2011. Financial reporting, financial statement analysis and valuation: A strategic perspective (7e Ed), South-Western, Cengage Learning.

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