XXII ENCUENTRO INTERNACIONAL AECA

Viana do Castelo (Portugal), 24-25 de septiembre de 2026

67a

aeca
Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas
Comisión de Historia de la Contabilidad

MÉTODOS MATEMÁTICOS PARA LA EVALUACIÓN DE LA FIABILIDAD DE LA INFORMACIÓN CONTABLE: UNA REVISIÓN CRÍTICA

Autora: María Elena Millán Liébana

Cargo: Profesora Sustituta Interina y Doctoranda

Institución: Universidad de Jaén

Departamento: Economía Financiera y Contabilidad

Dirección: Campus Las Lagunillas, s/n, 23071 Jaén (España)

Área temática: A) Información Financiera y Normalización Contable / Auditoría

Palabras clave: Fiabilidad de la información contable; irregularidades contables; Ley de Benford; discontinuidades distribucionales; anomalías matemáticas

Modalidad de presentación: Online

Idioma: Español

MÉTODOS MATEMÁTICOS PARA LA EVALUACIÓN DE LA FIABILIDAD DE LA INFORMACIÓN CONTABLE: UNA REVISIÓN CRÍTICA

Resumen

La fiabilidad de la información financiera es esencial para el funcionamiento de los mercados de capitales. Aunque los modelos contables han dominado la detección de la gestión del resultado, su dependencia de benchmarks endógenos limita su validez donde la manipulación es más probable. Esta revisión crítica analiza tres familias de métodos matemáticos: distribucionales, de dígitos y de escala-complejidad. Se evalúan sus fundamentos, evidencia y limitaciones, mostrando que las anomalías matemáticas identifican irregularidades estadísticas, no manipulación. Se propone una taxonomía original y un marco de seis condiciones para interpretar legítimamente estas anomalías como evidencia de irregularidad contable.

Palabras clave: Fiabilidad de la información contable; irregularidades contables; Ley de Benford; discontinuidades distribucionales; anomalías matemáticas.

1. Introducción

La fiabilidad de la información financiera constituye un requisito esencial para el funcionamiento eficiente de los mercados de capitales. Inversores, acreedores, auditores y reguladores dependen de que los estados financieros representen de forma razonablemente fiel la realidad económica de las empresas. Cuando esa representación se ve comprometida, se deteriora la asignación eficiente de recursos, aumenta la incertidumbre y disminuye la confianza en la información contable.

La detección de irregularidades presenta una dificultad inherente: la manipulación no es directamente observable. Los estados financieros reflejan únicamente la información finalmente publicada, no aquella que habría existido en ausencia de intervención. En consecuencia, la detección constituye un problema de inferencia estadística basado en señales indirectas más que de observación directa.

Durante las últimas décadas, la investigación ha estado dominada por modelos contables basados en los *accruals* discrecionales (Dechow, Ge y Schrand, 2010). Estos métodos estiman el comportamiento contable esperado y atribuyen las desviaciones observadas a posibles prácticas de gestión del resultado. Sin embargo, presentan limitaciones importantes: utilizan *benchmarks* endógenos construidos a partir de los mismos datos que pretenden evaluar, muestran escasa potencia para detectar manipulaciones moderadas, generan falsos positivos en empresas con rendimientos extremos (Jones, 1991; Dechow, Sloan y Sweeney, 1995) y no captan la gestión del resultado mediante decisiones operativas reales (Roychowdhury, 2006).

Como alternativa, se ha desarrollado una familia de métodos que utiliza referencias matemáticas exógenas. En lugar de comparar una empresa con otras similares, estos métodos evalúan si los datos financieros cumplen determinadas regularidades matemáticas que deberían observarse en ausencia de intervención sistemática, como la continuidad de las distribuciones (Burgstahler y Dichev, 1997), la Ley de Benford (Nigrini, 2012) o determinadas propiedades de escala y complejidad (Gabaix, 2009).

El crecimiento de esta literatura ha sido considerable, aunque también fragmentado. Los estudios sobre discontinuidades distribucionales, análisis de dígitos y métodos de complejidad han evolucionado de forma prácticamente independiente, sin un marco conceptual común que permita comparar sus fundamentos, supuestos y limitaciones. Como consecuencia, sigue sin existir una respuesta clara a la cuestión fundamental: ¿bajo

qué condiciones una anomalía matemática puede interpretarse como evidencia válida de una irregularidad contable?

Este trabajo realiza tres contribuciones. En primer lugar, propone una taxonomía integradora de los métodos matemáticos utilizados para evaluar la fiabilidad de la información contable. En segundo lugar, revisa críticamente sus fundamentos, evidencia empírica y limitaciones. Finalmente, desarrolla un marco conceptual que establece las condiciones bajo las cuales una anomalía matemática puede interpretarse como evidencia de una irregularidad contable.

El resto del trabajo se estructura como sigue. La sección 2 establece el marco conceptual. La sección 3 revisa las limitaciones de los modelos contables tradicionales. La sección 4 presenta la taxonomía propuesta de métodos matemáticos. Las secciones 5, 6 y 7 analizan críticamente las tres familias identificadas. La sección 8 desarrolla la discusión y el marco de condiciones de validez, mientras que la última sección recoge las principales conclusiones e implicaciones para la investigación y la práctica.

2. Marco conceptual

La fiabilidad de la información financiera hace referencia al grado en que los estados financieros representan fielmente la realidad económica de la empresa. Conforme al Marco Conceptual del IASB (2018) y al Marco Conceptual de la Información Financiera de AECA (2012), la representación fiel exige que la información sea completa, neutral y libre de errores materiales. Sin embargo, la fiabilidad no debe confundirse con la calidad del resultado (*earnings quality*). Mientras la primera evalúa si las cifras reflejan correctamente los hechos económicos, la segunda depende del uso que se pretenda hacer de esa información y, por tanto, no posee una definición universal (Dechow, Ge y Schrand, 2010).

Esta distinción resulta esencial porque gran parte de la literatura utiliza ambos conceptos de forma indistinta (Schipper y Vincent, 2003). Una información puede ser técnicamente fiable y, sin embargo, tener escasa capacidad predictiva o limitada utilidad para determinadas decisiones económicas. Del mismo modo, medidas habitualmente empleadas como indicadores de calidad del resultado, especialmente las basadas en

accruals, no constituyen medidas directas de fiabilidad, sino aproximaciones sujetas a importantes supuestos metodológicos.

También es necesario diferenciar tres conceptos frecuentemente confundidos: irregularidad, gestión del resultado y fraude.

A efectos de este trabajo, se entiende por irregularidad cualquier desviación respecto al comportamiento esperado de los datos financieros. Puede manifestarse como una discontinuidad en la distribución de resultados (Burgstahler y Dichev, 1997), una desviación respecto a la Ley de Benford (Nigrini, 2012) o unos *accruals* anómalos (Dechow, Sloan y Sweeney, 1995). Por sí sola, únicamente indica la existencia de un patrón estadísticamente inusual.

La gestión del resultado (*earnings management*) implica el uso deliberado del juicio contable o de decisiones operativas con el fin de modificar los resultados comunicados dentro de los límites permitidos por la normativa (Healy y Wahlen, 1999). Puede realizarse mediante decisiones contables o mediante actuaciones reales sobre la actividad de la empresa (Roychowdhury, 2006).

El fraude, por el contrario, supone una alteración intencionada de la información financiera que incumple las normas contables y, habitualmente, la legislación aplicable. Constituye una categoría distinta de la gestión del resultado y requiere un nivel de evidencia considerablemente mayor.

Esta distinción tiene una implicación metodológica fundamental: ningún método de detección observa directamente la manipulación. Todos identifican únicamente señales indirectas cuya interpretación exige evidencia adicional.

Los métodos matemáticos revisados en este trabajo comparten precisamente esa característica. Comparan los datos observados con una propiedad matemática que debería cumplirse en ausencia de intervención sistemática. Cuando dicha propiedad no se verifica, el resultado es una anomalía estadística. Sin embargo, una anomalía estadística no constituye evidencia directa de manipulación, sino únicamente de que los datos se apartan del comportamiento esperado bajo determinados supuestos. En consecuencia, una anomalía representa una condición necesaria para investigar una posible irregularidad, pero no suficiente para concluir que exista manipulación o fraude. La misma desviación

puede originarse por decisiones económicas legítimas, características institucionales, limitaciones del diseño empírico o simple variabilidad estadística. Precisamente por ello, el problema central no consiste en detectar anomalías, sino en establecer bajo qué condiciones pueden interpretarse como evidencia válida de irregularidad contable.

3. Modelos contables tradicionales y origen de los métodos matemáticos

Los modelos contables han constituido durante décadas el enfoque predominante para detectar la gestión del resultado. Su principio básico consiste en estimar el nivel "normal" de los *accruals* y atribuir las desviaciones respecto a ese valor esperado a posibles prácticas de manipulación. Entre los modelos más utilizados destacan el modelo de Jones (1991), su versión modificada (Dechow, Sloan y Sweeney, 1995), el modelo de calidad de los *accruals* de Dechow y Dichev (2002), la corrección por rendimiento de Kothari, Leone y Wasley (2005) y el M-Score de Beneish (1999).

Aunque estos modelos difieren en su formulación, todos comparten una limitación fundamental: la manipulación no se observa directamente, sino que se infiere a partir de un *benchmark* construido con los propios datos contables. En consecuencia, la validez de los resultados depende tanto de la hipótesis que se pretende contrastar como de la capacidad del modelo para representar correctamente el comportamiento normal de los *accruals*.

La literatura ha identificado varias limitaciones recurrentes. En primer lugar, estos modelos presentan escasa potencia para detectar manipulaciones moderadas, precisamente las más frecuentes en la práctica (Dechow, Ge y Schrand, 2010). En segundo lugar, generan elevadas tasas de falsos positivos en empresas con rentabilidades extremas o características económicas poco habituales, ya que los *accruals* normales dependen del propio rendimiento empresarial (Kothari, Leone y Wasley, 2005). En tercer lugar, ninguno permite detectar de forma adecuada la gestión del resultado mediante decisiones operativas reales, como la reducción del gasto en I+D, el adelanto de ventas o el aplazamiento de inversiones (Roychowdhury, 2006).

Estas limitaciones responden a un problema metodológico común: el *benchmark* utilizado es endógeno. La referencia con la que se compara la empresa se obtiene a partir de datos que pueden estar afectados por el mismo fenómeno que se pretende detectar. Por ello,

incluso cuando el modelo identifica un comportamiento anómalo, resulta difícil determinar si la desviación refleja realmente manipulación o simplemente una especificación imperfecta del modelo.

Con el objetivo de superar estas limitaciones surgieron los métodos matemáticos de detección de irregularidades. A diferencia de los modelos contables, estos utilizan benchmarks exógenos, derivados de propiedades matemáticas que deberían cumplirse con independencia del sector, del sistema contable o de la situación económica de la empresa. Así, en lugar de estimar cuál debería ser el resultado "normal" de una empresa, analizan si los datos financieros respetan determinadas regularidades matemáticas, como la continuidad de las distribuciones, la Ley de Benford o distintas propiedades de escala y complejidad.

La Tabla 1 pone de manifiesto que, pese a las mejoras introducidas por los distintos modelos contables, todos comparten una limitación común: la manipulación se infiere a partir de un *benchmark* endógeno. Esta limitación explica el desarrollo de los métodos matemáticos, cuyo rasgo distintivo es el empleo de *benchmarks* exógenos derivados de propiedades matemáticas. Sin embargo, el uso de un *benchmark* exógeno no elimina los problemas de inferencia. Los métodos matemáticos sustituyen los supuestos económicos de los modelos contables por supuestos matemáticos cuya validez también debe verificarse. En consecuencia, la cuestión fundamental deja de ser si una anomalía existe y pasa a ser bajo qué condiciones puede interpretarse como evidencia de una irregularidad contable.

Tabla 1. Principales modelos contables para la detección de gestión del resultado

Modelo	**Idea principal**	**Principal limitación**
Jones (1991)	Estima *accruals* normales mediante regresión	Baja potencia y dependencia de comparables
Jones Modificado	Ajusta por cuentas a cobrar	Puede eliminar *accruals* manipulados en ventas si la manipulación afecta a los ingresos
Dechow-Dichev	Evalúa la calidad de los *accruals* mediante flujos de caja	No distingue manipulación de error de estimación
Kothari et al.	Ajusta por rendimiento	El emparejamiento puede eliminar parte de la señal

Beneish M-Score	Modelo basado en ratios financieros	Dependencia del contexto de calibración

Nota. Todos los modelos presentados generan indicadores indirectos de posible manipulación y requieren interpretación adicional para atribuir las desviaciones observadas a una irregularidad contable. Ninguno detecta directamente la manipulación ni permite, por sí solo, distinguir entre errores de estimación, decisiones económicas legítimas y prácticas de gestión del resultado.

Fuente: Elaboración propia a partir de Jones (1991), Beneish (1999), Dechow, Sloan y Sweeney (1995), Dechow y Dichev (2002) y Kothari, Leone y Wasley (2005).

4. Métodos matemáticos: definición y taxonomía

4.1. Definición y fundamento

Los métodos matemáticos de detección de irregularidades se diferencian de los modelos contables en el tipo de referencia utilizada para evaluar la información financiera. Mientras los modelos basados en *accruals* comparan una empresa con otras similares o con su propio comportamiento histórico, los métodos matemáticos utilizan benchmarks exógenos, derivados de propiedades matemáticas que deberían observarse cuando los datos se generan sin intervención sistemática.

Esta diferencia tiene importantes implicaciones metodológicas. Un *benchmark* construido a partir de información contable puede verse afectado por el mismo fenómeno que pretende detectar. En cambio, un *benchmark* matemático permanece independiente de las características específicas de la empresa, del sector o del marco normativo, lo que amplía considerablemente el ámbito de aplicación de estos métodos (Dechow, Ge y Schrand, 2010).

Sin embargo, esta independencia no implica ausencia de supuestos. Los métodos matemáticos sustituyen los supuestos económicos propios de los modelos contables por supuestos acerca de cómo deberían comportarse los datos desde un punto de vista matemático. Cuando dichos supuestos no se cumplen, las anomalías observadas pueden reflejar características naturales de los datos y no necesariamente irregularidades contables.

En consecuencia, estos métodos no detectan directamente la manipulación. Detectan desviaciones respecto a un comportamiento matemático esperado cuya interpretación exige un análisis posterior.

4.2. Taxonomía propuesta

La literatura ha desarrollado numerosos métodos matemáticos para evaluar la fiabilidad de la información financiera. Sin embargo, la mayoría de los estudios los analizan de forma aislada, dificultando la comparación de sus fundamentos, aplicaciones y limitaciones.

Como primera contribución de este trabajo, se propone una taxonomía que organiza estos métodos en tres familias, atendiendo a la propiedad matemática utilizada como referencia, el tipo de anomalía detectada y el nivel de análisis en el que opera cada método.

La primera familia comprende los métodos distribucionales, que analizan la continuidad de la distribución de los resultados alrededor de determinados umbrales. Las anomalías se manifiestan como discontinuidades o *kinks*, interpretadas como posibles señales de intervención sistemática (Burgstahler y Dichev, 1997).

La segunda familia agrupa los métodos de dígitos, basados principalmente en la Ley de Benford y en otras regularidades numéricas relacionadas con la frecuencia de aparición de determinados dígitos, el redondeo estratégico o la preferencia por ciertos valores (Nigrini, 2012).

La tercera familia incluye los métodos de escala y complejidad, que evalúan propiedades estructurales de los datos financieros mediante leyes de potencia, medidas de entropía e indicadores de complejidad informativa (Gabaix, 2009). Aunque representan la línea de investigación más reciente, su evidencia empírica todavía es limitada.

Las tres familias comparten una característica esencial: ninguna observa directamente la manipulación. Todas identifican anomalías estadísticas cuya interpretación depende del cumplimiento de determinados supuestos y del contexto económico en el que se generan los datos.

La Tabla 2 resume la taxonomía propuesta, sintetizando las principales características de cada familia, la propiedad matemática utilizada como referencia, el tipo de anomalía detectada y sus principales limitaciones metodológicas.

Tabla 2. Taxonomía de los métodos matemáticos para evaluar la fiabilidad de la información financiera

Métodos Distribucionales				
Propiedad matemática	**Anomalía detectada**	**Aplicación típica**	**Supuesto central**	**Riesgo principal**
Continuidad y suavidad de la distribución de resultados en torno a umbrales conductualmente motivados	Discontinuidad o kink: exceso de observaciones a un lado del umbral y déficit al otro	Umbral de beneficio cero; variación de beneficios; previsión de analistas; ratios de capital bancario; umbrales fiscales	En ausencia de intervención sistemática, la distribución de resultados es continua en cualquier umbral	Falsos positivos por opciones reales, asimetrías fiscales o artefactos del deflactor; contrafactual inobservable
Métodos de dígitos				
Propiedad matemática	**Anomalía detectada**	**Aplicación típica**	**Supuesto central**	**Riesgo principal**
Distribución logarítmica del primer dígito significativo (Ley de Benford); distribución casi uniforme del segundo dígito y los dígitos terminales	Desviación en la frecuencia de dígitos; exceso de redondeo estratégico; evitación de dígitos específicos	Análisis de primer dígito en ingresos y activos totales; análisis de segundo dígito en beneficio por acción; patrones de dígitos terminales en partidas fuera de balance	Proceden de distribuciones independientes que abarca varios órdenes de magnitud, sin truncamientos ni valores asignados artificialmente	Inaplicabilidad a ratios, porcentajes o datos con rango restringido; relación no monótona entre el error contable y la desviación de Benford
Métodos de escala y complejidad				
Propiedad matemática	**Anomalía detectada**	**Aplicación típica**	**Supuesto central**	**Riesgo principal**

Leyes de potencia en la distribución del tamaño de los errores; relación entre número de etiquetas XBRL y riesgo de error; estabilidad de la entropía informacional entre períodos	Cola más pesada de lo esperado en la distribución de errores; complejidad estructural excesiva del reporte; cambios bruscos en el contenido informativo del estado financiero	Progresión del tamaño de errores en episodios de fraude; complejidad del reporte como predictor de re-expresiones contables; entropía como indicador de carga informativa	Los datos siguen procesos de generación con propiedades de escala definidas; la complejidad del reporte refleja la carga cognitiva real del proceso contable	Base empírica todavía limitada; validación principalmente en contextos estadounidenses; sensibilidad a cambios en el entorno regulatorio

Nota. La clasificación propuesta organiza los métodos según la propiedad matemática utilizada como referencia y no según su ámbito de aplicación. Las tres familias son complementarias y generan señales indirectas cuya interpretación requiere evidencia adicional.

Fuente: Elaboración propia a partir de Burgstahler y Dichev (1997), Degeorge, Patel y Zeckhauser (1999), McCrary (2008), Benford (1938), Hill (1995), Nigrini (2012) y Gabaix (2009).

5. Métodos distribucionales

5.1. Fundamento teórico

Los métodos distribucionales parten del supuesto de que, en ausencia de intervención sistemática, la distribución de los resultados empresariales debe ser continua alrededor de umbrales económicamente relevantes. Una acumulación anormal de observaciones inmediatamente por encima de un determinado umbral (*kink* o *bunching*) se interpreta como una posible señal de gestión del resultado.

Esta aproximación fue introducida por Burgstahler y Dichev (1997), quienes documentaron una concentración inusual de empresas con beneficios ligeramente positivos y un déficit de empresas con pequeñas pérdidas. Posteriormente, la literatura amplió el análisis a otros umbrales relevantes, como la variación positiva del beneficio,

las previsiones de los analistas o determinados límites regulatorios (Degeorge, Patel y Zeckhauser, 1999). El rigor estadístico de estos análisis se consolidó con el desarrollo de tests formales de densidad que permiten contrastar si las discontinuidades observadas superan el umbral de significación esperado bajo continuidad (McCrary, 2008).

La ventaja principal de estos métodos es que utilizan un patrón distribucional como referencia, evitando la necesidad de estimar un comportamiento contable normal mediante modelos econométricos.

5.2. Evidencia empírica

La evidencia disponible confirma que las discontinuidades aparecen de forma recurrente en numerosos mercados y contextos institucionales. Burgstahler y Dichev (1997) documentaron por primera vez una concentración anormal de empresas con beneficios ligeramente positivos en una muestra amplia de empresas estadounidenses, resultado que fue replicado posteriormente en distintos entornos regulatorios y periodos temporales.

Sin embargo, la interpretación de estas discontinuidades como evidencia de gestión del resultado ha sido cuestionada. Durtschi y Easton (2005) demostraron que parte del *kink* observado puede atribuirse a la elección del deflactor y a la composición asimétrica de las muestras, y no necesariamente a prácticas de manipulación. En la misma línea, Beaver, McNichols y Nelson (2007) señalaron que las asimetrías fiscales y los efectos de las opciones reales pueden generar discontinuidades similares sin que exista intervención deliberada sobre los resultados. Dechow, Richardson y Tuna (2003) revisaron sistemáticamente las explicaciones alternativas al *kink* y concluyeron que la evidencia disponible no permite atribuirlo de forma exclusiva a la gestión del resultado.

En conjunto, la evidencia empírica confirma que las discontinuidades constituyen una señal estadística robusta, aunque insuficiente para identificar por sí sola la existencia de irregularidades contables.

5.3. Limitaciones

La principal limitación de los métodos distribucionales reside en el supuesto de continuidad sobre el que se construye la inferencia. La distribución contrafactual, es decir, la que se observaría en ausencia de cualquier intervención sobre los resultados, no puede observarse directamente. Como consecuencia, una discontinuidad estadística no constituye, por sí sola, evidencia de manipulación.

La literatura ha mostrado que un *kink* puede originarse por múltiples causas distintas de la gestión del resultado. Entre ellas se encuentran determinadas decisiones económicas adoptadas por las empresas, los efectos derivados de la normativa fiscal, la elección del deflactor utilizado en el análisis (Durtschi y Easton, 2005) o incluso características propias de la distribución de los datos (Dechow, Richardson y Tuna, 2003). En todos estos casos pueden aparecer discontinuidades similares a las asociadas tradicionalmente con la manipulación contable, sin que exista realmente una alteración deliberada de la información financiera.

La situación inversa también es posible. La ausencia de discontinuidades no implica necesariamente la inexistencia de gestión del resultado. Las manipulaciones de escasa magnitud o aquellas realizadas mediante decisiones operativas reales pueden no alterar la forma global de la distribución y, por tanto, permanecer fuera del alcance de este tipo de métodos.

Estas limitaciones ponen de manifiesto que los métodos distribucionales deben entenderse como instrumentos de detección preliminar y no como pruebas concluyentes de irregularidad contable. Su utilidad reside en identificar patrones estadísticamente anómalos que orienten investigaciones posteriores, cuya interpretación deberá apoyarse en evidencia adicional y en el contexto económico e institucional en el que se generan los datos. La Tabla 3 resume las principales fortalezas y limitaciones de los métodos distribucionales.

Tabla 3. Principales fortalezas y limitaciones de los métodos distribucionales

Fortalezas	**Limitaciones**
Benchmark exógeno	El contrafactual es inobservable
No requieren modelos de accruals	Dependen del supuesto de continuidad
Aplicables a múltiples contextos	Sensibles al diseño del histograma
Detectan concentraciones alrededor de umbrales	No identifican empresas concretas
Permiten comparar mercados y periodos	No distinguen entre anomalías y manipulación

Nota. Las discontinuidades constituyen evidencias estadísticas de desviación respecto al comportamiento esperado, pero no permiten establecer por sí mismas la existencia de manipulación contable.

Fuente: Elaboración propia a partir de Burgstahler y Dichev (1997), Degeorge, Patel y Zeckhauser (1999), McCrary (2008), Durtschi y Easton (2005), Dechow, Richardson y Tuna (2003) y Roychowdhury (2006).

6. Métodos basados en la Ley de Benford y otras regularidades digitales

6.1. Fundamento teórico

Los métodos de dígitos parten de la idea de que los datos numéricos generados de forma natural presentan determinadas regularidades estadísticas. La más conocida es la Ley de Benford, según la cual la frecuencia del primer dígito significativo sigue una distribución logarítmica en la que los números pequeños aparecen con mayor frecuencia que los grandes (Benford, 1938; Hill, 1995). Cuando los datos financieros cumplen las condiciones de aplicabilidad de la ley, desviaciones significativas respecto a esta distribución pueden interpretarse como indicios de una posible alteración en el proceso de generación de la información.

Además del análisis del primer dígito, la literatura ha desarrollado procedimientos basados en el segundo dígito, los dígitos terminales y los patrones de redondeo (Nigrini, 2012). Carslaw (1988) documentó por primera vez la presencia de anomalías en los dígitos terminales de los beneficios empresariales, mientras que Das y Zhang (2003) y Herrmann y Thomas (2005) evidenciaron patrones sistemáticos de redondeo en el beneficio por acción. Estos métodos amplían el ámbito de aplicación de la familia y permiten detectar anomalías que no modifican el orden de magnitud de las cifras, pero sí su presentación.

Su principal ventaja frente a los modelos contables radica en que no requieren estimar un comportamiento esperado específico para cada empresa. La referencia utilizada deriva de una propiedad matemática independiente del contexto contable, lo que facilita su aplicación a diferentes sectores, países y marcos regulatorios.

6.2. Evidencia empírica

La evidencia acumulada muestra que las desviaciones respecto a la Ley de Benford aparecen con mayor frecuencia en empresas posteriormente objeto de reexpresiones contables, investigaciones regulatorias o procedimientos de auditoría (Durtschi, Hillison y Pacini, 2004; Amiram, Bozanic y Rouen, 2015). Asimismo, numerosos estudios han identificado patrones sistemáticos de redondeo y preferencia por determinados dígitos en variables especialmente visibles, como el beneficio por acción (Carslaw, 1988; Das y Zhang, 2003; Herrmann y Thomas, 2005).

Sin embargo, la intensidad de estas asociaciones varía entre estudios y depende en gran medida de las partidas analizadas y de las características del conjunto de datos (Nigrini, 2012). La evidencia disponible sugiere que estos métodos resultan especialmente útiles como herramientas de detección temprana y selección de casos de riesgo, más que como instrumentos capaces de demostrar por sí mismos la existencia de manipulación.

6.3. Limitaciones

La principal limitación de esta familia de métodos reside en las condiciones necesarias para que la Ley de Benford resulte aplicable. No todos los datos financieros cumplen los requisitos matemáticos que permiten esperar una distribución logarítmica de los dígitos (Durtschi, Hillison y Pacini, 2004). Variables con rango restringido, porcentajes, ratios financieros, precios regulados o cifras sujetas a límites normativos pueden desviarse naturalmente de la distribución esperada sin que ello implique ninguna irregularidad (Nigrini, 2012).

A esta restricción se añade un problema de interpretación. Una desviación respecto a la Ley de Benford únicamente indica que la estructura numérica de los datos difiere de la prevista bajo determinados supuestos. El método no permite identificar la causa de esa desviación, que puede obedecer a errores de registro, características propias del proceso económico, diferencias institucionales o decisiones deliberadas de manipulación.

La relación entre la magnitud del error contable y el grado de desviación respecto a la Ley de Benford tampoco es necesariamente proporcional. Pequeñas alteraciones pueden producir desviaciones apreciables, mientras que manipulaciones de mayor entidad pueden pasar inadvertidas si no modifican significativamente la distribución de los dígitos. Del mismo modo, la capacidad predictiva de algunos estadísticos depende del tamaño y de la composición del conjunto de datos, lo que dificulta la comparación entre estudios.

En consecuencia, las desviaciones respecto a la Ley de Benford deben interpretarse como indicadores de riesgo y no como evidencia directa de irregularidad contable. Su mayor utilidad reside en complementar otros procedimientos de análisis, especialmente cuando se utilizan como primera fase de selección antes de aplicar técnicas contables, estadísticas o de auditoría más específicas. La Tabla 4 sintetiza las principales ventajas y limitaciones identificadas para los métodos basados en la Ley de Benford.

Tabla 4. Principales fortalezas y limitaciones de los métodos basados en la Ley de Benford

Fortalezas	**Limitaciones**
Benchmark matemático exógeno	Solo aplicable cuando se cumplen las condiciones de Benford
Aplicación sencilla y bajo coste	No identifica la causa de la anomalía
Útil para grandes bases de datos	Sensible a la composición del conjunto de datos
Facilita la selección de casos de riesgo	No existe relación directa entre desviación y manipulación
Complementa los procedimientos de auditoría	Requiere evidencia adicional para interpretar los resultados

Nota. Las desviaciones respecto a la Ley de Benford constituyen señales estadísticas de posible irregularidad, pero no permiten atribuir por sí solas la existencia de manipulación contable.

Fuente: Elaboración propia a partir de Benford (1938), Hill (1995), Durtschi, Hillison y Pacini (2004), Nigrini (2012) y Amiram, Bozanic y Rouen (2015).

7. Métodos de escala y complejidad

7.1. Fundamento teórico

Los métodos de escala y complejidad constituyen la línea más reciente dentro de los enfoques matemáticos para evaluar la fiabilidad de la información financiera. A diferencia de los métodos distribucionales y de los análisis de dígitos, estos no se centran en una característica concreta de los datos, sino en sus propiedades estructurales.

Su fundamento parte de la idea de que los sistemas económicos generan patrones relativamente estables de complejidad y organización (Gabaix, 2009). Cuando la información financiera se aparta significativamente de esos patrones, pueden aparecer señales asociadas a una mayor probabilidad de error, manipulación o baja calidad informativa.

Dentro de esta familia se incluyen aproximaciones basadas en leyes de potencia, medidas de entropía, indicadores de complejidad del reporte financiero y métricas derivadas del lenguaje XBRL. Aunque los enfoques son diversos, todos comparten el objetivo de identificar desviaciones respecto al comportamiento esperado de sistemas complejos.

7.2. Evidencia empírica

La evidencia disponible muestra resultados prometedores, especialmente en el análisis de la complejidad de los informes financieros y en la utilización de indicadores derivados de etiquetas XBRL. Hoitash y Hoitash (2018) documentaron que las empresas con informes más complejos presentan una mayor probabilidad de reexpresar sus estados financieros o de experimentar problemas relacionados con la calidad de la información.

Asimismo, determinadas medidas de entropía parecen captar cambios relevantes en el contenido informativo de los estados financieros, mientras que algunos modelos basados en leyes de potencia permiten identificar distribuciones anómalas asociadas a episodios de fraude (Gabaix, 2009; Amiram, Bozanic y Rouen, 2015).

No obstante, la evidencia acumulada continúa siendo limitada en comparación con la existente para las discontinuidades distribucionales o la Ley de Benford. La mayoría de los trabajos se concentran en mercados específicos y utilizan metodologías todavía heterogéneas, lo que dificulta la comparación de resultados y la generalización de las conclusiones.

7.3. Limitaciones

La principal limitación de estos métodos es su reducido grado de madurez. A diferencia de las familias anteriores, todavía no existe un consenso claro sobre qué medidas representan mejor la complejidad de la información financiera ni sobre cuáles son los criterios más adecuados para interpretar las anomalías detectadas.

Además, muchas de las métricas utilizadas son sensibles a cambios tecnológicos, regulatorios o de formato que no guardan relación con la calidad de la información

financiera. Una mayor complejidad del reporte puede reflejar simplemente modificaciones en las obligaciones de información, en la estructura del lenguaje XBRL o en la naturaleza de la actividad empresarial, sin que ello implique necesariamente una mayor probabilidad de manipulación.

Otra limitación importante es la escasa evidencia disponible fuera del contexto estadounidense (Hoitash y Hoitash, 2018). La mayoría de las aplicaciones empíricas se han desarrollado sobre mercados concretos y todavía existen pocas investigaciones que permitan evaluar la estabilidad de estos indicadores en distintos entornos institucionales.

En consecuencia, los métodos de escala y complejidad deben considerarse, por el momento, herramientas complementarias cuyo potencial resulta evidente, pero cuya utilización requiere una validación empírica mucho más amplia antes de incorporarse de forma generalizada a la investigación sobre irregularidades contables. La Tabla 5 resume las principales fortalezas y limitaciones de esta familia.

Tabla 5. Principales fortalezas y limitaciones de los métodos de escala y complejidad

Fortalezas	**Limitaciones**
Incorporan dimensiones estructurales de la información financiera	Evidencia empírica todavía limitada
Permiten analizar grandes volúmenes de información	Escasa estandarización metodológica
Complementan los métodos tradicionales	Sensibles a cambios regulatorios y tecnológicos
Potencial para integrar técnicas de inteligencia artificial	Poca validación internacional
Enfoque prometedor para futuras investigaciones	Interpretación aún poco consolidada

Nota. Los métodos de escala y complejidad representan una línea de investigación emergente. Aunque muestran un importante potencial para evaluar la fiabilidad de la información financiera, la evidencia disponible todavía resulta insuficiente para utilizarlos como herramientas independientes de detección.

Fuente: Elaboración propia a partir de Gabaix (2009), Hoitash y Hoitash (2018) y Amiram, Bozanic y Rouen (2015).

8. Discusión: ¿Qué detectan realmente los métodos matemáticos?

La revisión realizada permite extraer una conclusión común a las tres familias de métodos analizadas. Aunque utilizan propiedades matemáticas diferentes y operan sobre niveles distintos de información, todas comparten la misma lógica inferencial: comparan los datos observados con un patrón matemático esperado e identifican desviaciones cuando ambos no coinciden. En consecuencia, el resultado inmediato de cualquiera de estos procedimientos no es la detección de una manipulación, sino la identificación de una anomalía estadística.

Esta distinción resulta esencial porque una anomalía estadística y una irregularidad contable no son conceptos equivalentes. Una discontinuidad distribucional, una desviación respecto a la Ley de Benford o una medida anómala de complejidad indican únicamente que los datos no se comportan como cabría esperar bajo determinados supuestos. La causa de esa desviación puede ser una práctica de gestión del resultado, pero también puede responder a incentivos económicos legítimos, características institucionales, restricciones normativas, problemas de especificación o limitaciones del propio método de análisis (Durtschi y Easton, 2005; Dechow, Richardson y Tuna, 2003).

Desde esta perspectiva, los métodos matemáticos no sustituyen a los modelos contables tradicionales, sino que modifican la naturaleza del problema. Los modelos basados en *accruals* descansan sobre supuestos económicos acerca del comportamiento normal de las empresas (Dechow, Ge y Schrand, 2010), mientras que los métodos matemáticos dependen del cumplimiento de determinadas propiedades estadísticas. Ambos enfoques requieren interpretar una señal indirecta y ambos pueden producir inferencias erróneas cuando los supuestos que los sustentan no se verifican.

La principal diferencia reside en el origen del *benchmark*. Los modelos contables utilizan referencias construidas a partir de los propios datos financieros, mientras que los métodos matemáticos emplean propiedades definidas con independencia del sistema contable. Esta característica reduce algunos problemas asociados a los *benchmarks* endógenos, pero no elimina la necesidad de justificar que la referencia matemática utilizada resulta aplicable al conjunto de datos analizado.

La revisión realizada pone de manifiesto que la utilidad de los métodos matemáticos no depende únicamente de su capacidad para detectar anomalías, sino de la posibilidad de interpretar correctamente su significado. En este contexto, la cuestión metodológica deja de ser si una anomalía existe y pasa a ser bajo qué condiciones esa anomalía puede considerarse una evidencia razonable de irregularidad contable. Como respuesta a esta cuestión, este trabajo propone un marco de seis condiciones de validez que pretende orientar la interpretación de las anomalías matemáticas y reducir el riesgo de atribuirles un significado económico que no esté suficientemente justificado.

La primera condición exige comprobar que se cumplen los supuestos de aplicabilidad del método empleado. Ninguna propiedad matemática puede utilizarse fuera del contexto para el que fue desarrollada. La segunda requiere descartar explicaciones alternativas derivadas de factores económicos, regulatorios o institucionales capaces de generar la misma anomalía. La tercera consiste en demostrar que los resultados son robustos frente a cambios razonables en el diseño empírico, evitando que la evidencia dependa exclusivamente de una determinada especificación.

La cuarta condición implica contrastar la anomalía mediante evidencia independiente. La coincidencia entre distintos procedimientos de detección proporciona una base inferencial más sólida que la utilización aislada de un único método. La quinta exige valorar la magnitud económica de la anomalía detectada, diferenciando entre resultados estadísticamente significativos y efectos con verdadera relevancia práctica. Finalmente, la sexta condición requiere interpretar cualquier evidencia dentro del contexto específico de la empresa, del sector y del entorno institucional analizado, evitando inferencias automáticas basadas exclusivamente en regularidades matemáticas.

Estas seis condiciones no garantizan que una anomalía refleje manipulación contable, pero sí establecen un estándar metodológico que reduce el riesgo de sobreinterpretar señales estadísticas. Su finalidad no es aumentar la capacidad de detección de los métodos matemáticos, sino mejorar la validez de las conclusiones obtenidas a partir de ellos.

El verdadero valor de estos métodos reside en su capacidad para identificar observaciones que merecen un análisis más detallado. Utilizados de forma aislada, ofrecen únicamente evidencia indirecta. Combinados con modelos contables, información institucional y procedimientos de auditoría, constituyen instrumentos especialmente útiles para la

evaluación de la fiabilidad de la información financiera. La Tabla 6 resume el marco de condiciones propuesto en este trabajo.

Tabla 6. Condiciones para interpretar una anomalía matemática como evidencia de irregularidad contable

Condición	Objetivo
Aplicabilidad del método	Verificar que se cumplen los supuestos matemáticos necesarios.
Explicaciones alternativas	Descartar causas económicas, regulatorias o institucionales.
Robustez	Comprobar la estabilidad de los resultados ante cambios metodológicos.
Triangulación	Contrastar la anomalía mediante evidencia independiente.
Relevancia económica	Valorar la importancia práctica de la desviación detectada.
Contexto	Interpretar los resultados considerando las características del entorno analizado.

Nota. Las seis condiciones propuestas constituyen un marco de evaluación metodológica destinado a fortalecer la interpretación de las anomalías matemáticas como posibles evidencias de irregularidad contable. Su cumplimiento no demuestra la existencia de manipulación, pero reduce el riesgo de atribuir significado económico a desviaciones que pueden tener otras explicaciones.

Fuente: Elaboración propia.

9. Conclusiones

La creciente utilización de métodos matemáticos para evaluar la fiabilidad de la información financiera ha ampliado considerablemente las herramientas disponibles para detectar posibles irregularidades contables. Sin embargo, la revisión realizada pone de manifiesto que estos métodos no resuelven el principal problema metodológico de esta literatura: la dificultad de interpretar correctamente las señales obtenidas.

Frente a los modelos contables tradicionales, los métodos matemáticos presentan la ventaja de utilizar *benchmarks* exógenos, independientes de las características específicas de la empresa y del sistema contable (Dechow, Ge y Schrand, 2010). Esta propiedad reduce algunas limitaciones asociadas a los modelos basados en *accruals* y facilita su aplicación en contextos donde estos resultan poco adecuados. No obstante, dicha ventaja

no elimina la necesidad de verificar los supuestos sobre los que descansan las propiedades matemáticas utilizadas como referencia.

La revisión comparada de las tres familias muestra que todas comparten una característica esencial: identifican anomalías estadísticas, pero no permiten atribuirlas directamente a prácticas de gestión del resultado o a fraude contable (Durtschi y Easton, 2005; Dechow, Richardson y Tuna, 2003). Este resultado no invalida su utilidad, sino que delimita con precisión el tipo de inferencia que permiten. La interpretación de las señales exige considerar explicaciones alternativas y contextualizar los resultados antes de extraer conclusiones sobre la fiabilidad de la información financiera.

La principal aportación de este trabajo consiste en proponer una taxonomía integradora de los métodos matemáticos y un marco de seis condiciones de validez que orienta la interpretación de las anomalías detectadas. Este marco pretende contribuir a mejorar el diseño de futuras investigaciones y reducir el riesgo de sobreinterpretar evidencias estadísticas como pruebas directas de irregularidad contable.

Desde una perspectiva práctica, los resultados sugieren que estos métodos alcanzan su mayor utilidad cuando se emplean como instrumentos de selección, triaje y triangulación. Su combinación con modelos contables, procedimientos de auditoría y conocimiento del contexto económico proporciona una base inferencial más sólida que su utilización aislada.

Finalmente, quedan abiertas diversas oportunidades para futuras investigaciones. En particular, resulta necesario validar las condiciones propuestas en diferentes entornos institucionales y desarrollar procedimientos que integren distintas familias de métodos para mejorar la evaluación de la fiabilidad de la información financiera.

En definitiva, el progreso de esta línea de investigación no dependerá únicamente del desarrollo de nuevos métodos matemáticos, sino de la capacidad para interpretar con rigor las anomalías que estos detectan. Más que identificar nuevas señales estadísticas, el reto consiste en establecer cuándo esas señales constituyen una evidencia suficientemente sólida de una irregularidad contable.

Referencias

AECA. (2012). Marco Conceptual de la Información Financiera. Documento nº 1, Serie Principios y Normas de Contabilidad (revisado). Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas.

Amiram, D., Bozanic, Z., & Rouen, E. (2015). Financial statement errors: Evidence from the distributional properties of financial statement numbers. Review of Accounting Studies, 20(4), 1540–1593.

Beaver, W. H., McNichols, M. F., & Nelson, K. K. (2007). An alternative interpretation of the discontinuity in earnings distributions. Review of Accounting Studies, 12(4), 525–556.

Benford, F. (1938). The law of anomalous numbers. Proceedings of the American Philosophical Society, 78(4), 551–572.

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

Burgstahler, D., & Dichev, I. (1997). Earnings management to avoid earnings decreases and losses. Journal of Accounting and Economics, 24(1), 99–126.

Carslaw, C. A. P. N. (1988). Anomalies in income numbers: Evidence of goal-oriented behavior. The Accounting Review, 63(2), 321–327.

Das, S., & Zhang, H. (2003). Rounding-up in reported EPS, behavioral thresholds, and earnings management. Journal of Accounting and Economics, 35(1), 31–50.

Dechow, P. M., & Dichev, I. D. (2002). The quality of accruals and earnings: The role of accrual estimation errors. The Accounting Review, 77(Supplement), 35–59.

Dechow, P. M., Ge, W., & Schrand, C. (2010). Understanding earnings quality: A review of the proxies, their determinants and their consequences. Journal of Accounting and Economics, 50(2–3), 344–401.

Dechow, P. M., Richardson, S. A., & Tuna, I. (2003). Why are earnings kinky? An examination of the earnings management explanation. Review of Accounting Studies, 8(2–3), 355–384.

Dechow, P. M., Sloan, R. G., & Sweeney, A. P. (1995). Detecting earnings management. The Accounting Review, 70(2), 193–225.

Degeorge, F., Patel, J., & Zeckhauser, R. (1999). Earnings management to exceed thresholds. The Journal of Business, 72(1), 1–33.

Durtschi, C., & Easton, P. (2005). Earnings management? The shapes of the frequency distributions of earnings metrics are not evidence ipso facto. Journal of Accounting Research, 43(4), 557–592.

Durtschi, C., Hillison, W., & Pacini, C. (2004). The effective use of Benford's Law to assist in detecting fraud in accounting data. Journal of Forensic Accounting, 5, 17–34.

Gabaix, X. (2009). Power laws in economics and finance. Annual Review of Economics, 1, 255–294.

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

Herrmann, D., & Thomas, W. B. (2005). Rounding of reported earnings per share. Journal of Accounting and Economics, 39(2), 319–348.

Hill, T. P. (1995). A statistical derivation of the significant-digit law. Statistical Science, 10(4), 354–363.

Hoitash, U., & Hoitash, R. (2018). Measuring accounting reporting complexity with XBRL. The Accounting Review, 93(1), 259–287.

International Accounting Standards Board. (2018). Conceptual Framework for Financial Reporting. IFRS Foundation.

Jones, J. J. (1991). Earnings management during import relief investigations. Journal of Accounting Research, 29(2), 193–228.

Kothari, S. P., Leone, A. J., & Wasley, C. E. (2005). Performance matched discretionary accrual measures. Journal of Accounting and Economics, 39(1), 163–197.

McCrary, J. (2008). Manipulation of the running variable in the regression discontinuity design: A density test. Journal of Econometrics, 142(2), 698–714.

Nigrini, M. J. (2012). Benford's Law: Applications for forensic accounting, auditing, and fraud detection. Wiley.

Roychowdhury, S. (2006). Earnings management through real activities manipulation. Journal of Accounting and Economics, 42(3), 335–370.

Schipper, K., & Vincent, L. (2003). Earnings quality. Accounting Horizons, 17(Supplement), 97–110.