Detección de fraude contable

Modelo predictivo con señales de alerta cualitativas y cuantitativas basado en IA (Random Forest)

Ramon Oller Piqué

Núria Arimany Serrat y

Pilar Lloret Millán

ACCID

Associació Catalana de Comptabilitat i Direcció

Colección ESTUDIS

Ayuda a la investigación ACCID
XXI Edición de las Ayudas
Convocatoria 2023-2024
www.accid.org

Detección de fraude contable

Modelo predictivo con señales de alerta cualitativas y cuantitativas basado en IA (Random Forest)

Ramon Oller Piqué
Núria Arimany Serrat
(Universitat de Vic-Universitat Central de Catalunya)
Pilar Lloret Millán
(Universitat Oberta de Catalunya)

Índice

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN **5**
1.1. La información financiera en la toma de decisiones **5**
1.2. Problemas derivados del engaño contable **6**
1.3. Impacto económico y social del fraude contable **8**
1.4. Justificación científica y práctica del estudio **9**
1.5. Objetivo general y objetivos específicos **12**
CAPÍTULO 2. REVISIÓN DE LA LITERATURA **13**
2.1. Concepto de manipulación contable **13**
2.2. Relación entre la manipulación contable y el fraude **14**
2.3. Factores que propician el fraude contable **15**
2.4. Casos emblemáticos de fraude contable **17**
2.5. El interés académico por el maquillaje contable **20**
2.5.1. Evolución del interés académico 21
2.5.2. Perspectivas temáticas y metodológicas 24
2.6. Ética empresarial y sostenibilidad como respuesta **26**
2.7. Relación con los ODS, la responsabilidad social y el maquillaje contable **29**
2.8. Conclusiones **30**
CAPÍTULO 3. MANIPULACIÓN CONTABLE Y SEÑALES DE ALERTA DE FRAUDE CONTABLE **34**
3.1. El proceso de maquillaje contable y fraude contable **34**
3.2. Señales de alerta de fraude contable en las empresas **38**
3.2.1. Estructura del modelo integral de alerta de engaño contable 39
3.2.2. Tipología de señales de alerta según el modelo integral 39
3.3. Conclusiones **44**
CAPÍTULO 4. IDENTIFICACIÓN DE LAS VARIABLES MÁS PREDICTIVAS DEL FRAUDE CONTABLE MEDIANTE RANDOM FOREST **45**
4.1. Random Forest y fraude contable **45**
4.1.1. Fundamentos conceptuales del Random Forest 46
4.1.2. Aplicaciones prácticas en entornos contables y financieros 47
4.1.3. Limitaciones metodológicas y perspectivas de interpretabilidad 48
4.2. Metodología **49**
4.2.1. Muestra y criterios de selección 49
4.2.2. Variables analizadas 51
4.2.3. Modelización estadística: Random Forest 55
4.3. Conclusiones **56**
CAPÍTULO 5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS **58**
5.1. Precisión predictiva y ajuste del modelo de clasificación **58**
5.2. Identificación de las variables explicativas clave **60**
5.3. Análisis combinado de predictores clave en el Random Forest **63**
5.4. Árbol resumen **65**
5.5. Conclusiones **66**
CAPÍTULO 6. MODELO PREDICTIVO DE FRAUDE CONTABLE: METODOLOGÍA Y APLICACIÓN PRÁCTICA **68**
6.1. Objetivo del modelo predictivo **68**
6.2. Construcción de los modelos predictivos **69**
6.2.1. Del Random Forest a la regresión logística 69

6.2.2. Construcción sistemática de 145 modelos 69
6.3. Implementación en Excel: estructura del modelo **72**
6.3.1. Hoja «Predicción» 72
6.3.2. Hoja «Modelos» 72
6.3.3. Hoja «Probabilidades» 73
6.4. Guía práctica para el usuario **74**
6.4.1. Datos (variables) que deben introducirse 74
6.4.2. Pasos operativos 75
6.5. Conclusiones y perspectivas **77**
6.6. Casos prácticos **78**
6.6.1. Caso práctico: empresa de energía renovable con crecimiento acelerado 78
6.6.2. Caso práctico: empresa de distribución con riesgo bajo de maquillaje contable 81
6.7. Conclusiones **83**
CAPÍTULO 7. CONCLUSIONES **84**
7.1. Aportaciones relevantes de la investigación **84**
7.2. Implicaciones para la práctica académica y profesional **87**
7.3. Limitaciones de la investigación **88**
7.4. Futuras líneas de investigación **90**
7.5. Hacia una nueva cultura de transparencia y análisis preventivo **92**
BIBLIOGRAFÍA **97**

CAPÍTULO 1
INTRODUCCIÓN

1.1. La información financiera en la toma de decisiones

La información contable transparente es fundamental para tomar decisiones económicas fidedignas en cualquier empresa, organización o institución con el fin de alcanzar los objetivos planteados (Michulek *et al*., 2024). Sin embargo, a menudo se ponen de manifiesto engaños contables en la información económico-financiera que impiden conocer la realidad de la empresa y tomar las decisiones adecuadas (Abed *et al*., 2022; Prasetiyo *et al*., 2023; Vega *et al*., 2021; Svabova *et al*., 2020). Por ello, es necesario recurrir a alternativas contables para mejorar la información financiera cuando esta no refleja la realidad (Vartiak y Garbarova, 2024; Jarah *et al*., 2022), puesto que el engaño contable se nutre, entre otros, de ajustes inadecuados, manipulación de cifras o presentación no fiel de la información financiera.

La contabilidad creativa es, en esencia, un engaño. Consiste en presentar la información económica de un modo que no refleja fielmente la realidad de la empresa, con el objetivo de ofrecer una imagen más favorable. Este engaño puede ser legal o ilegal. Cuando la manipulación infringe la ley o vulnera las normas contables vigentes, hablamos de fraude contable. No obstante, en todos los casos, el maquillaje contable supone una alteración intencionada de la verdad y, por tanto, pone en riesgo la transparencia y la confianza que deben guiar la información financiera.

Conviene tener presente que el engaño contable se lleva a cabo mediante cambios en los criterios de valoración o alterando las cuentas anuales, con modificaciones en ingresos, gastos, activos, pasivos y patrimonio neto para distorsionar la realidad. Por otra parte, las cuentas anuales también pueden manipularse anticipando o retrasando operaciones, o sencillamente mediante operaciones sin una justificación económica razonable, siempre con la voluntad de alterar el resultado. Se trata de prácticas alejadas de la legalidad que distorsionan las decisiones económicas (Amat, 2017; Hýblová *et al*., 2022; Gudev, 2023; Rahman *et al*., 2023; Abdumannonovna, 2024). Por tanto, cuando

se manipula la información contable se socava la confianza de los inversores, acreedores y demás partes interesadas (Drábková *et al*., 2022), y se pone de relieve la importante labor de los auditores externos de las empresas (Ozcelik, 2020; Alshanti *et al*., 2024).

Así pues, además del impacto negativo que produce en la confianza de inversores, acreedores, trabajadores y partes interesadas, el engaño contable, cuando se hace público, tiene consecuencias muy negativas para las empresas (Carnes *et al*., 2023).

Cabe señalar que, cuando se produce un engaño contable, los usuarios de la información financiera suelen tomar decisiones erróneas con consecuencias negativas (pérdidas económicas, de imagen, de prestigio y de confianza, entre otras) (Beasley *et al*., 2010; Rezzoagli, 2020), que pueden conllevar la desaparición de la empresa, la pérdida de puestos de trabajo, sanciones económicas o, incluso, delitos penales con consecuencias como la prisión. Además, afecta a los auditores, que pueden recibir sanciones importantes por no realizar correctamente su trabajo profesional (Rezzoagli, 2020).

Otras consecuencias negativas de los escándalos contables son la pérdida de confianza de los usuarios y de todo el ecosistema contable de actores que intervienen en la gestión de la información y en la toma de decisiones económicas oportunas. También impactan negativamente en los mercados financieros y en la estabilidad económica (Zahra *et al*., 2005; Karpoff *et al*., 2008; Cornejo y Guíñez, 2016; Hernández-Gil *et al*., 2019). En este contexto, se hace evidente la necesidad de reforzar la ética empresarial y el gobierno corporativo (Gargouri *et al*., 2010; Kreismann y Talaulicar, 2020), con el fin de detectar y controlar el fraude contable mediante los indicadores pertinentes y un modelo de predicción adecuado (Rezzoagli, 2020).

1.2. Problemas derivados del engaño contable

El engaño contable tiene relevancia científica y es objeto de una amplia investigación académica por su repercusión económica y social (Akpanuko y Umoren, 2018; Bermeo-Giraldo *et al*., 2021; Matei *et al*., 2023; Soltani *et al*., 2023; Aivaz *et al*., 2024), así como

por su incidencia en los mercados, las empresas y los inversores (Miller, 2006; Firth *et al*., 2011; Chen *et al*., 2011; Campa *et al*., 2023; Michulek *et al*., 2024).

Es un problema económico, pero también social y de gobernanza, ya que su repercusión afecta al cumplimiento de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) establecidos por las Naciones Unidas en la Agenda 2030 (Correa García, 2019; Muñoz-Ruiz *et al*., 2020; Lashitew, 2021; Medina, 2022). En concreto, la manipulación contable, entendida como la alteración intencionada de la información financiera para ofrecer una imagen distorsionada de la realidad económica, afecta a la confianza en las instituciones y los mercados, compromete el desarrollo sostenible y vulnera diversos ODS, especialmente los ODS 5, 8, 9, 10, 12 y 16.

En primer lugar, el ODS 5, sobre *igualdad de género*, se ve comprometido por la falta de transparencia en la información financiera, que oculta desigualdades salariales o de promoción en las organizaciones y dificulta las políticas de equidad.

Respecto al ODS 8, sobre *trabajo digno y crecimiento económico*, la manipulación contable puede provocar una gestión empresarial ineficiente y decisiones laborales inadecuadas, así como falta de inversión. En concreto, la manipulación contable pone en riesgo la consecución del ODS 8 al socavar la estabilidad y la integridad del sistema económico y financiero y por la pérdida de empleo, ya que la mejora de la competitividad de una empresa, tanto en los mercados nacionales como internacionales, requiere una información económico-financiera precisa y fiable (Travezaño, 2021; Hýblová *et al*., 2022).

Asimismo, el ODS 9, que *promueve la industria, la innovación y las infraestructuras*, se ve afectado por la manipulación contable, que distorsiona las inversiones en proyectos innovadores y sostenibles y desvía recursos que deberían fomentar una competitividad responsable. En concreto, la desinformación financiera suele conducir a una mala asignación de recursos, lo que afecta negativamente a la inversión en infraestructuras y al desarrollo tecnológico. También puede bloquear la inversión y la innovación en las empresas (Agbedahin *et al*., 2019; Chebbi *et al*., 2024; Amarna *et al*., 2024).

En cuanto al ODS 10, de *reducción de las desigualdades*, la falta de rendición de cuentas y la manipulación de la información financiera agravan las asimetrías en

recursos financieros, lo que perjudica a los más vulnerables. Además, la manipulación contable falsea las cuentas y puede beneficiar intereses individuales que generen desigualdades, con privilegios injustos y desequilibrios sociales.

En relación con el ODS 12, de *producción y consumo responsables*, la manipulación contable oculta prácticas empresariales insostenibles y puede dar una falsa imagen de compromiso ambiental, social y de gobernanza, ya que el inversor y el consumidor toman decisiones con información errónea, lo que afecta de manera determinante a la producción, el consumo y la gestión.

Por último, el ODS 16, centrado en *paz, justicia e instituciones sólidas*, resulta especialmente comprometido porque la corrupción y la falta de transparencia en la gestión financiera erosionan la confianza ciudadana y ponen en riesgo la solidez de las instituciones públicas y privadas. Así pues, esta falta de transparencia afecta también a la rendición de cuentas de las instituciones financieras y gubernamentales, y se pierde la confianza pública (Transparency International, 2020; Zhao *et al*., 2023).

En conjunto, estas prácticas vulneran principios básicos de sostenibilidad y justicia, merman la consecución de los ODS y perpetúan dinámicas de desigualdad y falta de responsabilidad, sin un desarrollo sostenible para la sociedad. Así pues, la manipulación contable afecta a la ética y a la legalidad, y supone un obstáculo para un desarrollo sostenible justo. Por ello, su detección y prevención son esenciales para garantizar una gobernanza responsable y coherente con la Agenda 2030.

1.3. Impacto económico y social del fraude contable

Expuesta la trascendencia de la problemática del engaño y el fraude contable, es necesario poner de relieve su impacto económico y social. Según Gupta *et al*. (2020), el maquillaje contable puede llegar a convertirse en un delito que perjudique a la economía en su conjunto. Por ello, es preciso adoptar prácticas económicamente sostenibles, con la oportuna transparencia en la divulgación ambiental, social y de gobernanza (ESG), con el fin de estabilizar el mercado y los precios y garantizar una contabilidad fiel y ética que evite distorsiones en la realidad financiera de las empresas. Todo ello requiere una supervisión adecuada, mediante auditorías externas, que

asegure la integridad y la sostenibilidad a largo plazo de las organizaciones. De ahí que un modelo que aproxime indicadores de fraude o señales de alerta deba formar parte de los procesos contables que hay que llevar a cabo.

Aunque no se ha profundizado en ello en este estudio, es importante tener presente la fiscalidad, dado que presenta diferencias significativas entre los distintos Estados miembros de la Unión Europea e, incluso, dentro de cada país. En el marco de la Unión Europea, esta heterogeneidad fiscal supone un reto relevante si se pretende avanzar hacia una integración real (De Grauwe, 2018). En este sentido, es necesaria una mayor armonización de los sistemas fiscales y establecer mecanismos eficaces de supervisión conjunta (European Comissions, 2020). Igualmente, sería deseable implantar un sistema de control externo sobre el destino de los recursos tributarios, con la finalidad de garantizar la transparencia y la rendición de cuentas ante todas las partes implicadas (OECD, 2022; Heinemann *et al*., 2019).

Siguiendo con la manipulación contable, Chebbi *et al*. (2024) señalan que la adopción de prácticas sostenibles y la transparencia en la divulgación ambiental, social y de gobernanza (ESG) favorecen la estabilidad de los precios de las acciones y una mayor confianza en el mercado, de modo que una contabilidad integrada rigurosa y ética, sin maquillajes contables económicos y sociales, permite ver la imagen fiel de una empresa. Pese a la importancia de una supervisión adecuada mediante auditorías, los modelos predictivos de fraude contable pueden ayudar, y mucho, a controlar los impactos negativos económicos, sociales y de confianza que se generan en las empresas.

1.4. Justificación científica y práctica del estudio

La detección del maquillaje contable representa un reto persistente tanto para los órganos de supervisión como para los profesionales de la contabilidad y la auditoría. La evolución de las técnicas de manipulación financiera, a menudo sutiles y amparadas por la normativa vigente, exige nuevos enfoques capaces de capturar patrones complejos y no evidentes. Es en este contexto donde se fundamenta el estudio, tanto desde una perspectiva científica como práctica, con el objetivo de contribuir a una mejor identificación de conductas fraudulentas mediante metodologías de análisis avanzadas.

Desde un punto de vista científico, el estudio se basa en la aplicación de un modelo de aprendizaje automático —*Random Forest*— para determinar qué variables contables y extracontables presentan un mayor poder predictivo en la detección de prácticas fraudulentas. El uso de este modelo permite superar las limitaciones de las técnicas estadísticas clásicas, que a menudo asumen relaciones lineales e independientes entre variables. En cambio, la metodología *Random Forest*, basada en árboles de decisión, permite capturar interacciones no lineales, trabajar con datos con valores perdidos y ofrecer medidas robustas de la importancia de cada variable.

Esta metodología ha sido ampliamente validada en ámbitos como la medicina, la bioinformática o las ciencias sociales, pero su aplicación en el ámbito de la contabilidad y la detección del fraude sigue siendo un campo emergente. Por tanto, este estudio aporta valor añadido no solo por su objeto de análisis (el fraude contable), sino también por la innovación metodológica que representa dentro del corpus académico existente. Asimismo, el estudio contribuye al debate sobre la combinación de enfoques cuantitativos y cualitativos, y destaca la importancia del juicio experto en la toma de decisiones.

La selección de las variables que alimentan el modelo responde también a criterios teóricos sólidos. Las 12 variables escogidas como más relevantes se distribuyen en tres grandes ejes conceptuales: prácticas contables, sistemas de control interno y gobierno corporativo. Esta estructura no solo refleja los fundamentos de la literatura sobre fraude contable, sino que permite una lectura interpretativa de los resultados, más allá de la pura eficacia predictiva. Así, el modelo no es una «caja negra», sino una herramienta que combina capacidad analítica y comprensión conceptual.

Por último, cabe destacar que, durante la fase de validación, se detectaron dos variables con una capacidad predictiva tan elevada que fueron excluidas del modelo para evitar sesgos. Esta decisión, adoptada con un criterio metodológico riguroso, no resta importancia a dichas variables, sino que invita a considerarlas indicadores complementarios de alto riesgo. Este hecho refuerza la necesidad de integrar datos cualitativos y fuentes de información externa en cualquier análisis exhaustivo del fraude.

Desde una perspectiva práctica, los resultados del estudio tienen múltiples aplicaciones en el ámbito empresarial, auditor, regulador e incluso educativo. En primer lugar,

permiten diseñar sistemas de alerta temprana basados en las variables identificadas, lo que facilita concentrar los esfuerzos de supervisión en aquellas empresas que presentan perfiles de riesgo elevado. Ello representa una mejora sustancial en la eficiencia de los procesos de control y auditoría, especialmente en entornos con recursos limitados.

En segundo lugar, el estudio ofrece herramientas útiles para la formación de profesionales de la contabilidad, el control interno y la gestión del riesgo. La clasificación de las variables según los tres grandes ámbitos facilita su incorporación en materiales didácticos, cursos de posgrado y programas de capacitación para auditores internos y externos. Además, pone de relieve la importancia de combinar conocimientos técnicos con una visión global de los mecanismos de gobierno corporativo.

En el ámbito regulador, este trabajo puede contribuir al desarrollo de marcos normativos más eficaces, que incorporen criterios objetivos para la identificación de indicios de fraude. Los datos empíricos obtenidos pueden utilizarse como base para estudios de impacto normativo, orientaciones sectoriales o revisiones de los estándares de divulgación financiera. De manera indirecta, el trabajo promueve una cultura de cumplimiento normativo y refuerza la confianza en la información financiera por parte de los inversores y demás partes interesadas.

Finalmente, conviene señalar que el estudio no pretende sustituir el juicio profesional ni los procedimientos de auditoría establecidos, sino complementarlos con una herramienta de análisis adicional, basada en la evidencia empírica y en el potencial de la inteligencia artificial. Se ofrece así un enfoque integrador que conjuga innovación tecnológica y responsabilidad ética, y que contribuye a una mejora global de los sistemas de detección del fraude contable.

En síntesis, la justificación del estudio es doble: científica, por su aportación metodológica y empírica al conocimiento existente sobre maquillaje y fraude contable; y práctica, por su capacidad de orientar la actuación de auditores, reguladores y profesionales de la contabilidad. La identificación de variables con un alto poder discriminante mediante *Random Forest* abre nuevas vías para la detección eficiente del fraude, a la vez que invita a repensar los modelos tradicionales de análisis del riesgo.

Esta doble mirada —analítica y aplicada— sitúa el estudio como una contribución relevante en un contexto económico en el que la transparencia, la rendición de cuentas y la confianza en la información financiera son más necesarias que nunca.

1.5. Objetivo general y objetivos específicos

Teniendo en cuenta las consecuencias negativas de los engaños contables, que el fraude contable es una práctica común a escala internacional (Patel *et al*., 2019; Bao *et al*., 2020), en sectores económicos y en empresas pequeñas y grandes (Craja *et al*., 2020), y que es difícil de detectar (Xu *et al*., 2023), resulta de interés investigar modelos de prevención de engaños contables. Entre estas medidas de prevención se encuentra la utilización de señales de alerta en la información contable que, mediante un modelo de detección de fraude, pueden anticipar y predecir si la empresa se aproxima al fraude contable o lo está cometiendo (Ugrin y Odom, 2010; Patel *et al*., 2019; Hlawiczka *et al*., 2021; Sekar, 2022; Xu *et al*., 2023). Por tanto, este estudio tiene como *objetivo identificar las señales de alerta cualitativas y cuantitativas con mayor poder predictivo para detectar aquellas empresas que han cometido fraude contable o que son susceptibles de cometerlo.*

El estudio se centra en la identificación de estas señales de alerta y proporciona, además, una *contribución metodológica importante para la detección del fraude contable*, con el objetivo de mejorar la transparencia y la fiabilidad de la información financiera.

CAPÍTULO 2
REVISIÓN DE LA LITERATURA

2.1. Concepto de manipulación contable

La manipulación contable, también conocida como maquillaje contable, es un concepto que puede recibir diversas denominaciones según el contexto geográfico o la tradición académica. Así, mientras que en el ámbito norteamericano se habla habitualmente de «gestión de beneficios» (*earnings management*), en el Reino Unido prevalece el término «contabilidad creativa» (*creative accounting*) (Breton y Stolowy, 2001).

Según la definición propuesta por Gisbert *et al*. (2005), la gestión de beneficios consiste en cualquier acción deliberada por parte de los responsables de una empresa con la intención de ajustar los resultados contables para alcanzar determinados objetivos, ya sean de naturaleza informativa u oportunista. Este tipo de manipulación no supone necesariamente una infracción legal, ya que a menudo se basa en la aplicación flexible de la normativa vigente. Aun así, la finalidad subyacente es influir en la percepción de la realidad económica de la empresa.

Los métodos empleados para llevar a cabo estas prácticas pueden incluir, por una parte, anotaciones contables que aprovechan la subjetividad existente en ciertos criterios de valoración o la falta de concreción de las normas; y, por otra, operaciones reales con efectos económicos que alteran los resultados presentados (Amat, 2017). Estas actuaciones pueden ser legales si se amparan en la normativa existente, o ilegales si vulneran expresamente las disposiciones vigentes, dando lugar a delitos de falsedad contable (Elvira *et al*., 2008).

Asimismo, Škoda *et al*. (2017) ponen de manifiesto que, en ocasiones, el maquillaje contable aprovecha vacíos legales o ambigüedades normativas que permiten presentar una imagen distorsionada de la situación financiera de la empresa sin infringir formalmente la ley.

2.2. Relación entre la manipulación contable y el fraude

La distinción entre el error contable, el maquillaje contable y el fraude resulta clave para el análisis de estas prácticas. Mientras que el error contable responde a incorrecciones no intencionadas en la información financiera, el maquillaje y el fraude implican, en distinto grado, una voluntad de alterar la imagen de los estados financieros. Según la Norma Internacional de Auditoría 240 (ICJCE, 2015), el fraude se define como *un acto intencionado realizado por una o varias personas de la organización (dirección, empleados o terceros) para obtener un beneficio ilegítimo*. Esta misma norma señala que los factores de riesgo asociados al fraude incluyen incentivos, presiones y oportunidades que pueden llevar a cometerlo.

Por su parte, la Asociación de Examinadores de Fraude Certificados (ACFE, 2024) define el fraude como *cualquier conducta delictiva que persiga una finalidad de lucro mediante el engaño*. La ACFE establece tres grandes categorías de fraude empresarial: apropiación indebida de activos, corrupción y fraude financiero. De ellas, el fraude financiero es el menos común, aunque es el que genera las pérdidas más elevadas. Según datos de la ACFE (2024), representa el 5% de los casos, mientras que el robo de activos y la corrupción tienen una incidencia del 89% y del 48%, respectivamente.

Entre las modalidades de fraude financiero descritas por la NIA 240 destacan:

- Alteración o manipulación intencionada de los registros contables.
- Omisión deliberada de información relevante en los estados financieros.
- Aplicación incorrecta y voluntaria de los principios contables.

No existe una tipología de empresa específica más proclive al fraude. Tal como afirman Zayas (2016) y la ACFE (2024), esta problemática puede aparecer en cualquier sector, país o tamaño de empresa.

La duración media de un fraude empresarial antes de ser detectado se estima en 12 meses (ACFE, 2024). Si bien los informes no especifican directamente la duración media por tipo de fraude, estudios complementarios y ediciones anteriores de estos informes indican que los fraudes relativos a la manipulación contable son los que suelen durar más antes de ser descubiertos, con casos que pueden extenderse hasta 20-24

meses (ACFE, 2020). Esta prolongación es atribuible a su naturaleza más sofisticada y a sus dificultades de detección, en comparación con los fraudes por apropiación de activos o corrupción.

Estos datos ponen de manifiesto la necesidad de sistemas de control robustos y de mecanismos de detección temprana para prevenir y mitigar los efectos de estas prácticas nocivas.

2.3. Factores que propician el fraude contable

La existencia del fraude contable no es resultado exclusivo de una acción deliberada aislada, sino más bien la consecuencia de un conjunto de circunstancias que, al interactuar, crean un entorno propicio para que se produzca.

Uno de los modelos más conocidos para analizar estas condiciones es el «triángulo del fraude», propuesto por Donald Cressey (1986), que identifica tres elementos clave: *la motivación, la oportunidad y la racionalización*. Según este autor, cuando estas tres variables convergen, aumenta considerablemente la probabilidad de que un individuo decida cometer fraude.

En cuanto a la *motivación*, se refiere a situaciones personales o profesionales que generan la necesidad de recurrir al fraude para mantener una determinada posición o alcanzar objetivos. Puede tratarse, por ejemplo, de presiones para alcanzar resultados financieros, expectativas de los inversores, amenazas de pérdida del puesto de trabajo, deudas personales, etc.

La oportunidad hace referencia a la percepción de que el acto fraudulento puede cometerse sin ser detectado. Esta oportunidad aparece habitualmente en organizaciones con sistemas de control interno débiles, falta de supervisión, ausencia de rotación de funciones o confianza excesiva en determinados empleados o directivos.

Por último, por *racionalización* se entiende la justificación interna que el individuo utiliza para conciliar su comportamiento fraudulento con su propia conciencia. Expresiones como «solo lo hago una vez», «todo el mundo lo hace» o «la empresa me lo debe» son ejemplos típicos de racionalizaciones.

Este modelo fue ampliado en estudios posteriores, como los trabajos de Amat (2017), quien introduce un cuarto factor: el *perfil de las personas* que cometen los fraudes, que poseen unas habilidades que facilitan que el fraude pueda cometerse: capacidad (nivel de estudios, conocimientos de informática, ingeniería financiera, experiencia, red de contactos…) y arrogancia (orgullo excesivo de una persona respecto de sí misma, que la lleva a creer que merece y a exigir más privilegios de los que le corresponden).

En trabajos más recientes, diversos autores han sugerido la ampliación del modelo clásico hacia el *«hexágono del fraude»* (Sorunke, 2016; Lou y Wang, 2019; Vousinas, 2019), añadiendo tres factores más a los propuestos por Cressey, que pueden anticiparse con el modelo de la puerta del fraude de Amat.

El cuarto factor es la *capacidad*, que hace referencia a la habilidad técnica y posicional del individuo para ejecutar el fraude. Una persona puede tener la motivación, la oportunidad y una justificación, pero si no tiene la capacidad (conocimiento, acceso, influencia jerárquica), es menos probable que lo lleve a cabo.

El quinto factor es la *codicia*. Este elemento refleja el deseo de enriquecimiento como motor intrínseco, especialmente en entornos en los que el éxito se mide exclusivamente en términos económicos.

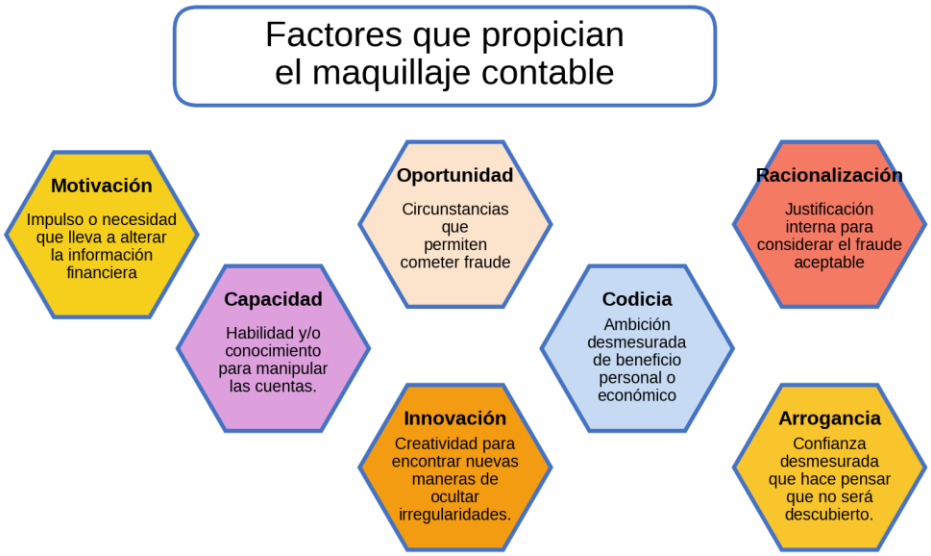
Por último, el sexto factor es la *arrogancia*, que alude a la percepción de impunidad. Algunos responsables creen que nunca serán descubiertos, ya sea por su posición, su influencia o su control de la información.

Estos factores adicionales son especialmente relevantes para entender los grandes escándalos financieros que implican a altos directivos, ya que combinan conocimiento experto, acceso privilegiado y una cultura organizativa que tolera o encubre las prácticas fraudulentas.

Investigaciones recientes, como la de Hernández *et al*. (2020), proponen añadir un séptimo elemento: la *innovación*. Esta se convierte en un factor integrador, ya que, en un mundo en cambio constante, la capacidad creativa puede utilizarse tanto para generar valor como para perfeccionar mecanismos fraudulentos.

Los defraudadores, aprovechando este entorno dinámico, recurren a la innovación para adaptarse, esquivar controles y desarrollar nuevos esquemas ilícitos. Así pues, la

innovación se añade como un nuevo componente a considerar, ya que puede actuar como catalizador del fraude cuando se combina con el resto de elementos del modelo.



Fuente: Elaboración propia a partir del modelo de Cressey, el hexágono del fraude y la innovación.
Figura 1. Factores que propician el maquillaje contable.

2.4. Casos emblemáticos de fraude contable

Los fraudes contables pueden afectar a todo tipo de organizaciones, con independencia de su sector, dimensión o país de origen. En las últimas décadas, diversos casos de gran impacto han puesto de manifiesto cómo la combinación de motivaciones personales, debilidades estructurales y entornos permisivos puede derivar en escándalos de gran alcance.

A continuación, se exponen algunos de los casos más emblemáticos, interpretados a la luz de los factores identificados en el apartado anterior, que propician el maquillaje contable y que acabaron convirtiéndose en grandes fraudes contables.

En 2001 estalla el caso *Enron* en Estados Unidos, considerado el paradigma del fraude contable moderno. La empresa, dedicada inicialmente a la distribución de energía, se convirtió en un referente de innovación financiera, especialmente por su uso de instrumentos derivados. El fraude se basaba en el uso de sociedades instrumentales

(SPE) para ocultar deudas y en la aplicación de la *mark-to-market accounting* para inflar los beneficios. Este sistema permitió proyectar una imagen de rentabilidad inexistente durante, como mínimo, cuatro años. Las presiones para mantener una cotización elevada, la falta de transparencia y la complicidad de Arthur Andersen, su auditora, hicieron posible un fraude masivo con consecuencias globales. El caso Enron motivó la promulgación de la Ley Sarbanes-Oxley (2002), que reforzó las obligaciones de control interno y la responsabilidad de la dirección.

Solo un año después, *WorldCom*, también en Estados Unidos, protagonizaba otro escándalo mayúsculo. La empresa reclasificó gastos operativos como inversiones, aumentando artificialmente los beneficios en más de 11.000 millones de dólares. En este caso, la presión por mantener el crecimiento en un mercado estancado, la concentración de poder en su CEO, Bernard Ebbers, y la debilidad de los controles internos fueron factores decisivos. La justificación de los directivos, que afirmaban que se trataba de medidas temporales, refleja el mecanismo de racionalización a menudo presente en estos fraudes.

El caso *Gowex*, descubierto en 2014 en España, muestra que el fraude contable también puede afectar a empresas emergentes. La empresa, que cotizaba en el Mercado Alternativo Bursátil (MAB) y afirmaba ofrecer servicios de wifi gratuito en colaboración con ciudades de todo el mundo, falseó durante al menos cuatro años el 90% de los ingresos declarados. La ausencia de controles rigurosos en el MAB, una auditoría poco exigente y una cultura empresarial centrada exclusivamente en la figura del fundador crearon un entorno de fraude permanente. El caso pone en evidencia cómo los mercados menos regulados pueden resultar especialmente vulnerables a la manipulación.

En Alemania, en 2020, el caso *Wirecard* sacudió el continente europeo. Esta empresa de servicios financieros digitales, considerada una joya del sector tecnológico alemán, mantuvo durante seis años una falsificación contable basada en fondos inexistentes declarados como depositados en cuentas bancarias extranjeras. El fraude —valorado en cerca de 1.900 millones de euros— pasó inadvertido para las auditorías y para el regulador financiero alemán. Una estructura opaca, la complicidad de agentes externos y un liderazgo centralizado favorecieron la arrogancia y la sensación de impunidad.

Por último, el caso *FTX*, destapado en 2022, representa un punto de inflexión en el sector de las criptomonedas. Esta plataforma de intercambio digital, creada en 2019, gestionó de manera fraudulenta más de 8.000 millones de dólares de sus usuarios, transfiriéndolos a una empresa hermana para cubrir pérdidas. Durante dos años, la empresa operó con una ausencia total de controles, en un entorno regulador prácticamente inexistente. El liderazgo carismático y centralizado de su fundador, Sam Bankman-Fried, y la falta de separación entre funciones financieras y operativas abrieron la puerta a un fraude sistémico en una época que se caracteriza, en teoría, por la eficiencia de los sistemas de control.

Todos estos casos tienen en común la confluencia de presiones externas e incentivos internos, la presencia de oportunidades derivadas de una supervisión deficiente y una racionalización interna que justifica el engaño.

Además, tal como propone la teoría de la puerta del fraude de Amat (2017), todos ellos operaban en contextos en los que existía una ausencia de control, ya fuera por la cultura de la organización o por la idolatría hacia sus líderes.

A continuación (Tabla 1) se resumen las principales características y motivaciones de algunos de los escándalos contables más emblemáticos de las últimas décadas.

Escándalo contable	Año de descubrimiento	Duración estimada del fraude	Tipo de fraude	Motivaciones principales (Cressey)	Condiciones de la puerta del fraude (Amat)
Enron	2001	4 años	Ocultación de deudas e inflación de beneficios mediante SPE	Presión por mantener el crecimiento y la cotización bursátil	Liderazgo centralizado, connivencia con los auditores, cultura del riesgo y de la ganancia inmediata
WorldCom	2002	3-4 años	Reclasificación de gastos operativos como inversiones	Expectativas del mercado, pérdida de rentabilidad real	Ausencia de controles internos, poder concentrado en el CEO, cultura orientada a resultados financieros
Gowex	2014	≥4 años	Falsificación total de ingresos	Necesidad de mostrar éxito para captar inversión	MAB con regulación débil, auditoría ineficaz, dependencia del fundador, falta de verificación de datos

Escándalo contable	Año de descubrimiento	Duración estimada del fraude	Tipo de fraude	Motivaciones principales (Cressey)	Condiciones de la puerta del fraude (Amat)
Wirecard	2020	≥6 años	Declaración de fondos ficticios en cuentas internacionales	Presión por crecer y consolidarse como referente tecnológico	Estructura opaca, fallos de auditoría, arrogancia directiva, escasa supervisión reguladora
FTX	2022	≥2 años	Uso indebido de fondos de clientes a través de entidades vinculadas	Mantener la apariencia de solvencia, captar nuevo capital	Ninguna gobernanza real, liderazgo unipersonal, mercado no regulado, ausencia total de controles y de separación de funciones

Fuente: Elaboración propia.
Tabla 1. Casos emblemáticos de fraude contable: síntesis de contextos, motivaciones y duración.

Estos escándalos nos recuerdan que ninguna empresa, sector ni país está exento del riesgo de fraude. Su análisis permite entender mejor los mecanismos que lo hacen posible y reforzar los sistemas de prevención. En este sentido, la transición del triángulo al hexágono del fraude, con la incorporación de variables como la capacidad, la arrogancia o la codicia, representa un paso adelante en la comprensión de un fenómeno complejo y multicausal. Como veremos en los capítulos siguientes, es necesario trazar líneas rojas claras que delimiten el espacio entre la libertad de gestión y el engaño contable sistemático.

2.5. El interés académico por el maquillaje contable

El maquillaje contable, entendido como el conjunto de prácticas que buscan alterar la imagen real de la situación económica y financiera de una entidad, se ha convertido en las últimas décadas en uno de los objetos de estudio más relevantes de la investigación en contabilidad y finanzas. Este interés no es casual, ya que las implicaciones del maquillaje contable trascienden las pérdidas económicas puntuales y afectan a la confianza de los mercados, a la transparencia de las instituciones y, en definitiva, al buen funcionamiento del sistema económico.

Estas prácticas tienen repercusiones sociales, éticas e institucionales, y por ello comprenderlas se ha convertido en una prioridad para la comunidad académica (Uribe-Toril *et al*., 2019; Macías *et al*., 2021). Además, el maquillaje contable plantea desafíos conceptuales y técnicos que han estimulado el desarrollo de nuevos enfoques metodológicos y teóricos por parte de los investigadores.

2.5.1. Evolución del interés académico

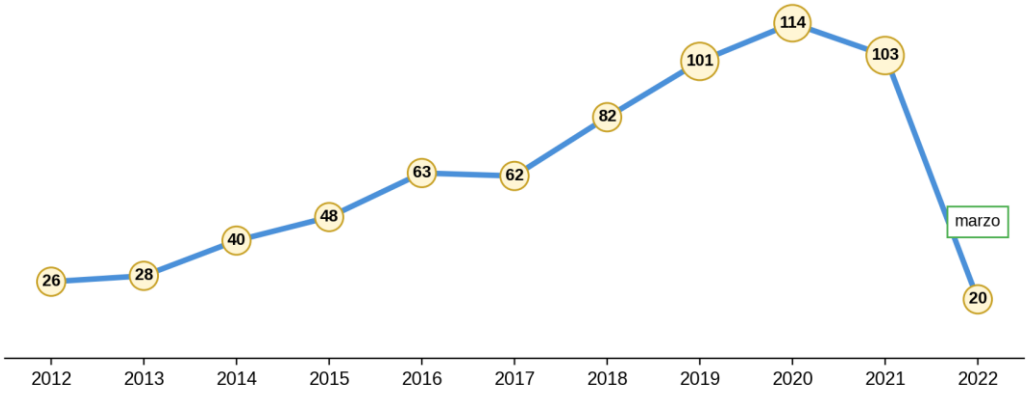
El estudio del maquillaje contable ha pasado de ser una temática marginal a convertirse en una línea de investigación consolidada. Este desarrollo se ha producido en paralelo al aumento de los casos de fraude financiero y a la creciente exigencia de reguladores e inversores de una mayor transparencia y calidad de la información financiera. La literatura ha reflejado este cambio mediante un incremento sostenido del número de publicaciones académicas y de la amplitud de los temas tratados.

Diferentes estudios bibliométricos han mostrado una tendencia ascendente en la producción científica sobre maquillaje contable, con una participación significativa de países como el Reino Unido, Estados Unidos, China, Corea del Sur y Malasia (Gálvez-Sánchez *et al*., 2021). Estos datos reflejan el interés internacional y multidisciplinar de la temática. El idioma predominante de publicación es el inglés, con una presencia muy significativa que supera el 90% del total de artículos publicados.

En un estudio anterior, analizamos la literatura científica sobre maquillaje contable y fraude financiero publicada en el período 2012-2022 e identificamos un total de 688 artículos relevantes mediante una búsqueda en la base de datos Scopus.

El estudio, realizado mediante una metodología bibliométrica, aplicó criterios de inclusión específicos, como el acceso abierto, el área temática (negocios, finanzas, contabilidad y ciencias sociales) y el tipo de documento (artículos académicos revisados por pares).

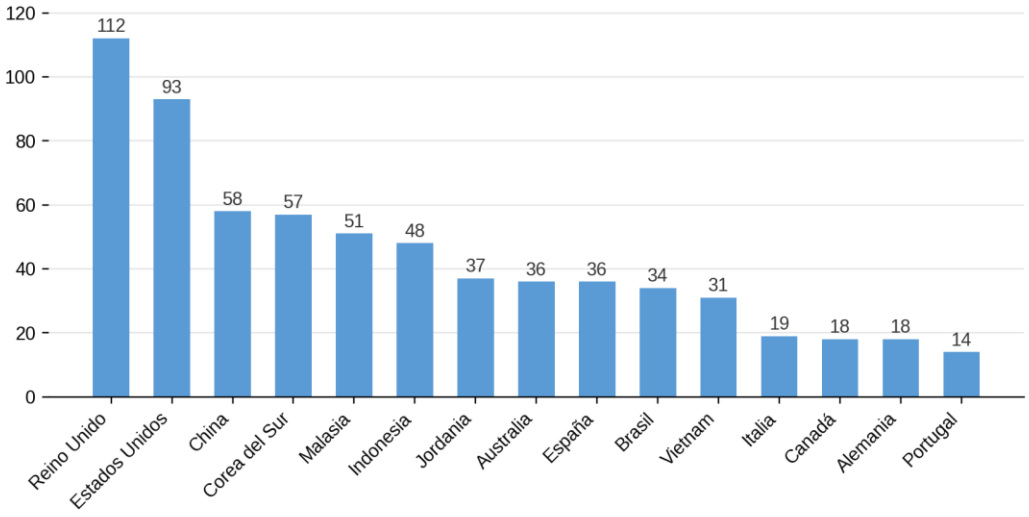
Este análisis puso de manifiesto la evolución creciente de la investigación, con un pico de publicaciones en 2020 y una media de 62,5 artículos por año.



Fuente: Elaboración propia.

Figura 2. Evolución anual del número de artículos sobre maquillaje contable (2012-2022).

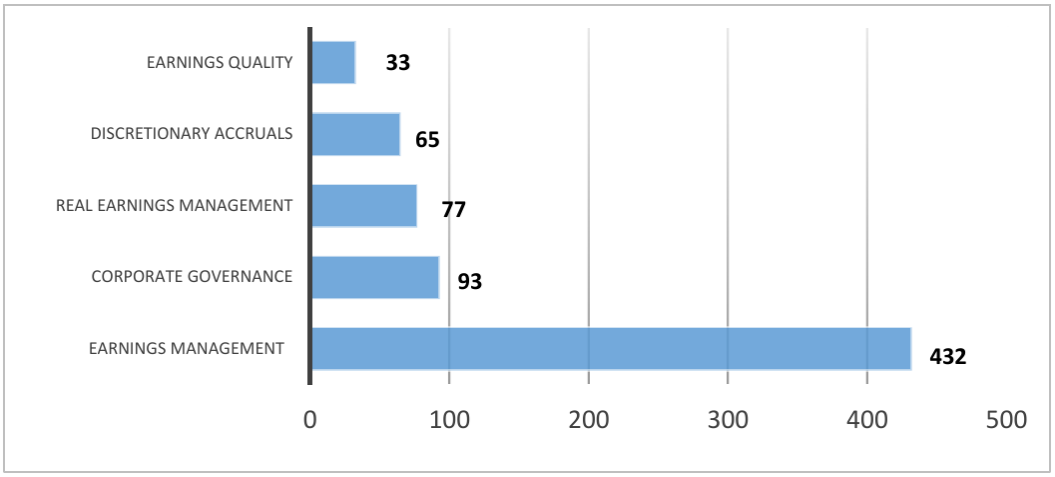
Además, se constató el predominio de la lengua inglesa (96%) y la presencia destacada de autores e instituciones asiáticos y europeos.



Fuente: Elaboración propia.

Figura 3. Número de publicaciones por país sobre maquillaje contable (2012-2022).

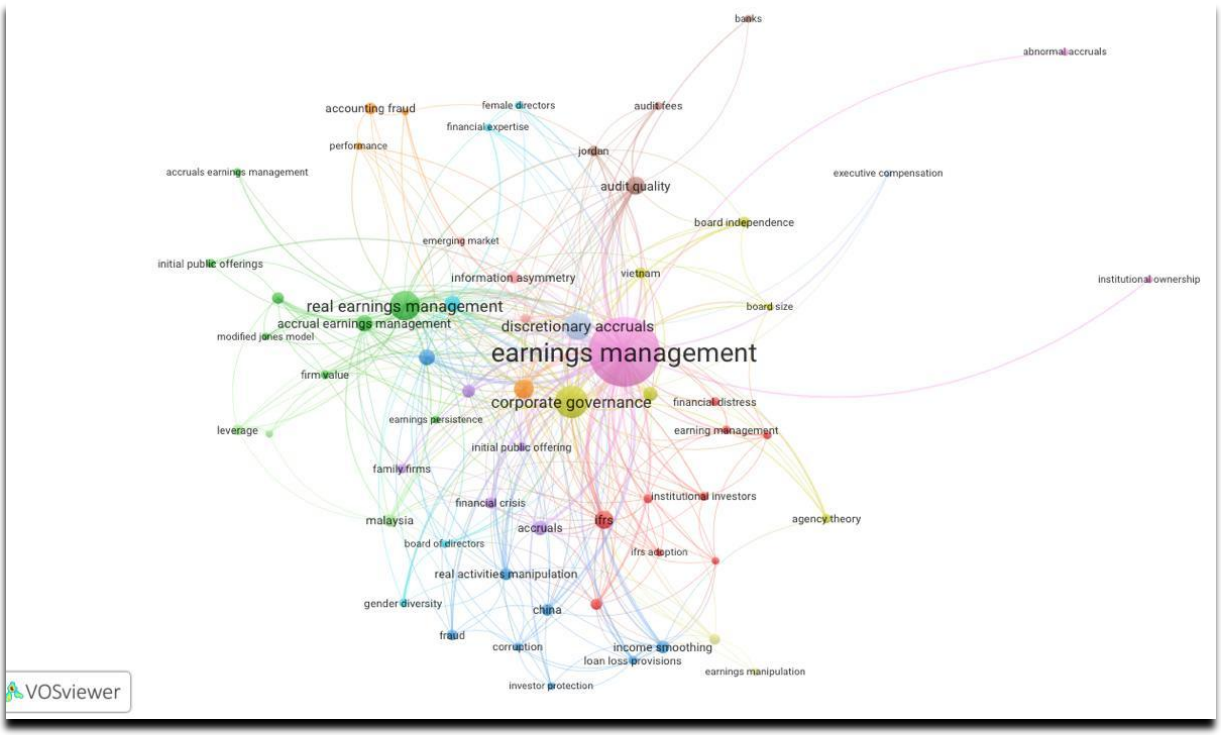
En cuanto a las palabras clave más recurrentes, el análisis de las 160 palabras clave extraídas de la base de datos Scopus revela que los términos más frecuentes en la literatura son *earnings management* (presente en 430 artículos), *corporate governance* (93 menciones) y *real earnings management* (77 menciones), tal como se ilustra en la Figura 4.



Fuente: Elaboración propia.

Figura 4. Palabras clave más utilizadas en los estudios sobre maquillaje contable.

Esta diversidad de enfoques ha enriquecido la investigación y ha aportado perspectivas complementarias que han permitido entender el maquillaje contable no solo como una práctica técnica, sino como un fenómeno complejo con profundas implicaciones institucionales.



Fuente: Elaboración propia.

Figura 5. Mapa de coocurrencia de palabras clave en los estudios sobre maquillaje contable.

La Figura 5 muestra un mapa de coocurrencia elaborado con la herramienta VOSviewer a partir de las palabras clave extraídas de los artículos analizados. El término central del gráfico es *earnings management*, en torno al cual giran otros conceptos como *discretionary accruals*, *real earnings management* y *corporate governance*. Esta visualización revela la interconexión entre la gestión de beneficios y el gobierno corporativo, y apunta a nuevas líneas de estudio como la sostenibilidad o la información medioambiental.

Estos términos se distribuyen en clústeres diferenciados por colores, que indican áreas temáticas relacionadas.

Por ejemplo, el clúster verde agrupa términos vinculados a prácticas específicas de gestión real de los resultados; el azul está relacionado con la supervisión y el gobierno corporativo; y el rojo se concentra en técnicas de ajuste contable como los *discretionary accruals*. Las líneas entre términos reflejan su relación y son más gruesas cuanto más frecuentes son las coocurrencias.

2.5.2. Perspectivas temáticas y metodológicas

El análisis del contenido de los estudios publicados entre 2012 y 2022 revela una serie de líneas temáticas recurrentes en la literatura científica sobre maquillaje y fraude contable.

Como puede verse en la Tabla 2, el tema más frecuente es la relación entre el gobierno corporativo y las prácticas de manipulación contable, con especial atención a la composición del consejo de administración y a su impacto en la calidad de la información financiera. Destacan los estudios que analizan la presencia femenina, la independencia y el conocimiento técnico de los miembros del consejo como factores preventivos frente al maquillaje contable (Arun *et al*., 2015; Lakhal *et al*., 2015; Luo *et al*., 2017).

Temática	%
1 Gobierno corporativo y maquillaje contable	*20,35%*
2 Aspectos éticos del maquillaje contable	*10,66%*
3 Relación entre auditoría y maquillaje contable	*9,69%*
4 Incidencia de la regulación en la calidad de las cuentas	*7,75%*
5 Técnicas de maquillaje	*6,78%*
6 Incidencia de los perfiles de los directivos en el maquillaje contable	4,17%
7 Técnicas de detección del maquillaje contable	3,88%
8 Relación entre los inversores institucionales y la calidad de las cuentas	3,78%
9 Relación entre el comité de auditoría y el maquillaje contable	3,39%
10 Oferta pública de adquisición de acciones y maquillaje contable	2,91%
11 Maquillaje mediante transacciones reales	2,71%
12 Incidencia de la religión en el maquillaje contable	2,42%
13 Características del país y calidad de las cuentas	2,03%
14 Entidades sin ánimo de lucro y maquillaje contable	1,94%
15 Relaciones entre presupuestos y maquillaje contable	1,84%
16 Incidencia de los incentivos en el maquillaje contable	1,80%
17 Calidad de la información financiera	1,72%
18 Instrumentos financieros y maquillaje contable	1,45%
19 Influencia del sector económico en el maquillaje contable	1,43%
20 Incidencia del idioma en la calidad de las cuentas	1,41%
21 Relaciones entre política y maquillaje contable	1,21%
22 Entorno competitivo y maquillaje contable	1,16%
23 Dividendos y maquillaje contable	1,11%
24 Transparencia informativa	1,05%
25 Uso de información privilegiada y maquillaje contable	1,02%
26 Política gubernamental y calidad de las cuentas	0,97%
27 Tipología de la empresa y maquillaje contable	0,78%
28 Incidencia de la fiscalidad en el maquillaje contable	0,58%
Total	**100,00%**

Fuente: Elaboración propia.
Tabla 2. Distribución temática de los artículos sobre maquillaje y fraude contable (2012-2022).

La Tabla 2 muestra también que otros ámbitos relevantes incluyen los aspectos éticos asociados a la información financiera, la calidad de la auditoría y el marco regulador. En particular, la literatura constata que una auditoría de calidad y una estructura de control sólida reducen la propensión a manipular los resultados (Huguet y Gandia, 2016; Skinner y Srinivasan, 2012; Al-Haddad *et al*., 2019). Además, la regulación contable —como la adopción de las NIIF— se vincula habitualmente con una mejora de la

transparencia y la fiabilidad de los estados financieros (Mongrut *et al*., 2019; Tsipouridou y Spathis, 2012).

También se pone de relieve la incidencia de aspectos institucionales, sociales y sectoriales, como las características del país, la presencia de inversores institucionales o el marco fiscal y legal. En paralelo, diversos trabajos examinan cómo los incentivos internos o las estrategias políticas pueden influir en las prácticas contables (Grougiou *et al*., 2014; Racko, 2019; Agrawal y Chadha, 2005).

En cuanto a la responsabilidad social corporativa (RSC), los resultados son matizados: mientras algunos estudios afirman que las empresas con políticas de sostenibilidad sólidas presentan una menor tendencia a la manipulación contable (Martínez-Ferrero *et al*., 2013; Kim *et al*., 2012), otros sostienen que la RSC puede instrumentalizarse para ocultar malas prácticas (Prior *et al*., 2008).

Por último, una parte significativa de la investigación se centra en la clasificación y la detección de las técnicas de maquillaje contable. Las prácticas habituales incluyen la manipulación de ingresos, la reclasificación de gastos y el uso de intangibles, provisiones o ajustes por periodificación. Las herramientas de detección más comunes combinan la estadística (regresiones, pruebas de tendencia, pruebas de Grubbs) con el análisis de los flujos de caja y de indicadores financieros clave (Sloan, 1996; Vladu *et al*., 2017).

En conjunto, estas líneas muestran la multidimensionalidad del fenómeno del maquillaje contable y la necesidad de abordarlo desde múltiples ángulos: gobernanza, regulación, ética, auditoría y tecnologías de detección.

2.6. Ética empresarial y sostenibilidad como respuesta

La ética empresarial es un elemento clave en la configuración de la calidad de la información financiera y en la prevención del maquillaje contable. Cuando las organizaciones manipulan los resultados, vulneran los principios fundamentales de transparencia, responsabilidad y justicia, y rompen el pacto de confianza con inversores, acreedores, reguladores y la sociedad en general. Tal como señalan Huguet y Gandia (2016), la falta de integridad en la información financiera tiene implicaciones

que van más allá de la sanción legal, ya que afecta a la legitimidad corporativa y conlleva graves costes reputacionales y de pérdida de valor para los accionistas.

En este marco, la sostenibilidad empresarial y la responsabilidad social corporativa (RSC) aparecen como instrumentos potenciales para reforzar la cultura ética y reducir los incentivos a la manipulación. Las empresas con estrategias sólidas de sostenibilidad tienden a integrar criterios ambientales, sociales y de gobernanza (ESG) en sus prácticas, lo que favorece una gestión más transparente a largo plazo (Martínez-Ferrero *et al*., 2013; Kim *et al*., 2012). No obstante, la literatura contempla casos en los que las compañías utilizan la RSC de manera oportunista para ocultar malas prácticas o resultados financieros adversos, como señalan Prior *et al*. (2008).

Cabe distinguir entre una RSC genuina y una RSC instrumental: la primera se da cuando la sostenibilidad funciona como freno a la manipulación contable, fortaleciendo los sistemas de control interno y promoviendo una cultura organizativa ética; la segunda, cuando la RSC contribuye al *greenwashing* o al *social washing*, que proyectan una imagen positiva hacia el exterior mientras se ocultan prácticas irregulares en el interior. Por tanto, es necesaria una relación clara entre ética, sostenibilidad y maquillaje contable en sintonía con el contexto institucional y regulador. La calidad de la auditoría y el marco normativo —como la adopción de las Normas Internacionales de Información Financiera (NIIF)— contribuyen a reducir la discrecionalidad directiva y a mejorar la fiabilidad de los estados financieros (Mongrut *et al*., 2019). Igualmente, las directivas europeas sobre información no financiera y sobre informes de sostenibilidad obligan a las empresas a proporcionar datos verificables y comparables, lo que limita los instrumentos de ocultación.

El papel de los auditores y de los inversores institucionales es también fundamental en este debate. Diversos estudios indican que una auditoría de calidad reduce la probabilidad de maquillaje contable. Por otra parte, la presión de los inversores institucionales, especialmente de aquellos con estrategias de inversión socialmente responsable (ISR), puede disciplinar a las empresas y promover una información más íntegra y alineada con criterios éticos y de sostenibilidad (Grougiou *et al*., 2014).

Los comités de ética y, de manera particular, los comités de auditoría constituyen instrumentos esenciales dentro de los mecanismos de gobierno corporativo. Su función

no se limita a la revisión formal de los códigos éticos, sino que contribuye a institucionalizar una cultura de integridad, supervisando de forma activa la coherencia entre discurso y práctica y actuando como mecanismo preventivo frente al maquillaje contable. En concreto, la evidencia empírica de mercados emergentes muestra que la independencia y la experiencia financiera de los comités de auditoría tienen un efecto significativo en la reducción de las prácticas de maquillaje, acompañadas de las correspondientes reformas regulatorias (Khan y Kamal, 2024). Incluir en los comités de auditoría a consejeros expertos en finanzas e independientes contribuye a la integridad de los informes financieros y reduce las desviaciones en los resultados comunicados. De este modo, los comités de ética —especialmente en la modalidad de comités de auditoría— operan como una barrera eficaz contra el maquillaje contable, a la vez que refuerzan la credibilidad y la resiliencia corporativa en entornos cada vez más regulados y exigentes (Khan y Kamal, 2024).

En España, las prácticas de gobierno corporativo —y, en particular, las capacidades y la estructura de los comités de auditoría— desempeñan un papel esencial en la mitigación del riesgo de maquillaje contable. El Código de Buen Gobierno de la Comisión Nacional del Mercado de Valores (CNMV) recomienda que estos comités estén integrados por miembros independientes con experiencia en áreas financieras y de riesgos, y que dispongan de canales para comunicar irregularidades de manera confidencial. De hecho, el estudio de Zarza-Herranz *et al*. (2022) demuestra que la presencia de expertos en auditoría en estos comités se asocia a una reducción significativa de las prácticas de manipulación de los resultados financieros, especialmente en comités más pequeños o activos (Zarza-Herranz *et al*., 2020). Además, en el contexto español, donde la concentración accionarial es elevada, los consejeros institucionales ejercen un efecto más fuerte sobre la información financiera que los consejeros independientes, ya que actúan como representantes de intereses de control, estabilidad y supervisión rigurosa (Zarza-Herranz *et al*., 2018). Por último, esta tendencia se constata también en el ámbito de las pymes: los estudios indican que tanto las auditorías obligatorias como las voluntarias contribuyen a reducir los ajustes por devengo discrecionales, uno de los principales indicios de maquillaje contable (Huguet y Gandía, 2016).

2.7. Relación con los ODS, la responsabilidad social y el maquillaje contable

Los ODS están relacionados con la responsabilidad social corporativa. En concreto, la Agenda 2030 y sus 17 Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) constituyen un marco estratégico global que impulsa a las empresas a adoptar prácticas responsables y transparentes. En España, las empresas se van alineando progresivamente con los ODS mediante informes de sostenibilidad y estructuras internas adaptadas. En concreto, se entiende que una empresa comprometida con los ODS evita la manipulación de los resultados financieros y el maquillaje contable, ya que existe una estrecha relación entre la RSC y los rendimientos financieros y de sostenibilidad, lo que incide en la ética y en la calidad de la información financiera (Palacios-Manzano *et al*., 2021).

Así pues, los ODS, la RSC y la calidad informativa determinan cómo debe ser la información financiera y de sostenibilidad. Las empresas que divulgan información relacionada con los ODS refuerzan su transparencia, y el respaldo teórico y empírico avala que esta divulgación no solo proyecta la responsabilidad corporativa, sino que también refleja una mejor calidad de los resultados financieros, en la medida en que aumenta la presión de la supervisión externa e interna (Aguado-Correa *et al*., 2023).

Aun así, existe el riesgo de *SDG-washing*, y es preciso resaltar la importancia de la autenticidad: la adopción de los ODS no puede ser simbólica. La literatura alerta de que el fenómeno del *SDG-washing*, es decir, una adhesión superficial a los ODS sin impacto efectivo, puede ampliar las oportunidades de maquillaje contable si se percibe como una cobertura de imagen (Aguado-Correa *et al*., 2023). Por ello, la relación entre ODS, RSC e información financiera debe ser real, y para ello se necesitan mecanismos sólidos de gobernanza. El impacto de los ODS es mayor cuando va acompañado de una auditoría de alta calidad, comités internos y la divulgación integrada de la información. Estas sinergias facilitan la coherencia entre el compromiso público y las prácticas contables reales, lo que contribuye a la veracidad y la fiabilidad de los estados financieros.

2.8. Conclusiones

El fenómeno del maquillaje contable, tal como se ha expuesto a lo largo del capítulo, representa una realidad compleja y persistente en el mundo empresarial. Lejos de ser un fenómeno marginal, se trata de una práctica con implicaciones que trascienden la contabilidad y que afectan a ámbitos como el gobierno corporativo, la auditoría, la regulación financiera, la ética empresarial y la confianza de los mercados. A partir de la revisión de la literatura y de los estudios empíricos más recientes, podemos extraer diversas conclusiones que sintetizan el estado actual del conocimiento en esta materia.

En primer lugar, la manipulación contable se presenta a menudo bajo formas legalmente ambiguas. Las prácticas de gestión de beneficios no siempre implican una vulneración explícita de la norma, sino que pueden ampararse en la flexibilidad de determinados criterios contables. Ello crea una zona gris que, si bien no siempre infringe la ley, sí puede minar la transparencia y la fiabilidad de la información financiera. Esta ambivalencia normativa facilita su proliferación y dificulta su detección y sanción.

En segundo lugar, la distinción entre maquillaje contable y fraude es fundamental, pero a menudo difusa. El maquillaje puede convertirse en fraude cuando se falsea intencionadamente la realidad económica con fines ilícitos. La NIA 240 y la ACFE establecen criterios para identificar este paso, pero en la práctica la línea que los separa puede ser difusa. Los fraudes financieros representan solo el 5% de los casos detectados, pero son los que generan las pérdidas más elevadas y tienen una duración media superior, a menudo de hasta 20-24 meses antes de ser descubiertos, según la ACFE (2020, 2024).

En tercer lugar, el análisis de los factores que propician estas prácticas nos lleva a modelos explicativos como el triángulo del fraude y el hexágono del fraude. La interacción entre motivación, oportunidad, racionalización, capacidad, codicia y arrogancia ayuda a entender por qué, incluso en entornos con normas estrictas, siguen apareciendo casos de manipulación contable. Estos modelos ponen de relieve la importancia de los factores humanos y culturales, además de los institucionales.

Los casos emblemáticos como Enron, WorldCom, Gowex, Wirecard y FTX muestran cómo la combinación de incentivos personales, liderazgo centralizado, sistemas de control débiles y una cultura organizativa permisiva puede desembocar en fraudes de grandes dimensiones. Todos estos casos comparten características como la falta de transparencia, el uso de técnicas contables sofisticadas para ocultar la realidad y una racionalización interna del comportamiento fraudulento. Además, evidencian que ningún sector ni país está exento del riesgo de fraude contable.

En cuarto lugar, la investigación académica sobre este fenómeno ha experimentado un crecimiento notable, especialmente durante la última década. El análisis bibliométrico muestra un aumento sostenido de las publicaciones sobre maquillaje contable, con una elevada presencia de estudios procedentes de Asia, Europa y América del Norte. Los términos más utilizados —*earnings management*, *corporate governance*, *real earnings management*— reflejan una preocupación constante por la calidad de la información financiera y por los mecanismos de supervisión.

Los estudios publicados entre 2012 y 2022 revelan cinco grandes bloques temáticos: el gobierno corporativo, los aspectos éticos, la calidad de la auditoría, el impacto regulador y las técnicas de manipulación. El 40% de la investigación se concentra en los tres primeros ámbitos, lo que indica la relevancia de las estructuras de supervisión y del comportamiento institucional en la prevención del maquillaje contable. También se detecta un interés creciente por temas como la responsabilidad social corporativa, la influencia política, las características de los directivos y el uso de técnicas de detección avanzadas.

Por otra parte, cabe destacar que el maquillaje contable se está viendo afectado por nuevos retos que marcarán la agenda futura de la investigación y la regulación: la digitalización de los procesos financieros, el uso de la inteligencia artificial en la auditoría, la presión por mostrar rentabilidad a corto plazo en entornos altamente competitivos y la incorporación de criterios de sostenibilidad en los informes financieros. Todos estos factores pueden generar nuevas formas de maquillaje o dificultar su detección si no se adaptan las metodologías y los marcos normativos actuales.

El análisis de la relación entre ética empresarial, sostenibilidad y maquillaje contable permite constatar que la calidad de la información financiera depende no solo de los marcos normativos y de los mecanismos de auditoría, sino también de la integridad organizativa y de la cultura corporativa. La falta de ética en la información financiera no solo genera riesgos legales, sino que erosiona la confianza de los inversores y compromete la legitimidad empresarial a largo plazo.

En este contexto, la responsabilidad social corporativa (RSC) y la sostenibilidad emergen como instrumentos clave para reforzar la transparencia, especialmente cuando se vinculan a criterios ambientales, sociales y de gobernanza (ESG). Sin embargo, la literatura evidencia el riesgo de prácticas oportunistas de *greenwashing* o *SDG-washing*, que pueden convertir la sostenibilidad en un recurso cosmético para ocultar irregularidades, como el maquillaje contable. Por ello, es fundamental distinguir entre una RSC auténtica, que actúa como freno al maquillaje contable, y una RSC instrumental, orientada únicamente a mejorar la imagen externa.

Los mecanismos de gobierno corporativo (como los comités de auditoría con miembros independientes y expertos) y la calidad de la auditoría externa constituyen barreras frente al maquillaje contable. Igualmente, la presión de los inversores institucionales con estrategias socialmente responsables puede disciplinar a las empresas y alinearlas con prácticas éticas y transparentes.

Por último, la alineación con los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) refuerza la interconexión entre sostenibilidad y calidad informativa, siempre que se implementen de manera real y no simbólica. La incorporación de los ODS en la gestión empresarial, acompañada de una divulgación verificable y de una supervisión efectiva, contribuye a reducir los incentivos al maquillaje contable y a fortalecer la credibilidad corporativa en mercados cada vez más regulados y exigentes. Por tanto, solo una articulación coherente entre ética, sostenibilidad, ODS y gobierno corporativo puede asegurar una información financiera fiable, evitar prácticas de manipulación y garantizar el papel de la empresa como actor responsable en la economía y la sociedad.

En conclusión, el maquillaje contable es un fenómeno multidimensional que requiere una respuesta también multidimensional. Desde el mundo académico, es necesario profundizar en el estudio de los factores que lo propician, las técnicas que se utilizan y los mecanismos de control que pueden prevenirlo. Desde el mundo profesional e institucional, se necesitan regulaciones más claras, auditorías más eficientes y una cultura de ética y responsabilidad que desincentive la manipulación. Solo así podrá garantizarse una información financiera fiable, transparente y útil para los usuarios de los estados financieros.

CAPÍTULO 3
MANIPULACIÓN CONTABLE Y SEÑALES DE ALERTA DE FRAUDE CONTABLE

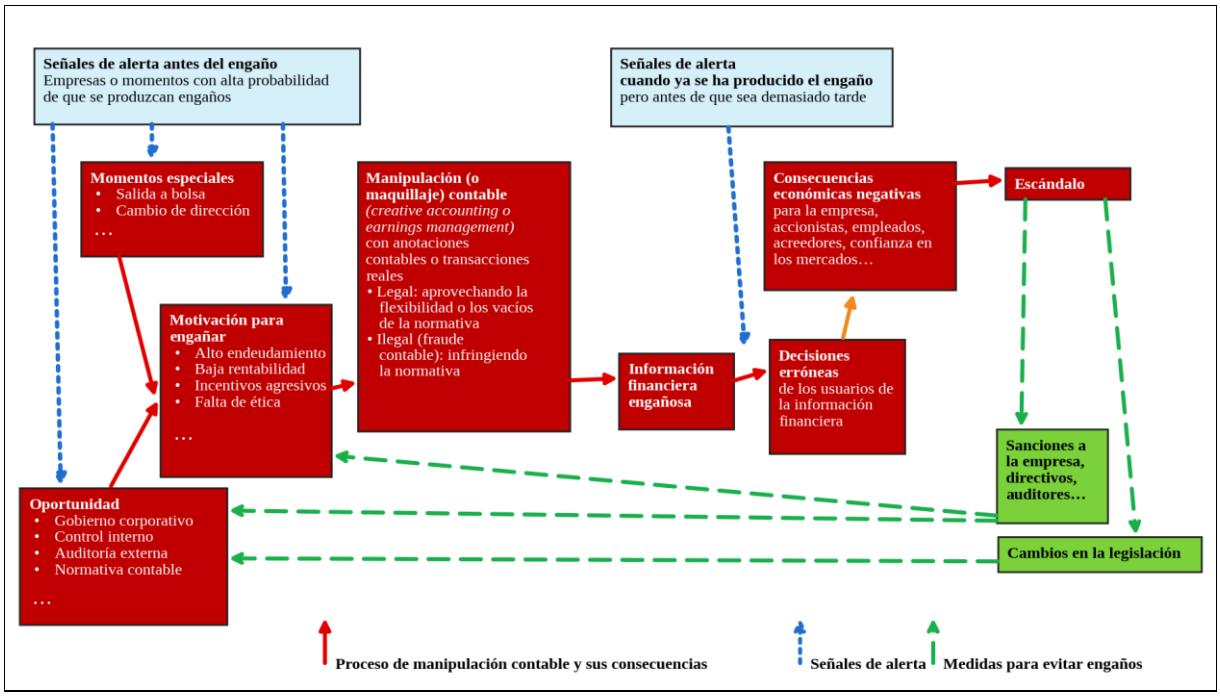
3.1. El proceso de maquillaje contable y fraude contable

La manipulación contable constituye un proceso progresivo y multifactorial que refleja la interacción de diversos elementos en la estructura y el funcionamiento de las organizaciones.

Lejos de ser un acto puntual o fortuito, esta práctica surge como respuesta a una combinación de presiones internas y externas, oportunidades estructurales y justificaciones personales.

Este epígrafe desarrolla con detalle el proceso, los factores que lo alimentan y sus consecuencias, y aporta una visión integral del fenómeno desde una perspectiva académica.

La Figura 6 muestra un esquema del proceso de manipulación contable, desde la elaboración de información financiera engañosa hasta sus consecuencias.



Fuente: Elaboración propia.

Figura 6. Proceso de elaboración de información financiera engañosa, escándalo, medidas correctoras y señales de alerta.

Como muestra la Figura 6, el punto de partida suele producirse en momentos conocidos como «críticos» o «especiales», que elevan la tensión informativa y la necesidad de presentar unas cuentas favorables. Entre estos contextos se encuentran la preparación de una salida a bolsa, fusiones o adquisiciones, cambios en la dirección o, incluso, la evaluación por parte de potenciales inversores o acreedores. Estas circunstancias pueden alterar los equilibrios internos e incentivar prácticas de maquillaje contable orientadas a embellecer la situación financiera de la empresa.

En este escenario surgen las motivaciones para manipular las cuentas. Según la teoría del triángulo del fraude propuesta por Cressey (1953), estas motivaciones —o presiones— constituyen uno de los tres pilares básicos del fraude, junto con la oportunidad y la racionalización. Las motivaciones pueden ser de carácter económico (evitar incumplimientos contractuales, acceder a financiación, obtener bonificaciones), institucional (conservar la confianza de inversores o accionistas) o incluso psicológico (preservar la autoimagen del directivo). Amat (2017), en su «puerta del fraude», amplía esta visión incorporando el perfil del sujeto como factor clave: su formación, su ética, su arrogancia o sus conocimientos técnicos pueden ser determinantes.

Sin embargo, la motivación por sí sola no puede dar lugar a la manipulación si no va acompañada de la oportunidad. Esta oportunidad surge a menudo de carencias en el sistema de control interno de la organización, como una supervisión débil, la ausencia de auditorías rigurosas o un entorno normativo con demasiadas opciones interpretativas. En entornos en los que las normas son flexibles o ambiguas, los responsables pueden aprovechar esta ambigüedad para justificar prácticas que, sin ser formalmente ilegales, distorsionan la realidad económica de la empresa.

La tercera pieza del triángulo es la racionalización, es decir, la justificación interna que permite al individuo conciliar la manipulación con su propia conciencia. Expresiones como «todo el mundo lo hace», «solo será una vez» o «la empresa me lo debe» ejemplifican este mecanismo cognitivo que permite blanquear la acción. Esta racionalización es esencial para entender por qué personas con conocimientos técnicos, formación ética y cargos de responsabilidad pueden acabar incurriendo en conductas fraudulentas.

Cuando confluyen estas tres condiciones, el paso siguiente es la ejecución de la manipulación. Esta puede adoptar dos grandes formas: la anotación contable y la transacción real. La primera incluye prácticas como el uso discrecional de los ajustes por periodificación, la activación indebida de gastos o la omisión de pasivos; mientras que la segunda implica operaciones económicas reales orientadas a modificar la realidad contable, como la venta anticipada de productos o el retraso en el reconocimiento de ingresos o gastos.

Estas prácticas pueden ser legales, si se mantienen dentro del marco normativo, pero también pueden cruzar la línea de la ilegalidad cuando se falsifican datos, se manipulan documentos o se ocultan pasivos deliberadamente. En muchos casos, la frontera entre legalidad e ilegalidad es difusa, especialmente en sistemas normativos complejos o con resquicios técnicos.

Una vez ejecutada la manipulación, se genera información financiera engañosa. Esta información puede ser utilizada por diversos agentes: inversores, acreedores, empleados, reguladores… Los usuarios toman decisiones en función de esta información y, si esta es incorrecta, sus decisiones también lo serán. Un banco puede conceder un préstamo a una empresa con un balance aparentemente saludable cuando

en realidad no lo es. Un inversor puede comprar acciones que cree rentables. O un directivo puede cobrar una bonificación basada en resultados que han sido maquillados.

Las consecuencias de estas decisiones erróneas pueden ser graves. A corto plazo pueden producirse pérdidas económicas importantes, pero a medio y largo plazo puede desencadenarse una crisis reputacional, la quiebra de la empresa, despidos masivos o, incluso, reformas legales. Cuando los escándalos se hacen públicos, como ocurrió con Enron, WorldCom, Wirecard o Luckin Coffee, la reacción suele ser inmediata: se ponen en marcha reformas legislativas, se sanciona a los responsables y se refuerzan los mecanismos de control.

En el caso de Wirecard, por ejemplo, la empresa alemana llegó a ser considerada un referente tecnológico en el sector *fintech*, pero una investigación periodística y, posteriormente, judicial reveló la existencia de casi 2.000 millones de euros inexistentes en cuentas bancarias supuestamente ubicadas en Filipinas. Esta manipulación se construyó a través de filiales opacas, auditores con información restringida y una organización jerárquica extremadamente centralizada.

En China, el caso Luckin Coffee ejemplifica también con claridad el fraude contable mediante la manipulación deliberada de ingresos. La empresa, que competía directamente con Starbucks, infló sistemáticamente sus ventas mediante pedidos falsos y reembolsos fraudulentos, lo que condujo a una pérdida de confianza, a una caída abrupta en la bolsa de Nueva York y a la salida forzada de sus principales ejecutivos.

Estas reacciones, sin embargo, suelen ser reactivas y llegan demasiado tarde, cuando el daño ya se ha producido. Por este motivo, diversos autores, como Amat (2017) y Vladu *et al*. (2017), han destacado la importancia de desarrollar mecanismos de alerta temprana capaces de identificar indicios de manipulación antes de que esta se consolide.

Estas señales pueden adoptar diversas formas: indicadores financieros (como variaciones súbitas en las ratios de liquidez, endeudamiento o rentabilidad), patrones organizativos (como rotaciones frecuentes en la dirección, cambios de auditor externo o ausencia de controles internos sólidos) y factores contextuales, como la proximidad de una salida a bolsa, una adquisición, una fusión o una renovación de la financiación.

En la Tabla 3 se presenta un resumen de algunos de los casos expuestos anteriormente, en el que se indican los principales tipos de manipulación detectados y las consecuencias que se derivaron de ellos.

Caso	Sector	País	Tipo de manipulación	Consecuencias principales
Enron	Energía	EE. UU.	Operaciones fuera de balance, sociedades pantalla	- Quiebra; Ley Sarbanes-Oxley (SOX) - Comités de auditoría obligatorios - Refuerzo del gobierno corporativo
Wirecard	Fintech / Pagos	Alemania	Ingresos ficticios, cuentas falsas en Asia	- Cuestionamiento del regulador BaFin - Reformas de la supervisión - Imposición de auditorías externas más estrictas
Luckin Coffee	Restauración / Retail	China	Falsificación de ventas e ingresos	- Exclusión del Nasdaq - Multas - Regulación reforzada sobre las empresas chinas cotizadas en el extranjero

Fuente: Elaboración propia.
Tabla 3. Resumen de algunos ejemplos de fraude contable mediante la manipulación contable.

En definitiva, el estudio detallado del proceso de maquillaje contable y de su conexión con los casos reales evidencia la complejidad y la recurrencia de este fenómeno en diferentes contextos económicos y culturales, y acentúa la importancia de una supervisión más proactiva, de herramientas estadísticas predictivas y de una coordinación más firme entre reguladores, auditores y órganos de gobierno corporativo. En este marco, resulta fundamental identificar un conjunto de señales predictivas capaces de anticipar patrones de manipulación contable, que se abordan en el epígrafe siguiente.

3.2. Señales de alerta de fraude contable en las empresas

La necesidad de identificar con antelación posibles prácticas de manipulación contable ha impulsado el desarrollo de marcos analíticos capaces de captar múltiples indicadores de alerta. En este contexto, el presente estudio parte del trabajo

desarrollado por Lloret *et al*. (2024), que propone un modelo integral de señales de alerta, estructurado de forma sistemática y con una base empírica y teórica sólida.

Este modelo recoge 105 señales de alerta, divididas en 67 de carácter cualitativo y 38 de carácter cuantitativo, identificadas a partir de la literatura existente, de casos prácticos de fraude y de la normativa internacional en materia de auditoría, que incorporan una gran variedad de dimensiones, como el contexto empresarial, el perfil de los directivos, el sistema de gobierno corporativo, los mecanismos de control interno, las prácticas contables, los datos financieros y los resultados económicos. Esta amplitud permite detectar no solo las anomalías financieras habituales, sino también patrones de comportamiento y entornos organizativos proclives al engaño contable.

3.2.1. Estructura del modelo integral de alerta de engaño contable

El modelo integral se divide en dos grandes categorías:

- *Señales cualitativas (67 variables):* hacen referencia a conductas, entornos y características estructurales y culturales de la empresa. Incluyen factores como la falta de control interno, los conflictos de interés, los estilos de liderazgo autoritario, una estructura societaria compleja, los cambios frecuentes de auditor o la presencia de filiales en paraísos fiscales.
- *Señales cuantitativas (38 variables):* basadas en datos contables y financieros objetivos. Incluyen indicadores como cambios anómalos en el margen bruto, incrementos injustificados de los activos intangibles, beneficios desconectados del flujo de caja, ventas irregulares al cierre del ejercicio o incrementos súbitos de las provisiones.

3.2.2. Tipología de señales de alerta según el modelo integral

Con el objetivo de facilitar la comprensión y la aplicación del modelo integral de 105 señales de alerta identificadas, estas se han organizado en dieciocho categorías temáticas, cada una de las cuales corresponde a una dimensión clave del funcionamiento empresarial que puede contribuir al riesgo o a la evidencia de manipulación contable.

Esta clasificación responde tanto a criterios estructurales como funcionales, y permite un diagnóstico multidimensional de las empresas.

1. Características de la empresa:

Incluye aspectos estructurales como: sectores con mucha competencia; empresas reguladas, concesionarias o que reciben subvenciones; pocos años de vida; estructura societaria y organizativa compleja; muchas filiales en el extranjero; filiales en paraísos fiscales; historial de incumplimientos legales y sanciones; exclusión de cotización —actual o en el pasado— y, por último, haber sido sancionada por las autoridades.

2. Momentos críticos o especiales:

Hace referencia a situaciones puntuales que elevan la presión sobre los resultados y aumentan la motivación para maquillar las cuentas, como: la salida a bolsa; una oferta pública de adquisición; cambios en la cúpula de la empresa; inversiones importantes que requieren financiación, y los momentos en que se está renegociando la financiación.

3. Perfil y conducta de los directivos, propietarios o empleados:

Esta categoría incorpora señales relacionadas con aspectos como: historial problemático (problemas con la justicia, despidos conflictivos); malos hábitos financieros (endeudamiento elevado, gasto excesivo o estilo de vida muy lujoso); no distinción entre transacciones personales y empresariales; bajos estándares éticos; directivos o empleados que no disfrutan de todas sus vacaciones; directivos poco experimentados en puestos clave; alta rotación de directivos, empleados o asesores; estilo de dirección muy agresivo; exceso de optimismo sin base que lo sustente; acuerdos secretos con terceros; relaciones poco profesionales o interesadas de directivos o empleados con proveedores o clientes; que los directivos posean una parte importante de las acciones de la empresa; cambios en el estilo de vida, y venta de acciones sin una explicación lógica.

4. Gobierno corporativo:

Incluye señales como: desavenencias y conflictos entre los miembros del consejo de administración; deficiencias en el gobierno corporativo; empresa dominada por una sola

persona; falta de consejeros independientes; directivos o empleados en el consejo de administración; falta de consejeros que sean accionistas y no formen parte del grupo de control; alta rotación de los consejeros independientes; falta de un código ético o código de conducta; falta de normativa para la prevención del fraude; falta de un canal de denuncias anónimas, y conflictos de interés no comunicados.

5. Control interno y relación con la auditoría:

Las señales que pueden encontrarse son: ausencia de auditoría interna o externa; que el auditor externo realice también la auditoría interna; ausencia de comité de auditoría; auditores inadecuados (no independientes o inexpertos); relaciones inusuales entre auditores y directivos; coste de auditoría muy reducido; cambios de auditores; solicitudes poco fundamentadas de cambios en el equipo de auditoría; conflictos con los auditores; que los auditores cuestionen el principio de empresa en funcionamiento; filiales no auditadas o auditadas por otros auditores, y control inadecuado de los gastos de los directivos.

6. Objetivos financieros y presión por los resultados:

Cuando existen expectativas de rendimiento muy elevadas u obsesión por cumplir objetivos a corto plazo, la dirección puede tener incentivos para distorsionar la información con el fin de satisfacer a los accionistas o a los mercados.

7. Sistemas de incentivos:

Los incentivos muy agresivos, especialmente los vinculados a los beneficios o a la cotización de las acciones, pueden motivar prácticas fraudulentas si no existen mecanismos compensatorios de control o de revisión ética.

8. Prácticas financieras irregulares:

Esta categoría recoge señales como: cambios frecuentes de cuentas bancarias; operaciones complejas difíciles de entender; transacciones importantes inusuales; operaciones inusuales con filiales extranjeras; dificultades para cumplir los objetivos de las cláusulas de préstamos (*covenants*), y reclamaciones frecuentes a entidades aseguradoras.

9. Prácticas contables anómalas:

Incluye señales como: filiales con participaciones superiores al 50% que no se consolidan; cambios de criterios contables; ajustes por errores; aumentos en la activación de gastos; aumento de los activos intangibles; aumentos en los activos por impuesto diferido; aumentos en los trabajos realizados para el inmovilizado; movimientos inusuales en las provisiones; amortizaciones, provisiones o deterioros muy diferentes a los del sector o de años anteriores, y estimaciones poco creíbles. Estas prácticas reflejan un uso manipulador de la flexibilidad normativa o técnica de la contabilidad.

10. Resultados financieros insuficientes o incoherentes:

En esta categoría se encuentran señales como: empresa que no cumple las expectativas de resultados; empresa que ha crecido mucho en el pasado y ahora crece menos; resultado negativo o insuficiente; margen bruto negativo o insuficiente; flujo de caja negativo o insuficiente, y resultado negativo o insuficiente junto con un flujo de caja negativo o insuficiente. Estos patrones pueden ser indicadores tanto de prácticas fraudulentas como de intentos de compensar resultados negativos.

11. Informes de auditoría y de agencias:

Cuando los auditores externos o internos emiten informes con salvedades, advertencias o valoraciones negativas, pueden estar reflejando dudas fundadas sobre la fiabilidad de los estados financieros.

12. Informes de analistas y agencias de calificación:

Los empeoramientos en las calificaciones crediticias o las advertencias públicas de analistas especializados pueden ser señales indirectas, pero relevantes, de una desconexión entre la información oficial y la realidad financiera.

13. Medios de comunicación:

Las noticias adversas sobre irregularidades, denuncias o conflictos públicos pueden anticipar problemas contables o actuar como desencadenante de investigaciones más profundas.

14. Balance: anomalías estructurales:

Señales como una ratio de liquidez baja; un fondo de maniobra insuficiente; una deuda elevada; datos positivos muy sorprendentes a la luz de la historia de la empresa o del sector; cambios inusuales en partidas del balance; ratios de rotación muy diferentes a las del sector; aumento del plazo de cobro, y aumento del plazo de existencias pueden indicar tensiones de tesorería y vulnerabilidad financiera, que pueden derivar en maquillaje para evitar una insolvencia aparente.

15. Cuenta de resultados: desviaciones y patrones sospechosos:

En esta categoría se incluyen señales como: datos positivos muy sorprendentes teniendo en cuenta la historia de la empresa o la situación del sector; cambios inusuales en conceptos de la cuenta de resultados; ventas sospechosas; aumento de la parte de los ingresos que se basa en estimaciones; ventas a clientes que no tienen demasiada lógica; aumento de las ventas con pacto de recompra; evolución inusual de los gastos en relación con las ventas, y beneficios importantes en operaciones inusuales cerca del cierre del ejercicio. Estos patrones pueden ser señales de un maquillaje orientado a inflar los ingresos.

16. Estado de flujos de efectivo:

Cuando existen discrepancias entre los beneficios contables y la caja realmente generada, o bien cuando el beneficio crece pero la caja generada se reduce, puede haber una manipulación de resultados mediante ajustes temporales o un reconocimiento improcedente de ingresos.

17. Datos operativos incoherentes:

Señales como la incoherencia entre las ventas y la evolución del número de tiendas y de empleados pueden evidenciar inconsistencias deliberadas para alterar la percepción del rendimiento de la empresa.

18. Transacciones sospechosas o mal registradas:

Incluye señales de alerta como las siguientes: los proveedores conceden descuentos con mucha frecuencia; transacciones significativas inusuales; transacciones significativas en fechas próximas al cierre del ejercicio, y muchas devoluciones poco

después de finalizado el ejercicio. Estas prácticas suelen emplearse para manipular resultados puntuales.

El modelo anterior de 105 señales constituye el punto de partida para el desarrollo de un modelo predictivo capaz de estimar el riesgo de maquillaje contable.

En los capítulos siguientes, estas variables se analizarán empíricamente para determinar cuáles presentan una mayor capacidad discriminante.

Este proceso metodológico permitirá pasar del conocimiento teórico a la evidencia empírica y contribuirá a construir un instrumento robusto, práctico y basado en datos para la lucha contra el fraude contable.

3.3. Conclusiones

A lo largo de estos capítulos se ha abordado el fenómeno del maquillaje contable desde una perspectiva conceptual, analizando tanto sus implicaciones económicas y no económicas como sus efectos sobre la confianza de los agentes, la sostenibilidad empresarial y la consecución de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS).

También se han identificado los factores organizativos, institucionales e individuales que pueden favorecer la manipulación de la información financiera, así como el proceso mediante el cual se lleva a cabo esta práctica.

Por último, se ha presentado un conjunto estructurado de señales de alerta potenciales que pueden servir como indicadores de riesgo de fraude contable.

Sobre esta base teórica y empírica, el capítulo siguiente introduce la aplicación de una metodología cuantitativa avanzada —el algoritmo *Random Forest*— con el objetivo de identificar las variables con mayor capacidad predictiva y contribuir al desarrollo de un modelo robusto de detección del maquillaje contable.

CAPÍTULO 4
IDENTIFICACIÓN DE LAS VARIABLES MÁS PREDICTIVAS DEL FRAUDE CONTABLE MEDIANTE *RANDOM FOREST*

Este capítulo describe el proceso seguido para identificar qué indicadores contables y financieros tienen un mayor poder explicativo a la hora de predecir la presencia de fraude contable en las empresas. Se trata de una fase clave del proyecto, ya que determina qué variables alimentarán posteriormente el modelo predictivo.

La metodología utilizada se fundamenta en técnicas de ciencia de datos y, en particular, en el uso del algoritmo *Random Forest*, un método de aprendizaje automático especialmente útil para analizar conjuntos complejos de datos con muchas variables potencialmente correlacionadas.

En este capítulo se expone cómo se han recopilado los datos, qué criterios se han aplicado para seleccionar las empresas analizadas y cómo se ha clasificado cada caso en función de la presencia o ausencia de señales de fraude contable. También se explica cómo se han codificado las variables, tanto cuantitativas como cualitativas, para su tratamiento estadístico.

El lector encontrará una explicación clara de cómo el *Random Forest* ha permitido jerarquizar las variables según su importancia predictiva. Esta jerarquía ha sido la herramienta fundamental para construir posteriormente los modelos de regresión logística, que son los que dan forma final al sistema de predicción implementado en Excel.

4.1. *Random Forest* y fraude contable

Los avances recientes en inteligencia artificial, *big data* y tecnologías de análisis predictivo han permitido desarrollar metodologías mucho más eficaces para detectar anomalías e irregularidades contables. Tradicionalmente, estos fenómenos se

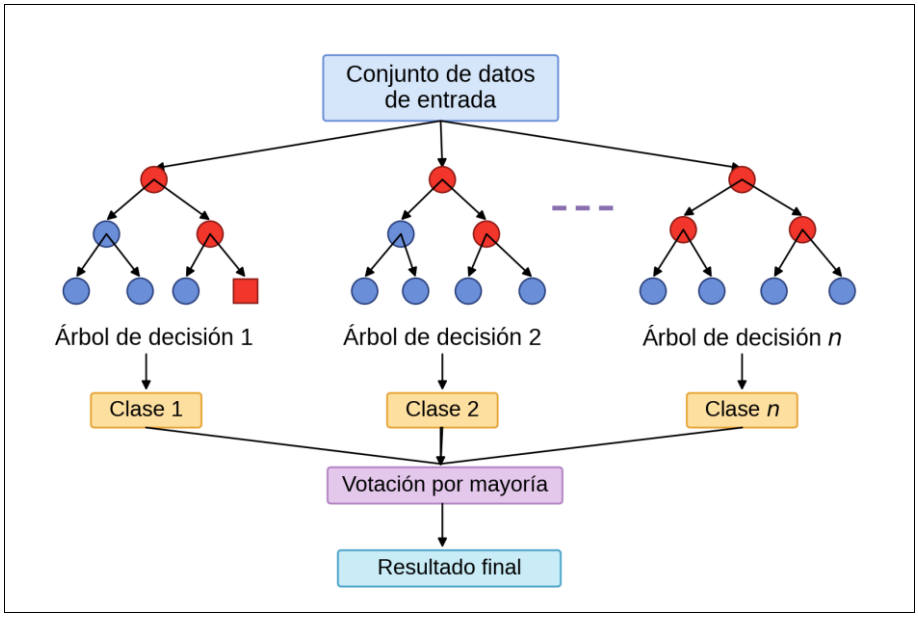
abordaban mediante técnicas estadísticas convencionales como la regresión lineal o logística; sin embargo, en las dos últimas décadas, la irrupción del *machine learning* ha aportado un conjunto de herramientas más potentes y flexibles para abordar problemas de clasificación y detección como el fraude contable (Varian, 2014; Hastie *et al*., 2009). Dentro de este nuevo paradigma analítico destaca especialmente el algoritmo *Random Forest* (RF), introducido por Breiman (2001), que se ha convertido en una herramienta central en muchos ámbitos de las ciencias sociales aplicadas, incluida la contabilidad forense. Este algoritmo pertenece a la familia de métodos *ensemble*, es decir, técnicas que combinan múltiples modelos base (en este caso, árboles de decisión) para mejorar la robustez y la capacidad predictiva del modelo final.

4.1.1. Fundamentos conceptuales del Random Forest

El modelo de regresión *Random Forest* (Breiman, 2001) es un método basado en una colección de árboles de decisión. En un árbol de decisión, las variables explicativas se utilizan para dividir la muestra en subconjuntos cada vez más homogéneos respecto a la variable objetivo. La división es recursiva: en cada paso se elige qué nodo (subconjunto) se divide y qué variable explicativa se utiliza para realizar la separación, de modo que los nuevos subconjuntos sean lo más homogéneos posible según la variable objetivo. La estructura resultante es jerárquica y puede representarse en un diagrama de árbol, que parte de un nodo raíz (toda la muestra) y se ramifica en nodos internos hasta llegar a las hojas, que son los nodos finales. Para predecir el valor de la variable objetivo de un individuo, basta con seguir el camino del árbol según sus valores explicativos hasta llegar a una hoja. El valor asignado es el asociado a dicha hoja, que habitualmente es la media de los valores de la variable objetivo de los casos de entrenamiento que pertenecen a ella (en regresión) o la clase mayoritaria (en clasificación).

El modelo *Random Forest* (Figura 7) construye múltiples árboles de decisión a partir de muestras aleatorias con reemplazo (*bootstrap*) del conjunto de datos original. En cada paso del proceso de división de un árbol, el modelo selecciona aleatoriamente un subconjunto de variables explicativas y, dentro de este, determina qué variable y qué valor de corte permiten realizar la división que maximiza la separación entre clases. Esta doble aleatoriedad (tanto de casos como de variables) confiere al modelo una alta

resistencia al sobreajuste (*overfitting*) y lo dota de una elevada capacidad para capturar relaciones no lineales e interacciones complejas entre variables (Biau *et al*., 2016).



Fuente: Elaboración propia.

Figura 7. Representación del funcionamiento del modelo *Random Forest* en un problema de clasificación con múltiples clases, en el que diversos árboles de decisión se entrenan con subconjuntos aleatorios de datos generados mediante la técnica *bootstrap*. Las predicciones de cada árbol se agregan estimando la probabilidad de cada clase como la proporción de árboles que la seleccionan, y se escoge como resultado final la clase con la probabilidad más alta.

Una característica fundamental del *Random Forest* es la posibilidad de obtener una medida de la importancia relativa de cada variable predictora en la clasificación de los casos, un elemento clave cuando se intenta determinar qué indicadores contables u organizativos son más relevantes para explicar el riesgo de manipulación de los estados financieros (Genuer *et al*., 2010).

4.1.2. Aplicaciones prácticas en entornos contables y financieros

El *Random Forest* ha sido ampliamente validado en contextos diversos, desde la predicción médica (Diaz-Uriarte, 2006) hasta la estimación de rendimientos agrícolas (Cutler *et al*., 2007), pasando por el análisis del comportamiento del consumidor y la predicción de mercados financieros (Valecha *et al*., 2018). En el ámbito de la contabilidad, diversos estudios han demostrado su eficacia para detectar fraudes y anomalías financieras, a menudo con resultados superiores a los obtenidos por modelos como KNN o SVM (Liu *et al*., 2015; An *et al*., 2020).

La aplicabilidad del *Random Forest* es especialmente útil en contextos en los que:

- El número de variables supera el número de observaciones, una situación habitual en los estudios sobre fraude (Bao *et al*., 2020).
- Hay escasez de casos positivos (empresas que hayan cometido fraude), lo que genera un problema de desequilibrio de clases (Perols, 2011).
- Se combinan datos cuantitativos (ratios, magnitudes financieras) con datos cualitativos (cambios en la política de provisiones, auditorías, concentración de los órganos decisorios).

Esta última característica es especialmente relevante, ya que el maquillaje contable no se produce exclusivamente por desviaciones cuantitativas, sino también por condiciones estructurales y conductuales vinculadas a incentivos, presiones externas o debilidades del control interno (Xu *et al*., 2023).

4.1.3. Limitaciones metodológicas y perspectivas de interpretabilidad

Pese a su potencial, el *Random Forest* no está exento de limitaciones. Uno de los principales retos es la selección adecuada de los hiperparámetros que configuran el modelo: número de árboles, profundidad máxima, número de variables consideradas por nodo, etc. (Probst *et al*., 2019). Estos parámetros pueden influir de manera significativa en la capacidad predictiva y en la fiabilidad de las medidas de importancia de las variables.

Además, la estructura agregada del modelo, basada en múltiples árboles de decisión, hace que su interpretación sea menos directa que la de otros métodos paramétricos como la regresión logística. Ello ha impulsado el desarrollo de técnicas de interpretabilidad, como el algoritmo que sintetiza el bosque en un árbol explicativo representativo (Aria *et al*., 2024), o el uso de gráficos de dependencia parcial, que permiten visualizar el impacto marginal de cada variable sobre la probabilidad de fraude (Greenwell, 2017).

A pesar de estos obstáculos, la capacidad del *Random Forest* para capturar estructuras no evidentes en los datos y su flexibilidad analítica lo convierten en una opción idónea en entornos de alta incertidumbre e información incompleta.

La adopción de herramientas como *Random Forest* en el análisis de la información financiera permite a los profesionales contables, auditores y analistas aumentar su capacidad de detección proactiva. El uso de este tipo de modelos no solo ayuda a identificar prácticas dudosas, sino que permite concentrar los recursos de control en las áreas de mayor riesgo, reforzando así la cultura de la transparencia y la responsabilidad empresarial.

Además, la capacidad de generar modelos personalizados a partir de conjuntos de variables seleccionadas por su importancia predictiva facilita la integración de estas herramientas en plataformas como Excel, lo que acerca el análisis predictivo avanzado a perfiles no especializados en ciencia de datos.

4.2. Metodología

La investigación sigue un enfoque cuantitativo y empírico, basado en el análisis de datos secundarios extraídos de las cuentas de resultados de las empresas seleccionadas.

Estos datos, accesibles a través de diversas bases de datos especializadas, constituyen la base para el desarrollo del modelo analítico.

Se trata de un estudio discrecional, ya que las empresas que integran la muestra han sido previamente identificadas, y no experimental, dado que no se manipulan variables, sino que se observan comportamientos reales.

Este estudio empírico tiene como objetivo identificar y analizar las principales señales que permiten detectar prácticas de maquillaje contable en las empresas, mediante una metodología cuantitativa de carácter predictivo.

4.2.1. Muestra y criterios de selección

La muestra está constituida por un total de 80 empresas, segmentadas de forma simétrica en dos grupos de 40 entidades: las que han sido identificadas como «fraude» y las que se han clasificado como «no fraude».

- Empresas fraudulentas: se trata de empresas sancionadas por haber presentado información contable fraudulenta entre los años 2000 y 2023. Para cada empresa

de este grupo se han recogido datos de los estados financieros del año en que se descubrió el fraude y del año anterior. Han sido seleccionadas sobre la base de evidencias documentales verificables, como resoluciones judiciales firmes, sanciones de reguladores financieros (como la SEC en EE. UU. o la CNMV en España…) (Lin *et al*., 2003) e informes de auditoría con opinión desfavorable, con salvedades o denegada.

- Empresas no fraudulentas: han sido seleccionadas con base en dos criterios. Por una parte, empresas con auditorías con opinión favorable (limpia) durante los ejercicios 2011 y 2012. La elección de estas fechas responde a la literatura, que estima una media de 2 años para la detección del fraude y una duración media del fraude de 5,4 años (Amat *et al*., 2020; Dyck *et al*., 2010). Por tanto, se trata de empresas que no han mostrado indicios de fraude contable durante el período de análisis (2012-2024).

Por otra parte, se trata de empresas que han obtenido como mínimo un reconocimiento o premio por su transparencia informativa durante el período analizado. Se trata de los premios otorgados por instituciones como los Premios ACCID, los Premios AECA a la Transparencia Empresarial, el *ranking* MERCO, los *Transparency Awards* (EE. UU.) y los ACES Awards (Asia).

Este conjunto de criterios refuerza la fiabilidad de la clasificación, tal como señalan diversos autores (Beneish, 1999; Francis *et al*., 1999; Bartov *et al*., 2000; Méndez *et al*., 2019).

En cuanto a su actividad, las empresas analizadas abarcan una amplia variedad de sectores económicos, así como diferentes dimensiones y formas jurídicas. Esta heterogeneidad sectorial refleja que el maquillaje contable es un fenómeno que puede afectar a cualquier tipo de organización, con independencia del ámbito en que opere, de su ubicación geográfica o del país de su domicilio social (ACFE, 2020; Zayas, 2016; Craja *et al*., 2020).

La diversidad territorial de la muestra aporta una visión más global de las prácticas fraudulentas, aunque debe tenerse presente que la existencia de marcos normativos contables distintos entre países puede representar una limitación en términos de comparabilidad.

Se trata, por tanto, de una muestra relativamente pequeña, pero coherente con estudios similares que han trabajado con datos aún más reducidos (Vladu *et al*., 2017). El uso de criterios objetivos y contrastables —como sentencias o premios reconocidos— hace compleja la ampliación de la muestra, pero, a la vez, garantiza un alto nivel de calidad y fiabilidad de los casos analizados. Además, la diversidad sectorial de los casos refuerza la robustez del modelo, dado que el fraude contable se ha documentado en empresas de múltiples sectores y dimensiones (ACFE, 2020).

4.2.2. Variables analizadas

Esta investigación parte del análisis de un conjunto inicial de 105 variables potenciales que actúan como señales de alerta ante posibles casos de manipulación contable, identificadas en el capítulo tercero de este manual.

Este conjunto se ha elaborado a partir de una revisión extensa y sistemática de la literatura especializada. Una vez recopiladas las variables, se ha aplicado un proceso riguroso de selección para evitar redundancias y descartar aquellas que no aportaban un valor significativo al modelo predictivo.

Tras esta depuración, se ha establecido un conjunto definitivo de 54 variables explicativas, distribuidas en 47 de carácter cualitativo y 7 de naturaleza cuantitativa, tal como se describe en la Tabla 4.

Categoría	Señal de alerta utilizada en el estudio empírico	Identificación en el estudio	Tipo
Características de la empresa	Existencia de competencia en el sector	x1	Cualitativa
	Empresas reguladas, concesionarias o que reciben subvenciones	x2	Cualitativa
	Pocos años de vida	x3	Cualitativa
	Excluida de cotización	x36	Cualitativa
	Sancionada por las autoridades	x37	Cualitativa
	Estructura societaria y organizativa compleja	x4	Cualitativa
	Muchas filiales en el extranjero	x5	Cualitativa
	Filiales en paraísos fiscales sin requisitos de información	x6	Cualitativa
	Incumplimientos legales y sanciones relacionados con la contabilidad	x7	Cualitativa
Gobierno corporativo	Conflictos entre los miembros del consejo de administración	x18	Cualitativa
	Diferencias en el gobierno corporativo	x19	Cualitativa
	Control de la empresa por parte de una persona	x20	Cualitativa
	Falta de consejeros independientes	x21	Cualitativa

Categoría	Señal de alerta utilizada en el estudio empírico	Identificación en el estudio	Tipo
	Presencia de directivos y/o empleados en el consejo de administración	x22	Cualitativa
Informes de analistas y agencias de calificación crediticia	Informes negativos o que empeoran de agencias de calificación crediticia y/o analistas	x41	Cualitativa
Medios de comunicación	Noticias negativas en los medios de comunicación sobre irregularidades o conflictos en materia contable	x43	Cualitativa
Momentos especiales en los que hay más motivos para el engaño	Cambios en la cúpula directiva	x10	Cualitativa
	Salida a bolsa	x8	Cualitativa
	Oferta pública de adquisición	x9	Cualitativa
Objetivos financieros	Altas expectativas de rentabilidad y cotización de las acciones por parte de accionistas y directivos	x30	Cualitativa
	Obsesión por los beneficios por parte de accionistas y directivos	x31	Cualitativa
Políticas contables	Aumento de los activos por impuesto diferido (%)	x51	Cuantitativa
	(Plazo de cobro t (días) / Plazo de cobro t-1 (días))	x52	Cuantitativa
	(Plazo de existencias t (días) / Plazo de existencias t-1 (días))	x53	Cuantitativa
	Amortizaciones t / Amortizaciones t-1	x54	Cuantitativa
	Filiales con participación próxima o superior al 50% que no se consolidan	x33	Cualitativa
	Ajustes por cambios de criterio / errores	x42	Cualitativa
Prácticas financieras	Inversiones importantes que requieren financiación	x11	Cualitativa
	Renegociación de deuda	x12	Cualitativa
	Operaciones financieras complejas difíciles de entender	x32	Cualitativa
Propietarios, directivos o empleados	Historial problemático de directivos, propietarios o empleados	x13	Cualitativa
	Malos hábitos financieros de directivos, empleados o propietarios	x14	Cualitativa
	Nivel bajo de estándares éticos	x15	Cualitativa
	Poca experiencia de los directivos en puestos clave	x16	Cualitativa
	Directivos con una participación (acciones) importante en la empresa	x17	Cualitativa
	Venta de participaciones en la empresa sin explicación lógica	x38	Cualitativa
Resultados	No cumple las expectativas de resultados	x35	Cualitativa
Sistemas de control y auditoría	Ausencia de auditoría interna o externa	x23	Cualitativa
	Auditor inadecuado: no independiente y/o sin experiencia	x24	Cualitativa
	Coste reducido de auditoría	x25	Cualitativa
	Cambios de auditores	x26	Cualitativa
	Conflictos con los auditores	x27	Cualitativa
	Los auditores cuestionan el principio de empresa en funcionamiento	x28	Cualitativa
	Filiales no auditadas o auditadas por otros auditores	x29	Cualitativa
	Informes de auditoría externa negativos o con salvedades	x39	Cualitativa
	Informes negativos de los auditores internos	x40	Cualitativa

Categoría	Señal de alerta utilizada en el estudio empírico	Identificación en el estudio	Tipo
Sistemas de incentivos	Incentivos muy agresivos para alcanzar objetivos a corto plazo	x34	Cualitativa
Balance	Ratio de liquidez (AC/PC)	x44	Cuantitativa
	Deuda (%)	x45	Cuantitativa
Cuenta de resultados	Resultado / Patrimonio neto	x46	Cuantitativa
	Flujo de caja (resultado + amortizaciones) positivo	x47	Cualitativa
Estado de flujos de efectivo	Caja generada por las operaciones de explotación positiva	x48	Cualitativa
	(Flujo de caja - CGO) / Activo > 0,05	x49	Cualitativa
	(Flujo de caja - CGO) / Ventas > 0,02	x50	Cualitativa
Variable dependiente / factor	**Y = «SÍ»: maquilla; Y = «NO»: no maquilla**	**Y**	

Fuente: Elaboración propia.
Tabla 4. Identificación de las 54 variables explicativas y de la variable dependiente iniciales escogidas para la modelización *Random Forest*.

Las variables escogidas se han sometido a un estudio previo que incluye el cálculo de la media, la desviación estándar y el recuento de frecuencias.

Este análisis inicial ha permitido eliminar dos grupos específicos de variables:

- Variables con muy poca variabilidad entre las empresas analizadas, que resultan poco útiles para la discriminación estadística (Tabla 5). Entre ellas se encuentran, por ejemplo, factores como tener pocos años de funcionamiento, grandes inversiones con financiación externa, experiencia limitada de los directivos, ausencia de auditorías y costes de auditoría muy bajos.

Variable	Descripción
x3	Pocos años de vida
x11	Inversiones importantes que requieren financiación
x16	Poca experiencia de los directivos en puestos clave
x23	Ausencia de auditoría interna o externa
x25	Coste de auditoría reducido

Fuente: Elaboración propia.
Tabla 5. Relación de señales de alerta excluidas por ser constantes tanto en las empresas que maquillan como en aquellas en las que no hay evidencias de maquillaje.

- Variables con una capacidad discriminante tan elevada que pueden identificar el fraude sin necesidad de una modelización compleja (Tabla 6). Es el caso, por

ejemplo, de la existencia de antecedentes de malas prácticas financieras o del bajo cumplimiento de las normas éticas en la organización.

Variable	Descripción
x14	Malos hábitos financieros de directivos, empleados o propietarios
x15	Nivel bajo de estándares éticos

Fuente: Elaboración propia.
Tabla 6. Relación de señales de alerta excluidas porque discriminan totalmente entre las empresas que maquillan y aquellas en las que no hay evidencias de maquillaje.

Tras esta selección, se obtiene una matriz final de 47 variables relevantes, todas ellas validadas por la bibliografía e integradas en un modelo conceptual amplio sobre la detección de fraudes contables. También se ha incorporado la variable dependiente «Y», que toma el valor «SÍ» si la empresa ha llevado a cabo manipulación contable y «NO» en caso contrario.

Esta estructura permite aplicar con precisión el modelo de aprendizaje automático *Random Forest*, que determinará qué factores tienen una mayor capacidad predictiva dentro del conjunto analizado.

En este marco, las variables explicativas se agrupan en dos grandes tipologías:

- Variables cualitativas: hacen referencia a aspectos vinculados al funcionamiento interno de las empresas, a las dinámicas de gobernanza, a los perfiles de los directivos, a las prácticas de auditoría y a los sistemas de control e incentivos, así como a los objetivos y resultados financieros. Estas variables ayudan a entender mejor el contexto y las circunstancias que pueden favorecer el fraude. La información se ha obtenido mediante una exploración previa de fuentes abiertas, como noticias y documentos públicos, aplicable a las 80 empresas objeto de estudio (White *et al*., 2009; Hoeber *et al*., 2022; Boon *et al*., 2024).
- Variables cuantitativas: proceden del examen detallado de las cuentas anuales auditadas y aportan una base empírica sólida para identificar irregularidades contables. Entre los indicadores más relevantes se encuentran la capacidad de generar flujos de caja operativos, los niveles de liquidez y endeudamiento, y la aplicación de prácticas como las dotaciones a la amortización.

4.2.3. Modelización estadística: Random Forest

En este estudio se ha optado por utilizar el algoritmo *Random Forest* (Breiman, 2001) como herramienta principal para identificar las variables más relevantes en la detección del fraude contable. El modelo permite clasificar las empresas en dos categorías diferenciadas: las que han cometido fraude contable mediante la manipulación de sus estados financieros (Y = «SÍ») y las que no presentan indicios de fraude contable (Y = «NO»).

Toda la ejecución estadística se ha llevado a cabo con el programa R (versión 4.4.2), empleando especialmente la librería *randomForest* (Liaw *et al*., 2002; Genuer *et al*., 2020) para implementar el algoritmo.

El funcionamiento del modelo se basa en el método *bootstrap*, que consiste en generar múltiples muestras aleatorias con reemplazo, todas ellas del mismo tamaño que la muestra original (N = 80). Para cada una de estas muestras se construye un árbol de decisión, en el que las divisiones de los nodos se basan en una selección aleatoria y restringida de las variables explicativas (K = 47). La configuración del modelo se ha realizado mediante los siguientes parámetros, extraídos de referencias técnicas y empíricas (Scornet, 2017; Probst *et al*., 2019; Bartz *et al*., 2020):

- Número total de árboles generados: *ntree* = 1.000
- Número de variables seleccionadas aleatoriamente para dividir cada nodo: *mtry* = 6
- Número mínimo de observaciones en cada nodo terminal: *nodesize* = 1
- Número máximo de nodos terminales por árbol: *maxnodes* (valor máximo admitido por el algoritmo)

El conjunto de todos los árboles de decisión constituye el modelo *Random Forest* final, que opera como una agregación de estimaciones parciales.

Para valorar la relevancia de cada variable dentro del modelo, se han utilizado dos medidas clave: *Mean Decrease Accuracy* (MDA) y *Mean Decrease Gini* (MDG). La primera cuantifica la pérdida de acierto del modelo cuando se omite una variable, mientras que la segunda mide la capacidad de esa variable para incrementar la homogeneidad (o reducir la impureza) de los valores de la variable dependiente «Y» en

las particiones que se forman en los árboles de decisión. Dado que estas medidas pueden verse afectadas por el tamaño de la muestra, el número de árboles o la correlación entre variables (Scornet, 2023), se ha llevado a cabo un análisis de robustez de los resultados obtenidos. En concreto, se ha aplicado un remuestreo de tipo *jackknife* sobre 100 submuestras (con el 70% de las observaciones originales) y se han comparado las clasificaciones de variables resultantes.

Para profundizar en la identificación de las variables más influyentes, también se ha utilizado la librería *randomForestExplainer*, que aporta indicadores complementarios de relevancia, como:

- El número de veces que una variable se emplea en el nodo raíz de los árboles.
- La distribución de la profundidad mínima a la que aparece cada variable, es decir, el nivel más próximo a la raíz en el que la variable se utiliza para dividir los datos.

Este último indicador ha permitido detectar interacciones significativas entre variables, lo que facilita una interpretación más rica del modelo.

Por último, para facilitar la comprensión visual de los resultados, se ha recurrido a la librería *e2tree* (Aria *et al*., 2024), que permite sintetizar el conjunto del *Random Forest* en un único árbol de decisión representativo. Esta representación facilita la lectura, la comunicación y la interpretación de los patrones de clasificación detectados por el modelo.

4.3. Conclusiones

El uso de herramientas como *Random Forest* representa un paso adelante para la contabilidad forense y la auditoría preventiva. Este tipo de modelos no solo mejoran la detección de prácticas de maquillaje, sino que también favorecen una cultura empresarial más ética, basada en la transparencia y la responsabilidad. Los resultados obtenidos ofrecen nuevas oportunidades para el diseño de sistemas de alerta temprana, para la formación en ética contable y para el refuerzo de los mecanismos de gobernanza. En términos académicos, el estudio abre nuevas vías de investigación orientadas a la integración de técnicas de inteligencia artificial en el análisis del

comportamiento contable. En el futuro, sería deseable ampliar la muestra, explorar nuevos algoritmos de *machine learning* (como los modelos de *boosting* o las redes neuronales) e incorporar indicadores alternativos (como la reputación digital o la percepción del riesgo por parte de los inversores) para enriquecer aún más la capacidad explicativa de los modelos.

CAPÍTULO 5
RESULTADOS Y DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS

5.1. Precisión predictiva y ajuste del modelo de clasificación

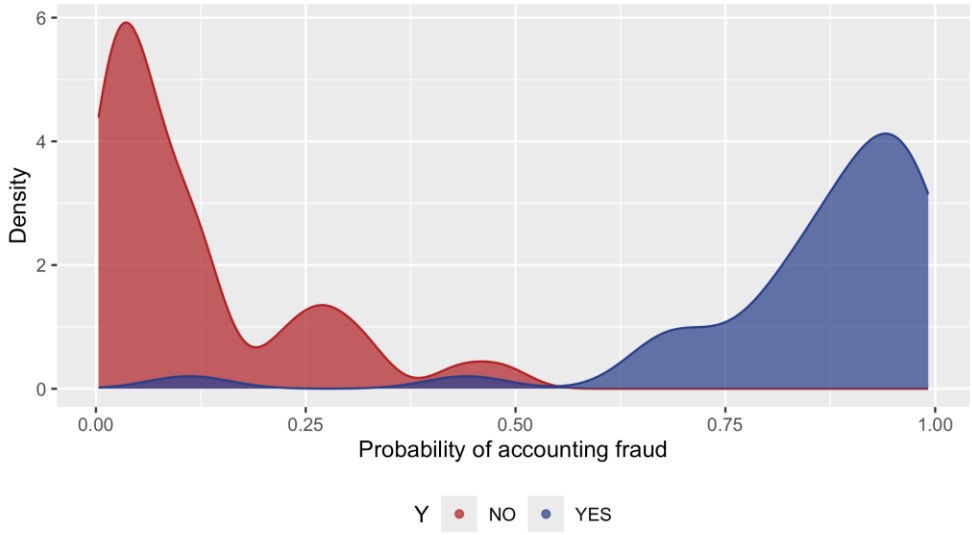
A continuación se exponen los resultados derivados del tratamiento y el análisis empírico de los datos. En primer lugar, se ha evaluado el grado de eficiencia predictiva del modelo *Random Forest* implementado en este estudio.

Para validar internamente el ajuste del modelo, se han utilizado las observaciones excluidas en el proceso de remuestreo con reposición (*bootstrap*), conocidas como *Out-of-Bag* (OOB). Estas observaciones, al no utilizarse en la construcción de un árbol concreto, permiten obtener una estimación objetiva de su rendimiento predictivo. El procedimiento consiste en determinar a qué nodo terminal se asigna cada observación OOB en cada árbol y, a partir de ello, establecer como predicción la modalidad mayoritaria de la variable dependiente (Y = «SÍ» o Y = «NO») observada en dicho nodo.

Con el fin de estimar la probabilidad de que una determinada unidad de análisis presente maquillaje contable (Y = «SÍ»), se considera el conjunto de árboles en los que esta observación ha sido tratada como OOB y se calcula la proporción de casos en los que la clase «SÍ» ha sido la más frecuente. Esta probabilidad se convierte así en una medida agregada del riesgo de fraude atribuido a cada observación.

Los resultados obtenidos (Figura 8) muestran que el modelo asigna probabilidades elevadas (próximas a 1) a las empresas realmente implicadas en prácticas de manipulación contable, mientras que asigna valores bajos (próximos a 0) a las entidades sin indicios de fraude.

Este comportamiento evidencia un buen ajuste del modelo y pone de manifiesto su capacidad para discriminar de manera efectiva entre empresas fraudulentas y no fraudulentas, lo que proporciona una herramienta válida para la detección de riesgos contables en el ámbito corporativo.



Fuente: Elaboración propia.
Figura 8. Distribución de las probabilidades estimadas de fraude contable según la clasificación de empresas fraudulentas (azul) y no fraudulentas (rojo).

Con el objetivo de validar los resultados representados en la Figura 8, se ha calculado el área bajo la curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*), también conocida como estadístico AUC. El valor obtenido, de 0,99, refleja una capacidad de discriminación excelente entre las empresas que han incurrido en manipulaciones contables y aquellas que no presentan indicios de fraude.

Para completar este análisis de rendimiento, se ha incorporado también la matriz de confusión, que permite contrastar las clasificaciones realizadas por el modelo con los valores observados en la realidad. En este caso, se ha fijado un umbral de 0,5 para establecer la predicción binaria: si la probabilidad asignada es superior a este valor, se clasifica como Y = «SÍ»; en caso contrario, como Y = «NO».

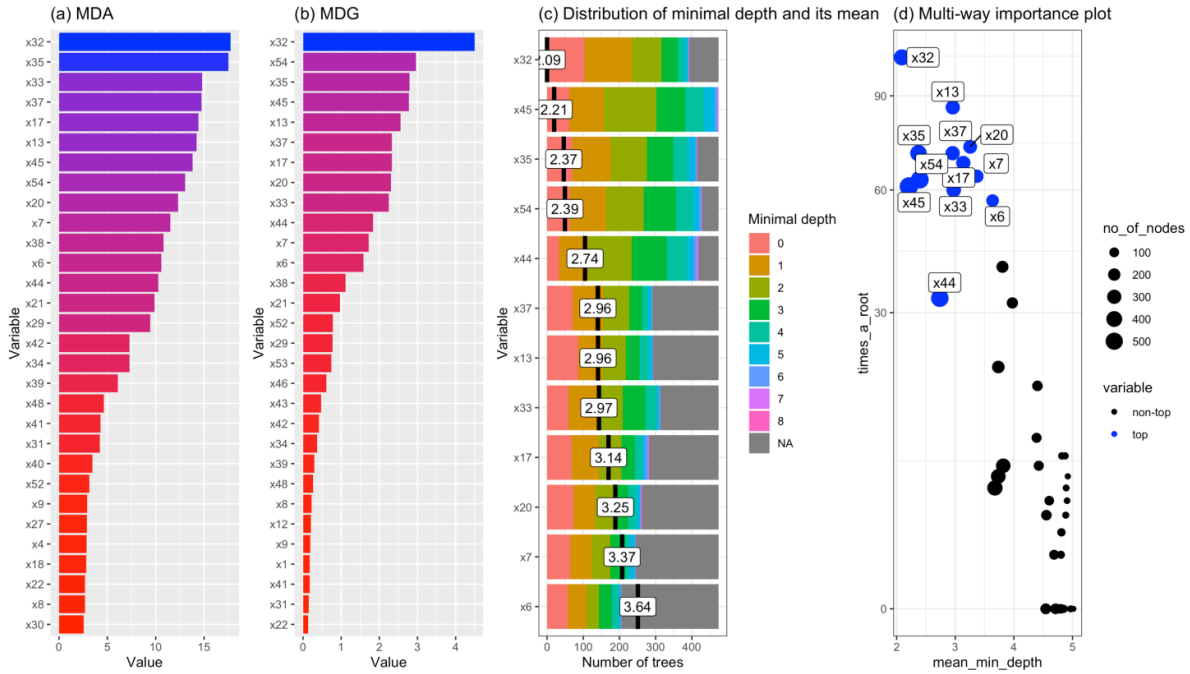
Los resultados que se desprenden de la Tabla 7 evidencian un comportamiento muy preciso del modelo: no se observan errores de clasificación en ninguna de las empresas que realmente no han cometido fraude, y solo se registran dos falsos negativos (equivalentes al 5%): dos empresas fraudulentas que el modelo clasifica como no fraudulentas.

Valores observados	NO	SÍ	Error de clase
NO	40	0	0,00
SÍ	2	38	0,05

Fuente: Elaboración propia.
Tabla 7. Matriz de confusión del modelo *Random Forest*.

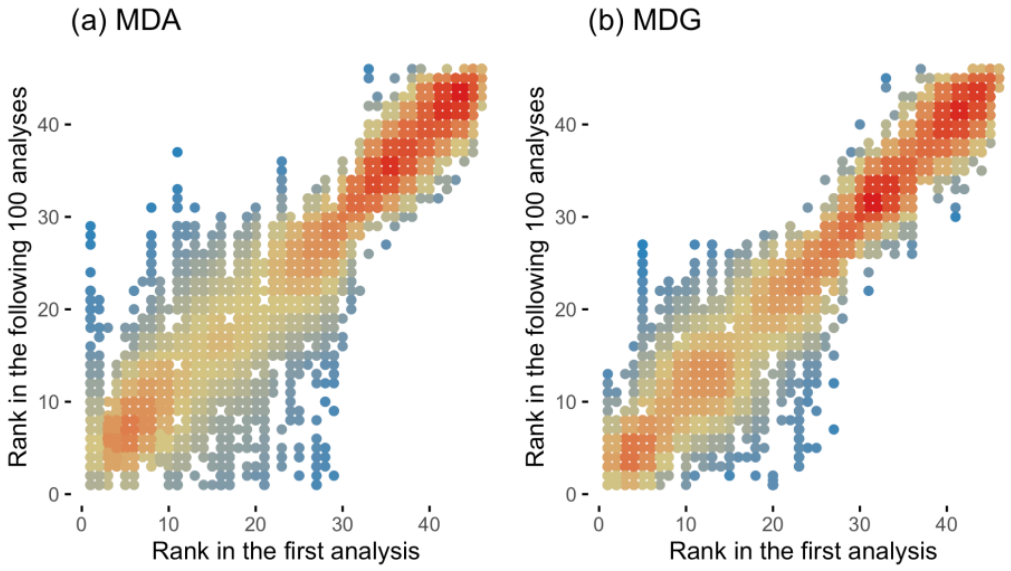
5.2. Identificación de las variables explicativas clave

En la Figura 9 se representan las variables que han mostrado una influencia más destacada dentro del conjunto de 47 variables utilizadas por el modelo *Random Forest*. Para llevar a cabo esta selección, se han considerado diversas medidas de importancia: la reducción media de la precisión (*Mean Decrease Accuracy*), la mejora de la homogeneidad (o reducción de la impureza) de los nodos (*Mean Decrease Gini*), el número de ocasiones en que cada variable aparece en el nodo inicial del árbol y su profundidad media en los distintos árboles del bosque aleatorio. Como resultado, se han identificado doce variables especialmente relevantes por su capacidad de predecir el fraude contable: x32, x35, x17, x54, x13, x37, x33, x45, x20, x7, x44 y x6.



Fuente: Elaboración propia.
Figura 9. Representación de las variables según criterios estadísticos de relevancia: (a) *Mean Decrease Accuracy* (MDA), (b) *Mean Decrease Gini* (MDG), (c) distribución de la profundidad mínima en el bosque de decisión, y (d) relación entre la profundidad media (*mean_min_depth*) y la incidencia en el nodo raíz (*times_a_root*).

Con el objetivo de validar la consistencia del orden de relevancia de las variables seleccionadas, se aplicó una prueba de estabilidad basada en el remuestreo. La Figura 10 evidencia que la clasificación obtenida a partir de los indicadores MDA y MDG se mantiene estable al compararla con las clasificaciones obtenidas a partir de 100 muestras aleatorias creadas con la técnica *jackknife*, y destaca especialmente la robustez de las primeras posiciones de la clasificación de variables explicativas.



Fuente: Elaboración propia.

Figura 10. Análisis de la consistencia de la clasificación de variables según: (a) *Mean Decrease Accuracy* (MDA) y (b) *Mean Decrease Gini* (MDG). Coloración según la densidad de coincidencia: rojo (alta), azul (baja).

La Tabla 8 recoge las doce variables identificadas como clave para el modelo y las estructura en tres ámbitos analíticos principales: las prácticas financieras y los criterios contables, los mecanismos de control interno y, por último, los elementos vinculados al gobierno corporativo.

Categoría	Identificación en el estudio	Tipo	Descripción	Impacto en el fraude contable
Prácticas financieras y contables	x32	Cualitativa	Transacciones financieras difíciles de entender	El uso de operaciones financieras de elevada complejidad facilita la ocultación de prácticas manipuladoras.
	x54	**Cuantitativa**	Cambio de la política de amortización sin una justificación clara	Permite la modificación estratégica de los resultados contables.
	x45	**Cuantitativa**	Alto nivel de endeudamiento	Puede incentivar la gestión del resultado con el objetivo de mejorar la imagen financiera ante terceros.

Categoría	Identificación en el estudio	Tipo	Descripción	Impacto en el fraude contable
	x7	Cualitativa	Incumplimientos legales y sanciones por aspectos contables	Denota debilidades estructurales en el marco normativo interno y genera riesgos reputacionales significativos.
Control interno	x35	Cualitativa	Incumplimiento recurrente de las expectativas de resultados	Origina ajustes contables forzados orientados a cumplir objetivos económicos preestablecidos.
	x33	Cualitativa	Filiales no consolidadas con participaciones superiores al 50%	Facilita la exclusión de elementos patrimoniales, como deudas y pérdidas, mediante técnicas de no consolidación o estructuras opacas.
	x37	Cualitativa	Sanciones de organismos reguladores	Constituye un indicio de desviaciones relevantes respecto a los principios contables generalmente aceptados.
Gobierno corporativo	x17	Cualitativa	Alta participación de los directivos en la empresa	Puede implicar la existencia de potenciales conflictos de interés no sujetos a mecanismos de supervisión externa.
	x20	Cualitativa	Control concentrado en una sola persona	Favorece la toma de decisiones unilaterales con falta de transparencia y ausencia de controles efectivos.
	x13	Cualitativa	Antecedentes problemáticos de directivos o empleados	Refleja un entorno organizativo permisivo con prácticas de baja exigencia ética.
	x6	Cualitativa	Filiales en paraísos fiscales sin obligación de información	Permite estructurar operaciones con el objetivo de eludir obligaciones de información financiera.
	x44	**Cuantitativa**	Ratio de liquidez inadecuada (AC/PC)	Contribuye a ocultar tensiones de tesorería.

Fuente: Elaboración propia.
Tabla 8. Clasificación de las variables más relevantes según su poder explicativo en la detección de prácticas de fraude contable.

Del total de señales identificadas como relevantes por el modelo, nueve corresponden a variables cualitativas y tres a variables cuantitativas. En el primer grupo destaca la variable x32, referida a transacciones financieras difíciles de interpretar, que presenta la máxima capacidad predictiva del modelo. Este tipo de operaciones, por su grado de complejidad y su escasa transparencia, se utilizan a menudo como instrumento para ocultar la realidad económica de una organización. Casos emblemáticos como Lehman Brothers o Enron son una clara muestra de ello.

En cuanto a las variables cuantitativas, la más destacada es x54, relativa a cambios no justificados en la política de amortización, que pueden tener un efecto directo sobre los beneficios comunicados. El caso Toshiba es un ejemplo claro: la empresa alteró su política para inflar los resultados, con más de 1.200 millones de dólares de beneficios artificiales.

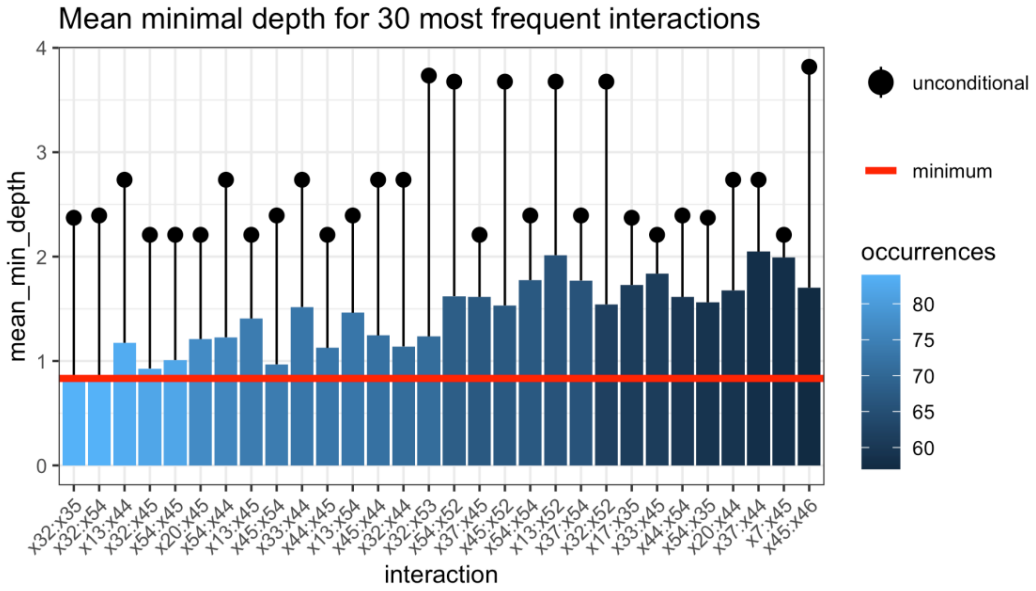
En relación con el control interno, variables como x35 (no consecución de los objetivos financieros fijados) reflejan presiones internas que pueden propiciar la manipulación de la información financiera. Este patrón es visible en el caso Olympus, en el que las pérdidas se ocultaron durante décadas. De manera similar, la no consolidación de filiales con una participación significativa (x33) se ha empleado para ocultar deudas o gastos, como se vio en Tyco y Carillion.

En el ámbito del gobierno corporativo, resulta especialmente relevante la variable x20, vinculada al control centralizado de la empresa por parte de una sola persona. Este escenario desempeñó un papel clave en el caso Parmalat, en el que el fundador ejercía el control financiero sin mecanismos de supervisión.

Este conjunto de señales está ampliamente documentado en la literatura especializada (Beneish, 1999; Singleton y Singleton, 2010; Vladu *et al*., 2017; Amat, 2017), y los resultados obtenidos coinciden con evidencias previas derivadas de estudios basados en la regresión logística, que ya apuntaban a la importancia crítica de las variables cualitativas como predictores en casos de fraude contable.

5.3. Análisis combinado de predictores clave en el *Random Forest*

Con el objetivo de explorar posibles dependencias entre variables, se llevó a cabo un análisis basado en la profundidad mínima que alcanza una variable en aquellos árboles en los que otra aparece como nodo raíz. Esta aproximación permite detectar interacciones significativas en el modelo. La Figura 11 muestra las cinco combinaciones de variables con mayor relevancia en este contexto: x32:x35, x32:x54, x13:x44, x32:x45 y x54:x45.



Fuente: Elaboración propia.

Figura 11. Evaluación de las interacciones entre variables: las barras muestran la profundidad media mínima (*mean_min_depth*) de la segunda variable en los árboles en los que la primera es el nodo raíz. La intensidad del color (*occurrences*) indica la frecuencia de aparición (más oscuro = menos frecuente), y los puntos indican la profundidad media incondicional.

Interacción	Señales de alerta	Impacto en el fraude
x32:x35	Transacciones complejas + incumplimiento de expectativas	Permite modular la percepción externa de la situación económico-financiera de la empresa para alinearse con las expectativas del mercado.
x32:x54	Transacciones complejas + cambio de la política de amortización	Contribuye a ocultar desajustes financieros reales mediante ajustes contables orientados a estabilizar los resultados.
x13:x44	Antecedentes negativos + baja liquidez	Eleva el riesgo de falta de transparencia informativa y puede agravar las dificultades de liquidez operativa.
x32:x45	Transacciones complejas + alto endeudamiento	Facilita ocultar el nivel de endeudamiento efectivo, generando una imagen distorsionada de la solvencia.
x54:x45	Cambio en las amortizaciones + endeudamiento elevado	Induce una mejora aparente de los indicadores de rentabilidad con la finalidad de aumentar el atractivo para los inversores.

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 9. Pares de variables con mayor relevancia interactiva en el modelo *Random Forest*.

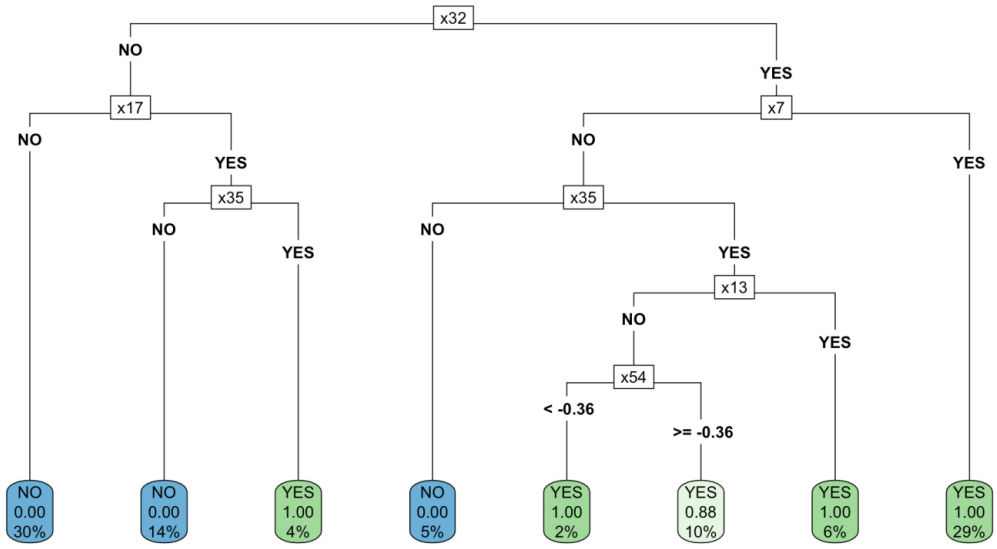
Estas combinaciones se observan en fraudes de gran magnitud, como los casos de Enron, Lehman Brothers y WorldCom. La confluencia entre estructuras financieras opacas y decisiones contables estratégicas fue determinante en su colapso.

La interacción x13:x44 ilustra cómo la presencia de una ética corporativa cuestionable, combinada con tensiones de liquidez, incrementa significativamente el riesgo. Episodios recientes, como FTX o Wirecard, evidencian patrones similares.

La identificación de estas combinaciones constituye una herramienta fundamental para auditores, supervisores y órganos de control, ya que permite anticipar prácticas contables irregulares antes de que deriven en consecuencias irreversibles (Chen *et al*., 2011; Hajek *et al*., 2017).

5.4. Árbol resumen

Con la finalidad de mejorar la comprensión del funcionamiento del modelo, se ha aplicado el algoritmo *E2Tree* (Aria *et al*., 2024), que transforma el *Random Forest* en un único árbol representativo. El resultado de esta síntesis, representado en la Figura 12, destaca seis variables clave como nodos centrales de decisión: x32, x17, x7, x35, x13 y x54.



Fuente: Elaboración propia.
Figura 12. Representación sintética del modelo *Random Forest* mediante E2Tree.

En el árbol resumen generado por el modelo, la variable que ocupa la posición de nodo raíz es x32. Cuando esta variable indica «NO», el modelo clasifica correctamente 35

empresas como no fraudulentas y solo 3 como fraudulentas. En cambio, si x32 = «SÍ», se detectan 38 casos con fraude y tan solo 4 sin él.

Una combinación relevante es la de x32 = «NO» con x17 = «NO», es decir, baja implicación de los gestores en la propiedad de la empresa, que permite identificar un grupo de 24 organizaciones sin evidencia de fraude. Por otra parte, la coincidencia de x32 = «SÍ» y x7 = «SÍ» (existencia de historial sancionador en materia contable) señala claramente 23 empresas como fraudulentas. Este patrón es especialmente significativo y encuentra paralelismos en casos como el de Lehman Brothers.

En conjunto, los resultados del árbol ponen de manifiesto que las prácticas financieras poco transparentes, combinadas con perfiles directivos con antecedentes cuestionables y decisiones contables atípicas, tienen una fuerte capacidad para explicar la presencia de fraude. Estos indicadores han sido recurrentes en grandes escándalos corporativos como Enron, Parmalat, Tyco o Wirecard, lo que respalda la utilidad del modelo para la detección del fraude a partir de patrones bien establecidos en la investigación académica.

5.5. Conclusiones

Los resultados presentados en este capítulo han permitido validar empíricamente la eficacia del modelo *Random Forest* para la detección de prácticas de fraude contable. Con una precisión predictiva excelente (AUC = 0,99) y una tasa mínima de errores de clasificación, se ha demostrado la capacidad del modelo para discriminar con acierto entre las empresas que manipulan sus estados financieros y aquellas que mantienen prácticas transparentes.

El análisis ha revelado que la mayoría de las variables con un poder explicativo relevante son de carácter cualitativo, lo que subraya la importancia de considerar no solo indicadores numéricos, sino también factores organizativos, éticos y de gobernanza en la evaluación del riesgo contable. Este enfoque refuerza la necesidad de una auditoría integral, que no se limite a las cifras, sino que incorpore también el análisis del contexto y de la cultura corporativa.

Los resultados ponen de relieve patrones recurrentes en casos conocidos de fraude (Enron, Wirecard, Parmalat), lo que sugiere que existen estructuras de comportamiento similares en diferentes contextos geográficos y sectoriales. Ello legitima la transferencia de conocimiento entre casos y favorece el desarrollo de sistemas de alerta temprana aplicables a múltiples realidades empresariales.

La identificación de combinaciones de variables con alto valor predictivo ofrece nuevas herramientas para la práctica profesional. El uso de interacciones como «Transacciones complejas + incumplimiento de expectativas», «Transacciones complejas + cambio de la política de amortización» o «Antecedentes negativos + baja liquidez» aporta indicadores de alerta más refinados, útiles para diseñar protocolos de revisión focalizados. Igualmente, la generación de un árbol sintético ha facilitado la comprensión de las decisiones adoptadas por el modelo y ha mejorado su interpretabilidad para usuarios no especializados.

Este capítulo refuerza las implicaciones prácticas de la investigación: auditorías más eficientes, supervisión reguladora proactiva y una cultura corporativa orientada a la prevención. En paralelo, abre líneas de investigación futura como la validación externa con muestras más amplias, la aplicación en otras jurisdicciones y la exploración de algoritmos complementarios.

En conjunto, se concluye que el modelo *Random Forest* constituye una herramienta robusta y versátil para detectar con antelación prácticas de maquillaje que pueden llegar a constituir un fraude contable. Su aplicación puede mejorar significativamente los procesos de supervisión y contribuir a la transparencia y a la confianza en la información financiera corporativa.

CAPÍTULO 6
MODELO PREDICTIVO DE FRAUDE CONTABLE:
METODOLOGÍA Y APLICACIÓN PRÁCTICA

6.1. Objetivo del modelo predictivo

Este capítulo describe el desarrollo de un modelo predictivo capaz de estimar el riesgo de que una empresa esté cometiendo fraude en su información financiera, a partir de un conjunto de 12 variables identificadas como las más relevantes mediante la técnica *Random Forest*. Estas variables se han seleccionado por su alto poder explicativo y por su capacidad de clasificación entre empresas fraudulentas y no fraudulentas. Además, el modelo incorpora dos variables adicionales que, aunque no se incluyeron en la fase de modelización estadística por su capacidad discriminante extremadamente elevada, resultan igualmente determinantes para detectar situaciones de fraude. Se trata de la existencia de antecedentes de malas prácticas financieras por parte de la dirección o de los socios, y del bajo nivel de cumplimiento de los estándares éticos en la organización. Estas dos variables actúan como señales de alerta críticas, capaces de sugerir comportamientos fraudulentos sin necesidad de aplicar técnicas avanzadas de aprendizaje automático.

El modelo combina el uso de técnicas avanzadas de aprendizaje automático (*Random Forest*) con métodos estadísticos tradicionales (regresión logística binaria) y se ha implementado en un entorno Excel para facilitar su uso por parte de profesionales no técnicos.

El objetivo es describir el proceso completo: desde el análisis de los datos originales hasta la construcción de los modelos y su aplicación práctica.

Asimismo, se facilita una guía de uso para que cualquier profesional pueda utilizarlo con autonomía.

6.2. Construcción de los modelos predictivos

6.2.1. Del Random Forest *a la regresión logística*

Aunque el modelo *Random Forest* es reconocido por su elevada capacidad predictiva y su robustez, su aplicación directa en entornos como Microsoft Excel no resulta práctica, ya que requiere programación especializada y herramientas específicas. Además, se trata de un modelo complejo y poco interpretable para usuarios no técnicos, lo que dificulta la comunicación y la comprensión de los resultados.

En este proyecto, hemos utilizado el *Random Forest* como herramienta para identificar las variables más relevantes en la detección del fraude contable, aprovechando su capacidad para gestionar relaciones no lineales e interacciones entre predictores. Una vez seleccionadas estas variables, proponemos la construcción de un modelo de regresión logística binaria, que presenta ventajas significativas en términos de interpretabilidad e implementación:

- Estimación directa de la probabilidad de maquillaje contable (valor entre 0 y 1), lo que facilita la toma de decisiones.
- Interpretación clara del efecto individual de cada variable sobre el riesgo de maquillaje contable, mediante los coeficientes del modelo.
- Facilidad de implementación en entornos como Excel, sin necesidad de programación avanzada.

Esta combinación metodológica —*Random Forest* para la selección de variables y regresión logística para la modelización— une la potencia de un algoritmo de aprendizaje automático con la transparencia y la sencillez de un modelo estadístico clásico.

6.2.2. Construcción sistemática de 145 modelos

A partir de las 12 variables priorizadas por el modelo *Random Forest*, se generaron todas las combinaciones posibles de regresiones logísticas con entre 1 y 4 variables por modelo.

Por ejemplo:

- Modelos con una sola variable (por ejemplo, historial de malas prácticas financieras por parte de directivos, empleados o socios).
- Modelos con dos variables (por ejemplo, endeudamiento y transacciones financieras complejas difíciles de entender).
- Hasta modelos con cuatro variables, que combinan diferentes señales de alerta contable.

Este límite de 4 variables por modelo no es arbitrario. Se escogió por tres razones fundamentales:

1. Sencillez: los modelos con pocos predictores son más fáciles de interpretar.

2. Robustez estadística: incorporar demasiadas variables puede conducir al fenómeno del sobreajuste (*overfitting*), en el que el modelo funciona muy bien con los datos de entrenamiento, pero falla con datos nuevos.

3. Estabilidad de los coeficientes: con pocas variables, disminuye el riesgo de multicolinealidad y se obtienen estimaciones más estables y fiables.

Este enfoque dio lugar a un total de **145 modelos de regresión logística binaria**, cada uno de ellos estimado a partir de la base de datos original. Para la construcción de los modelos, se han seleccionado únicamente aquellos modelos de regresión logística que incluían variables explicativas estadísticamente significativas (limitando el número máximo a cuatro variables por modelo). Además, se han incorporado dos modelos adicionales de una sola variable, correspondientes a las variables dicotómicas x14 (malos hábitos financieros de directivos, empleados o propietarios) y x15 (nivel bajo de estándares éticos). Estas variables, aunque se descartaron en el análisis inicial con *Random Forest* por discriminar completamente entre empresas con y sin fraude contable, se han considerado relevantes para evaluar su comportamiento individual en un modelo de regresión logística. Para cada uno de los modelos, se han calculado las medidas de AUC, sensibilidad y especificidad mediante validación cruzada (*cross-validation*) con 10 particiones (*folds*).

Para cada modelo se obtuvieron cuatro elementos clave:

- Término independiente (o constante): es el valor base del modelo cuando todas las variables toman el valor cero y refleja el nivel inicial de riesgo de maquillaje. Se trata de un coeficiente numérico fijo que forma parte de la ecuación logística. Puede entenderse como el punto de partida de la predicción, al que se suma (o resta) el efecto de cada variable.

  Por ejemplo, si el modelo es: Puntuación = –2,5 + 4,1 × (endeudamiento) + 2,8 × (cambios contables), el valor –2,5 es el término independiente.

- Coeficientes de las variables: cada variable incluida en el modelo tiene asociado un coeficiente que representa su influencia sobre la probabilidad de fraude. Un coeficiente positivo indica que, a medida que aumenta esa variable, aumenta el riesgo de fraude contable. Un coeficiente negativo, por el contrario, indica el efecto contrario: disminuye el riesgo.

  Los coeficientes son esenciales para realizar el cálculo logístico y permiten interpretar la relevancia de cada variable. Por ejemplo, un coeficiente alto para «incremento súbito de las ventas» indicaría que se trata de un indicador de riesgo fuerte.

- AUC (*Area Under the Curve*): el AUC es una medida de la calidad predictiva global del modelo. Toma un valor entre 0,5 y 1,0, donde:
  - 0,5 indica que el modelo no tiene capacidad predictiva (equivale al azar).
  - 1,0 indica una predicción perfecta.

  Cuanto más próximo a 1 sea el AUC, mejor será el modelo en términos de precisión.

- Sensibilidad y especificidad: son dos métricas que indican la capacidad del modelo para acertar en distintos tipos de casos:
  - Sensibilidad: porcentaje de casos de fraude contable detectados correctamente. Es la capacidad de detectar los positivos reales.
  - Especificidad: porcentaje de casos que el modelo no marca erróneamente como fraude contable. Indica la capacidad de no generar falsos positivos.

Estas dos medidas son fundamentales para entender si el modelo es demasiado estricto (muchos falsos positivos) o demasiado permisivo (demasiados fraudes que pasan inadvertidos).

Todos estos modelos se guardaron en una hoja de cálculo como base matemática de predicción. El sistema está diseñado para seleccionar dinámicamente el modelo adecuado en función de las variables que proporciona el usuario y obtener una estimación de la probabilidad individualizada de fraude contable, combinando los valores aportados con los coeficientes del modelo.

6.3. Implementación en Excel: estructura del modelo

Para facilitar su uso, los 145 modelos se implementaron en un archivo Excel dividido en tres hojas principales:

6.3.1. Hoja «Predicción»

Es la interfaz de entrada y de consulta de resultados. El usuario puede introducir los valores conocidos de una empresa y obtener la predicción.

- Permite introducir entre 1 y 4 variables.
- Muestra el modelo seleccionado automáticamente.
- Devuelve una probabilidad clara y una recomendación según el riesgo.

6.3.2. Hoja «Modelos»

Esta hoja contiene la base matemática de todos los modelos de predicción posibles, creados mediante regresión logística binaria. Cada una de las filas representa un modelo que utiliza una o varias variables financieras para predecir la probabilidad de fraude contable. En esta hoja no es necesario introducir ningún dato.

Columnas clave:

- Modelo: nombre del modelo.
- AUC: calidad predictiva (entre 0,5 y 1).
- Especificidad y sensibilidad: tasas de acierto.

- Término independiente: constante del modelo.
- x14, x15, etc.: coeficientes de las variables utilizadas.

Funcionamiento técnico:

Cada modelo representa una ecuación de la forma:

Puntuación = Intercepto + coef_x14 × x14 + coef_x15 × x15 + …

La puntuación (*score* o *logit*) obtenida con el modelo refleja el nivel de riesgo de fraude contable: cuanto más alta y positiva es la puntuación, mayor es el riesgo de fraude; cuanto más baja y negativa, menor es el riesgo de fraude.

O, alternativamente:

Probabilidad = 1 / (1 + e^(–Puntuación))

La probabilidad de fraude obtenida con el modelo es una transformación (denominada función logística) de la puntuación obtenida: cuanto más próxima a 1, mayor es el riesgo de fraude; cuanto más próxima a 0, menor es el riesgo de fraude.

6.3.3. Hoja «Probabilidades»

Esta hoja calcula la probabilidad de fraude contable para cada modelo compatible con las variables introducidas por el usuario en la hoja «Predicción».

Al igual que en la hoja «Modelos», el usuario no debe introducir ningún dato.

Columnas clave:

- Puntuación: resultado obtenido a partir de la combinación lineal de las variables y los coeficientes del modelo.
- Probabilidad: resultado de aplicar la función logística a la puntuación.
- Escogido: indica si este modelo ha sido seleccionado por el usuario.

6.4. Guía práctica para el usuario

El archivo Excel permite predecir la probabilidad de que una empresa haya realizado maquillaje contable, utilizando modelos de regresión logística sobre determinadas variables financieras.

Las variables financieras utilizadas corresponden a las doce señales de alerta identificadas por la metodología *Random Forest* como las de mayor poder predictivo en este modelo (además de las variables x14 y x15).

6.4.1. Datos (variables) que deben introducirse

- Variables numéricas → introducir los valores en forma decimal. Por ejemplo, para una empresa con un endeudamiento del 75%, introducir 0,75.
- Variables binarias → introducir un 1 si la empresa cumple la característica. En caso contrario, introducir un 0.
- Deben introducirse entre 1 y 4 variables por análisis.
- El sistema ignora cualquier modelo que no coincida exactamente con este conjunto.
- Las variables que deben introducirse son las siguientes (Figura 13):

x14: Historial de malas prácticas financieras por parte de directivos, empleados o socios.
x15: Bajo nivel de cumplimiento de los estándares éticos.
x32: Transacciones financieras complejas difíciles de entender.
x35: Incumplimiento reiterado de las expectativas de rendimiento o creación de expectativas falsas.
x17: Alta participación de los directivos en la empresa.
x54: Modificación de la política de amortización: Amortizaciones t / Amortizaciones t-1
x13: Historial problemático de los directivos, propietarios y empleados.
x37: Sanciones por parte de las autoridades.
x33: Filiales con una participación próxima o superior al 50% que no consolidan.
x45: Endeudamiento: Pasivo total / Activo total
x20: Concentración del control de la empresa en una sola persona.
x7: Incumplimiento legal y sanciones relacionadas con la contabilidad.
x44: Ratio de liquidez: Activo corriente / Pasivo corriente.
x6: Filiales situadas en paraísos fiscales sin obligaciones de información financiera.

Fuente: Elaboración propia.

Figura 13. Variables de riesgo relacionadas con prácticas fraudulentas identificadas en el análisis inicial del modelo *Random Forest*.

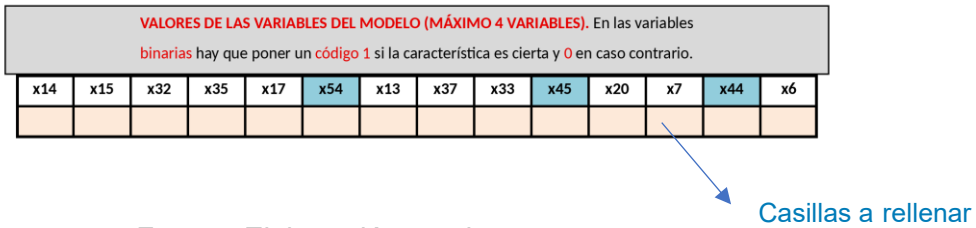
6.4.2. Pasos operativos

1. Abrir la hoja «Predicción».

Es la hoja de entrada de datos y de visualización de resultados.

2. Rellenar las celdas con las variables conocidas.

Se introducen los valores conocidos de las variables en las celdas correspondientes de la tabla de la Figura 14.



Fuente: Elaboración propia.

Figura 14. Valores codificados de las variables binarias utilizadas en el modelo (máximo 4 variables).

3. El sistema filtra los modelos compatibles.

Como ayuda al usuario, al introducir el valor de una de las variables, el cuadro de la Figura 15 indica cómo puede ampliarse el modelo de 1 a 4 variables, según el total de 145 modelos de probabilidad de fraude incluidos en la hoja «Modelos».

Modelos **1** variable:	sí	sí	sí	sí	sí	sí	sí	sí	sí	sí	sí	sí	sí	sí
Modelos **2** variables:			sí	sí	sí	sí	sí	sí	sí	sí	sí	sí	sí	sí
Modelos **3** variables:			sí	sí	sí	sí	sí	sí	sí	sí	sí	sí	sí	sí
Modelos **4** variables:			sí		sí	sí	sí	sí	sí	sí	sí	sí	sí	sí

El cuadro superior es una **AYUDA para ampliar el modelo de 1 a 4 variables**: al introducir el valor de una variable, las celdas con un SÍ indican qué otras variables pueden utilizarse.

Fuente: Elaboración propia a partir de los 145 modelos de probabilidad de fraude de la hoja «Modelos».

Figura 15. Guía para la ampliación del modelo de predicción de 1 a 4 variables según las combinaciones posibles.

Las columnas en azul del cuadro de la Figura 15 corresponden a las variables del cuadro de la Figura 14. La imagen del cuadro de la Figura 15 representa el momento inicial, cuando todavía no se ha introducido ningún valor de las variables en el cuadro de la Figura 14: observamos que las variables x14 y x15 (las dos primeras columnas) solo intervienen en modelos de una variable (solo hay un SÍ en la primera fila) y que la variable x35 (la cuarta columna) no interviene en los modelos de 4 variables (no hay un

SÍ en la cuarta fila). El cuadro de la Figura 15 evoluciona jerárquicamente: cuando se introduce un nuevo valor de una variable en el cuadro de la Figura 14, indica qué nuevas variables pueden introducirse para ampliar el modelo. Por ejemplo, si ya hemos introducido 2 valores en el cuadro de la Figura 14, la primera fila del cuadro (modelos con 1 variable) estará vacía y, para ampliar el modelo con una o dos nuevas variables, basta con fijarse en los SÍ de las filas inferiores (modelos con 3 y 4 variables).

4. El sistema proporciona los resultados en un cuadro resumen.

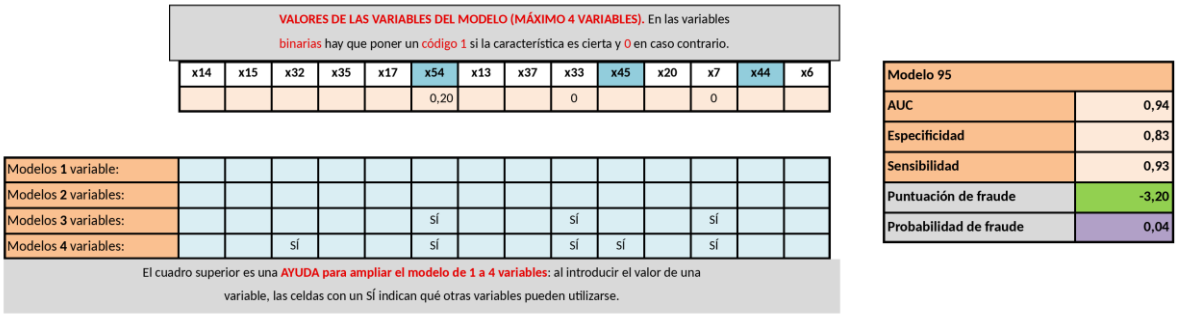
El cuadro resumen de la Figura 16 proporciona la siguiente información: numeración del modelo dentro de los 145 modelos de probabilidad de fraude de la hoja «Modelos» (primera fila); valor del AUC, la especificidad y la sensibilidad del modelo escogido (filas 2, 3 y 4), y puntuación y probabilidad del riesgo de fraude contable (filas 5 y 6) obtenidas con los valores introducidos en el cuadro de la Figura 14. Cabe señalar también que el color de la casilla de la fila 5 cambia según la puntuación: verde cuando el riesgo es bajo y rojo cuando el riesgo es alto.

Modelo	
AUC	
Especificidad	
Sensibilidad	
Puntuación de fraude	
Probabilidad de fraude	

Fuente: Elaboración propia.

Figura 16. Cuadro resumen del modelo escogido y del riesgo de fraude contable.

En la Figura 17 se muestra un ejemplo en el que se ha implementado la hoja de cálculo de Excel.



VALORES DE LAS VARIABLES DEL MODELO (MÁXIMO 4 VARIABLES). En las variables binarias hay que poner un código 1 si la característica es cierta y 0 en caso contrario.

x14	x15	x32	x35	x17	x54	x13	x37	x33	x45	x20	x7	x44	x6
					0,20			0			0		

Modelos **1** variable:														
Modelos **2** variables:														
Modelos **3** variables:						SÍ			SÍ			SÍ		
Modelos **4** variables:			SÍ			SÍ			SÍ	SÍ		SÍ		

El cuadro superior es una AYUDA para ampliar el modelo de 1 a 4 variables: al introducir el valor de una variable, las celdas con un SÍ indican qué otras variables pueden utilizarse.

Modelo 95	
AUC	0,94
Especificidad	0,83
Sensibilidad	0,93
Puntuación de fraude	-3,20
Probabilidad de fraude	0,04

Fuente: Elaboración propia.
Figura 17. Panel de resultados en un modelo con 3 variables.

En la Figura 17, el usuario ha introducido valores para tres variables del modelo. Se trata de una empresa con un aumento de las amortizaciones del 20% (x54: variable cuantitativa) y que no cumple las características relativas a filiales con una participación próxima o superior al 50% que no consolidan (x33) ni a incumplimientos legales y sanciones relacionados con la contabilidad (x7); ambas variables son cualitativas y, por tanto, binarias.

En el cuadro de ayuda para ampliar el modelo, se observa que, para ampliarlo a 4 variables, sería necesario conocer el valor de la variable x32 (transacciones financieras complejas difíciles de entender) o bien de la variable x45 (endeudamiento).

En este ejemplo, el sistema ha seleccionado automáticamente el Modelo 95 para realizar la predicción. Este modelo tiene una calidad muy alta (AUC de 0,94, especificidad de 0,83 y sensibilidad de 0,93). Con los valores introducidos, la puntuación del riesgo de fraude contable es de –3,20 y la probabilidad, del 4%.

Ello indica que, según los datos introducidos, el riesgo de fraude es muy bajo y no se identifican señales claras de manipulación contable. Por tanto, la empresa analizada no presenta indicios que justifiquen una revisión contable adicional en este momento.

6.5. Conclusiones y perspectivas

Este modelo combina técnicas de ciencia de datos con estadística clásica, adaptadas a un entorno práctico. Integra métodos modernos como el *Random Forest* para la

selección rigurosa de variables y modelos interpretativos como la regresión logística, lo que garantiza transparencia y aplicabilidad real.

Sus puntos fuertes son:

- Fiabilidad: selección precisa de variables mediante *Random Forest*.
- Facilidad y accesibilidad: implementación en una herramienta conocida, Excel.
- Interpretabilidad: coeficientes que explican el impacto de cada variable.
- Aplicabilidad directa: útil en contextos de auditoría y control.
- Versatilidad: extrapolable a otros ámbitos, como la detección del fraude fiscal o el análisis de la solvencia o del riesgo de quiebra, siguiendo la misma metodología: selección con *machine learning* y conversión en modelos operativos para el usuario final.

La implementación que hemos realizado en Excel constituye una herramienta objetiva y automatizada para el análisis de riesgos contables.

6.6. Casos prácticos

6.6.1. Caso práctico: empresa de energía renovable con crecimiento acelerado

Supongamos una empresa ficticia denominada Novaenergy Global, S.A., con sede en España, dedicada a la comercialización de energía renovable y a la participación en proyectos de infraestructuras verdes.

La empresa ha experimentado un rápido crecimiento en los últimos años, especialmente gracias a operaciones financieras innovadoras, financiación en mercados internacionales y un liderazgo fuertemente centralizado.

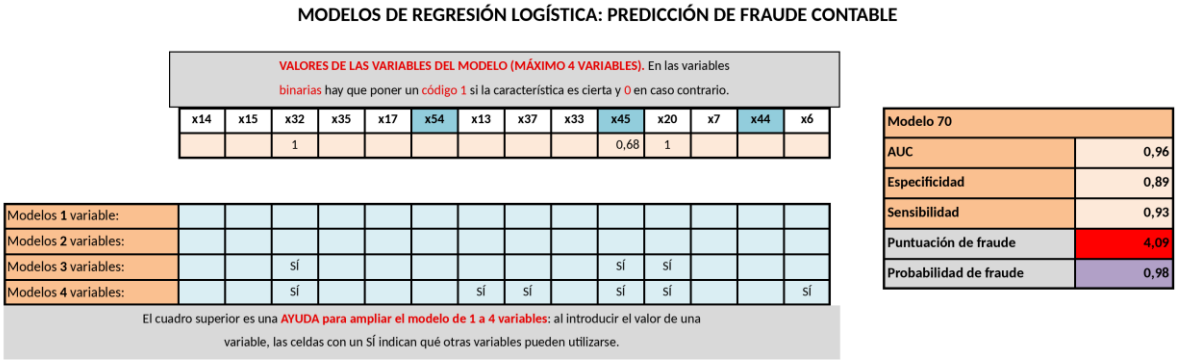
Pese al discurso corporativo vinculado a la sostenibilidad y la transformación energética, algunos informes internos y datos públicos han suscitado dudas sobre la transparencia de su información financiera.

Variables introducidas en el modelo

Para su evaluación mediante el modelo predictivo, se introdujeron las siguientes variables:

Variable	Código	Valor	Tipo	Justificación
Operaciones financieras difíciles de entender	x32	1	Binaria	La empresa presenta emisiones híbridas, deuda convertible e instrumentos complejos.
Endeudamiento elevado	x45	0,68	Numérica	El 68% de los activos está financiado con pasivo financiero a corto y largo plazo.
Concentración de poder en una sola persona (CEO-fundador)	x20	1	Binaria	El máximo accionista es también presidente ejecutivo y controla la toma de decisiones.

Resultado del modelo



Fuente: Elaboración propia.
Figura 18. Panel de resultados del primer caso práctico.

Según los datos introducidos en la Figura 18, el sistema ha seleccionado el Modelo 70, que se basa exactamente en estas tres variables y ofrece un AUC de 0,96, lo que refleja una excelente capacidad predictiva.

El cálculo automático ha devuelto:

- Puntuación de fraude: 4,09
- Probabilidad de maquillaje contable: 0,984 → 98,4%

Es importante destacar también que, como se observa en el cuadro de ayuda de la Figura 18, si dispusiéramos de más información, el modelo podría ampliarse a 4 variables incorporando x13 (historial problemático de los directivos de la empresa), x37 (sanciones por parte de las autoridades) o x6 (filiales situadas en paraísos fiscales sin obligaciones de información financiera).

Interpretación del riesgo

El modelo clasifica el caso con una probabilidad extremadamente alta de maquillaje contable. El riesgo se ve potenciado por la combinación de tres factores muy significativos:

- Alta complejidad financiera, que puede dificultar la supervisión externa.
- Elevado nivel de endeudamiento, que genera presión sobre los resultados.
- Gobernanza opaca, con una alta concentración de poder, que puede favorecer la manipulación.

Todo ello sugiere que podrían estar aplicándose prácticas de fraude contable orientadas a mejorar los indicadores contables, justificar financiación adicional o mantener valoraciones de mercado artificiales.

Acción recomendada

Con una probabilidad del 98%, el sistema clasifica el riesgo como muy alto, dentro de la franja de:

Probabilidad	Interpretación del riesgo	Acción recomendada
0,71 – 1,00	Riesgo alto	Auditoría en profundidad / revisión forense

Por tanto, se recomienda:

- **Auditoría financiera especializada**, revisando los criterios de reconocimiento de ingresos, la activación de costes y los instrumentos híbridos.
- **Análisis de la gobernanza y la transparencia**, para verificar si las decisiones contables se adoptan con criterios objetivos.
- **Seguimiento trimestral reforzado** para evitar desviaciones adicionales.

Conclusión

Este caso ejemplifica cómo, pese a un entorno empresarial legítimo y una actividad económicamente sostenible, determinadas prácticas de financiación, gestión y gobernanza pueden elevar significativamente el riesgo de fraude contable. El modelo predictivo actúa como herramienta de filtrado, alerta y priorización para los profesionales de la contabilidad, el control interno y la supervisión financiera.

6.6.2. Caso práctico: empresa de distribución con riesgo bajo de maquillaje contable

Distripiluca Integral, S.L. es una empresa del sector de la distribución y el gran consumo con una trayectoria sólida de crecimiento sostenido, autofinanciación y transparencia corporativa. La organización destaca por una cultura de gestión prudente, una gobernanza distribuida y la ausencia de estructuras opacas.

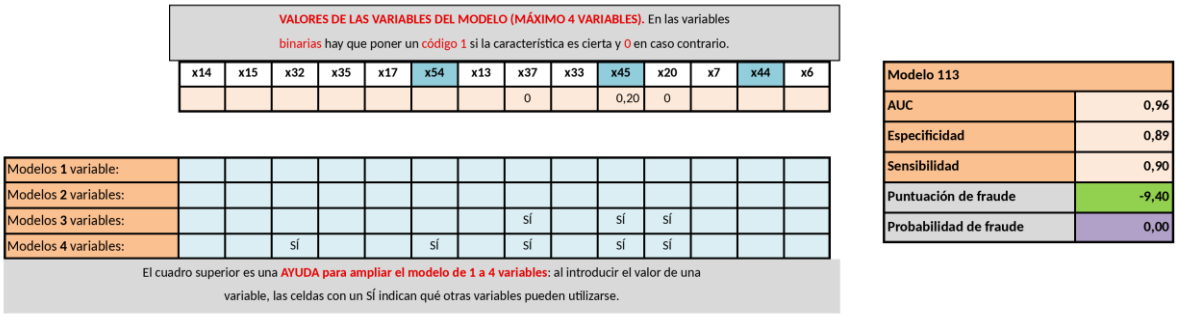
Esta empresa ha sido auditada externamente de forma ininterrumpida desde sus inicios y ha recibido diversos reconocimientos por su compromiso con la responsabilidad social y la calidad de la información financiera.

Variables introducidas en el modelo predictivo

En el momento de realizar el análisis, se identificaron cuatro variables clave, todas ellas con valores que apuntan a una estructura sana y sin indicadores de riesgo contable:

Variable	Código	Valor	Tipo	Justificación
Endeudamiento total (pasivo total / activo total)	x45	0,20	Numérica	La empresa presenta una baja exposición a la deuda financiera externa.
Filiales con control mayoritario no consolidadas	x33	0	Binaria	Todas las filiales con una participación superior al 50% están correctamente consolidadas.
Concentración del control en una sola persona	x20	0	Binaria	El consejo de administración está profesionalizado y diversificado.
Sanciones por parte de las autoridades reguladoras	x37	0	Binaria	No consta ninguna sanción ni observación por parte de órganos de control o inspección.

Resultado del modelo



VALORES DE LAS VARIABLES DEL MODELO (MÁXIMO 4 VARIABLES). En las variables binarias hay que poner un código 1 si la característica es cierta y 0 en caso contrario.

x14	x15	x32	x35	x17	x54	x13	x37	x33	x45	x20	x7	x44	x6
							0		0,20	0			

Modelos **1** variable:													
Modelos **2** variables:													
Modelos **3** variables:								sí		sí	sí		
Modelos **4** variables:			sí			sí		sí		sí	sí		

El cuadro superior es una AYUDA para ampliar el modelo de 1 a 4 variables: al introducir el valor de una variable, las celdas con un SÍ indican qué otras variables pueden utilizarse.

Modelo 113	
AUC	0,96
Especificidad	0,89
Sensibilidad	0,90
Puntuación de fraude	-9,40
Probabilidad de fraude	0,00

Fuente: Elaboración propia.
Figura 19. Panel de resultados del segundo caso práctico.

Dentro del conjunto de 145 modelos, no hay ninguno que incluya las cuatro variables explicativas disponibles (x37, x33, x45 y x20). En cambio, sí están todos los modelos posibles con combinaciones de tres variables. Finalmente, tal como se muestra en la Figura 19, hemos optado por el modelo con mejor capacidad predictiva, el Modelo 113, que incorpora las variables x37, x45 y x20:

- AUC: 0,96
- Puntuación de fraude: –9,40
- Probabilidad estimada de maquillaje contable: 0,00 → 0%

Interpretación del riesgo

Con una probabilidad literalmente nula, el sistema considera que esta empresa no presenta ningún riesgo detectado de fraude contable. Esta clasificación se fundamenta en:

- Una estructura de gobernanza transparente y diversificada.
- La ausencia de prácticas opacas o de indicadores de riesgo estructural.
- La consolidación correcta de las filiales, que refleja buenas prácticas contables.
- Un uso responsable de la financiación y una alta solvencia.

Acción recomendada

Probabilidad	Interpretación del riesgo	Acción recomendada
0,00	Riesgo inexistente	Ninguna acción adicional. Seguimiento habitual.

No son necesarias medidas de control específicas. La empresa puede considerarse **ejemplar** desde el punto de vista contable y sirve como patrón para la detección de empresas sanas dentro del sistema predictivo.

6.7. Conclusiones

Este capítulo ha presentado el desarrollo y la aplicación práctica de un modelo predictivo de fraude contable construido con rigor estadístico y pensado para el uso profesional. Al combinar técnicas de inteligencia artificial (*Random Forest*) con la sencillez interpretativa de la regresión logística, el sistema ofrece una herramienta fiable y accesible para evaluar el riesgo contable en empresas reales. El uso de Excel como plataforma de implementación asegura su utilización en entornos profesionales sin necesidad de programación ni de conocimientos técnicos especializados.

El diseño de 145 modelos permite responder a diversos grados de disponibilidad de datos y de complejidad de los casos, mientras que el análisis de los casos prácticos demuestra la capacidad del sistema para discriminar eficazmente entre empresas con perfiles de riesgo alto y entidades con comportamientos contables sólidos.

Este enfoque representa un paso adelante hacia una auditoría más proactiva y basada en datos, que refuerza la toma de decisiones informadas y la prevención del fraude financiero en las organizaciones. Además, constituye un ejemplo aplicable a otras áreas del control empresarial, como la detección del fraude fiscal, la prevención de quiebras o la evaluación de la solvencia.

[ACCESO A LA APLICACIÓN EXCEL]

CAPÍTULO 7
CONCLUSIONES

El presente capítulo expone los principales resultados y contribuciones de esta investigación, así como una reflexión global sobre su alcance teórico, metodológico y práctico. Tras analizar en profundidad la detección del fraude contable mediante herramientas predictivas, se presentan aquí las aportaciones esenciales del modelo desarrollado y su relevancia tanto para la comunidad académica como para los profesionales del ámbito contable, financiero y de la auditoría. Igualmente, se exponen las implicaciones que se derivan para el gobierno corporativo, la calidad de la información financiera y la transparencia, elementos clave en un entorno económico marcado por una mayor complejidad regulatoria y una exigencia creciente de rendición de cuentas con la finalidad de promover un desarrollo sostenible.

El capítulo aborda también las limitaciones inherentes al modelo, tanto en lo que respecta a la naturaleza de la muestra utilizada como a la complejidad de ciertas variables cualitativas difíciles de cuantificar, o a las diferencias normativas entre países que pueden influir en la comparabilidad de los resultados. Este ejercicio crítico permite situar el modelo dentro de sus límites reales de aplicación y contextualizar su capacidad predictiva.

Por último, se identifican diversas líneas de investigación futura que pueden contribuir a ampliar, reforzar y actualizar el modelo a medida que evolucionen el fraude contable, las tecnologías de análisis y la normativa de sostenibilidad y de información corporativa. Todo ello hace de este capítulo un espacio de síntesis y proyección, que conecta el trabajo desarrollado con los retos emergentes a los que se enfrentan las organizaciones y la profesión contable.

7.1. Aportaciones relevantes de la investigación

Este estudio representa una contribución relevante en el campo de la detección del fraude contable, tanto por su utilidad práctica como por el rigor metodológico con el que

se ha desarrollado. El objetivo ha sido construir un puente sólido entre la investigación académica y las necesidades reales de los profesionales del sector, abordando un problema complejo desde una perspectiva a la vez científica y operativa. A diferencia de muchos trabajos que se limitan a aproximaciones parciales o que centran el análisis en una sola técnica, esta investigación integra diferentes metodologías y propone una sistematización que facilita su transferencia, contribuyendo así a una mejora continua de la calidad de la información financiera.

Las aportaciones del trabajo se enmarcan en un proceso de investigación que combina criterios de fiabilidad y transparencia. El modelo predictivo se ha construido y validado utilizando datos reales de empresas que han estado implicadas en casos de fraude y de otras que no han presentado irregularidades. Esta base empírica permite contrastar el comportamiento del modelo en situaciones diversas y aporta una primera evidencia de su potencial. No obstante, es importante señalar que, como en cualquier investigación aplicada, la muestra utilizada presenta limitaciones: su alcance es todavía reducido y concentra la información en determinados sectores y países, entre otras. Por este motivo, y en coherencia con los estándares científicos, las conclusiones obtenidas deben interpretarse como un primer paso y no como un resultado definitivo. Será necesario validar el modelo con nuevas muestras, procedentes de diferentes países, marcos contables y realidades empresariales, para comprobar si los patrones identificados se mantienen en otros entornos.

El uso del método *Random Forest* constituye una de las aportaciones más destacadas del trabajo. Esta técnica, propia del ámbito de la inteligencia artificial, se ha utilizado para identificar las variables con un mayor poder discriminante en la detección del fraude. La jerarquización empírica que ofrece el algoritmo proporciona una base sólida para la construcción de modelos predictivos más sencillos y fiables y, al mismo tiempo, refuerza la transparencia metodológica, ya que permite justificar de manera objetiva el peso de cada variable.

A partir de esta selección, la investigación propone una adaptación práctica mediante regresiones logísticas. Esta transformación es especialmente relevante porque facilita la transferencia del conocimiento científico a entornos habituales como Excel y permite que profesionales sin formación especializada en estadística o ciencia de datos puedan

interpretar y aplicar el modelo con facilidad. Este enfoque responde a una necesidad real del sector: disponer de herramientas predictivas que combinen rigor y usabilidad, sin renunciar a la interpretabilidad de los resultados.

El diseño de una herramienta operativa accesible y de aplicación práctica, así como la estructuración del modelo en diversas hojas de cálculo, facilita la gestión del proceso analítico y permite una lectura clara de las conclusiones. Esta herramienta puede utilizarse tanto en grandes corporaciones como en pymes, contribuyendo a mejorar sus mecanismos de supervisión y a promover una cultura de transparencia interna. En un contexto en el que la fiabilidad de la información financiera es crucial, herramientas como esta ayudan a detectar indicios de riesgo de manera anticipada y fundamentada.

La validación empírica del modelo es otro elemento esencial del trabajo. La obtención de valores de AUC superiores a 0,90 en la mayoría de los modelos confirma que discrimina muy bien, ya que el AUC es una medida global de discriminación, muy útil en *Random Forest*, donde se recogen probabilidades agregadas de muchos árboles. La solidez del enfoque demuestra que la combinación de técnicas avanzadas en el plano práctico es viable y útil. Es decir, los modelos muestran una excelente capacidad de discriminación, con valores superiores a 0,90, lo que confirma la eficiencia de la metodología aplicada. Aun así, los resultados deben considerarse iniciales: la naturaleza cambiante del fraude y las diferencias entre normativas contables pueden modificar los patrones observados. Por este motivo, será necesario seguir ampliando y actualizando los datos, así como contrastar el modelo en nuevos entornos para garantizar su estabilidad y su generalización.

El estudio contribuye a reforzar los mecanismos de gobierno corporativo, promueve una supervisión más rigurosa y respalda una mejor toma de decisiones. Al mismo tiempo, es una herramienta útil para el mundo académico, ya que facilita la docencia aplicada en auditoría, control interno, análisis financiero y gobierno corporativo. Por tanto, el trabajo consolida un espacio de encuentro entre teoría y práctica, y fomenta una visión integrada y responsable de la detección del fraude contable.

En conjunto, esta investigación combina innovación metodológica, utilidad práctica y solidez científica, y constituye un paso adelante en el desarrollo de modelos predictivos orientados a reforzar la transparencia y la calidad de la información financiera.

7.2. Implicaciones para la práctica académica y profesional

El modelo desarrollado en esta investigación presenta un especial interés tanto para el ámbito profesional como para el académico, ya que combina una base metodológica sólida con una aplicación práctica accesible.

En el campo profesional, se convierte en una herramienta útil para auditores, supervisores, *controllers* y gestores de riesgos, que pueden utilizarla como apoyo en la toma de decisiones. Su capacidad para cuantificar el riesgo de fraude y detectar patrones inusuales permite concentrar las revisiones en aquellas situaciones que realmente lo requieren, lo que optimiza el tiempo y los recursos dedicados a la supervisión.

Este aspecto es especialmente relevante en el ámbito de las pymes, en las que los sistemas de control interno suelen ser más limitados y los recursos disponibles para los procesos de auditoría, más reducidos. En estos entornos, disponer de una herramienta sencilla de interpretar, pero a la vez robusta desde el punto de vista estadístico, puede marcar una diferencia significativa. El hecho de que el modelo pueda aplicarse directamente mediante Excel facilita su aplicabilidad sin necesidad de inversiones tecnológicas ni de personal especializado en ciencia de datos. De este modo, las pequeñas y medianas empresas pueden adoptar prácticas de supervisión más rigurosas y acercarse al nivel de control que tradicionalmente solo han podido asumir las grandes corporaciones.

En paralelo, el modelo aporta también un considerable valor formativo. En el ámbito universitario, puede incorporarse de manera natural en asignaturas de auditoría, análisis contable, control interno o análisis de datos aplicado a las finanzas. La posibilidad de trabajar con datos reales y resultados interpretables ofrece a los estudiantes un puente entre la teoría y la práctica que a menudo falta en otros tipos de ejercicios. A través del modelo, el alumnado puede comprender cómo se identifica un riesgo de fraude y cómo se estructura un proceso de validación empírica según el peso de las variables utilizadas en la detección de irregularidades.

Además, el uso del modelo en un contexto docente permite desarrollar competencias cada vez más valoradas en el mercado laboral: la capacidad de interpretar datos, de comprender los fundamentos de los modelos predictivos, de evaluar la fiabilidad de la información y de plantear un análisis crítico basado en evidencias. Estas capacidades complementan los conocimientos tradicionales de contabilidad y auditoría y contribuyen a formar profesionales mejor preparados para un entorno que exige, cada vez más, solvencia analítica y familiaridad con herramientas digitales.

La integración del modelo en las prácticas docentes abre también la puerta a proyectos de aprendizaje aplicado, trabajos de fin de grado o de máster y otras actividades en las que el alumnado puede experimentar con datos, ajustar modelos e interpretar resultados. Ello refuerza su autonomía analítica y lo familiariza con herramientas que después encontrará en la práctica profesional.

En definitiva, la doble aplicación del modelo, tanto en el mundo profesional como en el académico, contribuye a establecer un puente sólido entre teoría y práctica. Las empresas disponen de un instrumento que les ayuda a mejorar la detección y la prevención del fraude, mientras que el profesorado incorpora una herramienta actual y útil para profundizar en el análisis de los riesgos contables.

7.3. Limitaciones de la investigación

Aunque los resultados obtenidos son consistentes y muestran el potencial del modelo predictivo desarrollado, es imprescindible reconocer las limitaciones que condicionan su aplicación e interpretación. Como cualquier herramienta de evaluación del riesgo, el modelo debe considerarse un instrumento de apoyo y no un sistema concluyente, ya que incorpora un cierto margen de error y depende de la calidad y el alcance de los datos utilizados.

Por tanto, entre las limitaciones del modelo podemos destacar:

- Una primera limitación es la *muestra empleada en la investigación*, que, aun siendo rigurosa, presenta restricciones tanto de dimensión como de composición. La incorporación de un volumen más amplio de observaciones,

procedentes de diversos sectores económicos y ámbitos geográficos, podría modificar o matizar algunas de las relaciones detectadas por el modelo.

- Además, el fraude contable no se manifiesta de manera uniforme en todos los contextos: factores como la presión competitiva, el tamaño de la empresa, las características del sector o los ciclos económicos pueden influir en la aparición y el tipo de irregularidades.
- A la limitación anterior se añade un elemento relevante: *las diferencias entre las normativas y prácticas contables de cada país*. La contabilidad no es homogénea a escala internacional; existen regímenes jurídicos, marcos normativos y criterios de aplicación que pueden variar notablemente de un Estado a otro. Estas diferencias afectan directamente a la comparabilidad de los datos y pueden introducir sesgos o distorsiones en el modelo si no se consideran adecuadamente.
- Una cuarta limitación son las *limitaciones metodológicas vinculadas a la naturaleza de las variables utilizadas*. Aunque los datos cuantitativos permiten un tratamiento estadístico objetivo, una parte importante de la información relevante para detectar prácticas fraudulentas es de carácter cualitativo: la ética corporativa, el comportamiento de los directivos, la transparencia informativa, la cultura organizativa o la presión por alcanzar determinados resultados. Estas variables presentan un alto grado de subjetividad y resultan especialmente difíciles de cuantificar u observar de manera directa. Ello limita su incorporación a los modelos predictivos y puede provocar que algunos indicios de riesgo no queden adecuadamente reflejados en el análisis.
- Una quinta limitación inherente al modelo es que *identifica probabilidades, no causalidades*. Las técnicas empleadas permiten predecir la posibilidad de que una empresa presente prácticas irregulares, pero no determinan por qué se producen ni garantizan su existencia. Un riesgo elevado no implica necesariamente la existencia de fraude, sino la conveniencia de una revisión más minuciosa. Por este motivo, los resultados obtenidos deben ser siempre verificados y contrastados por profesionales con experiencia, capaces de interpretarlos de acuerdo con la realidad de cada empresa.

- Por último, cabe destacar que *el comportamiento fraudulento es dinámico y evoluciona con el tiempo*. Las técnicas de manipulación contable se adaptan al entorno regulador, a los sistemas de control y, en general, a las nuevas prácticas empresariales. Ello implica que cualquier modelo predictivo necesita una actualización periódica para mantener su capacidad de detección. Un modelo eficaz hoy puede dejar de serlo en el futuro si no incorpora nuevos datos, metodologías o ajustes que reflejen los cambios en el entorno económico y normativo.

En síntesis, las limitaciones descritas no invalidan el modelo, pero constituyen un estímulo para seguir avanzando en nuevas líneas de investigación y en la mejora continua.

7.4. Futuras líneas de investigación

El presente trabajo abre múltiples vías de investigación para ampliar su impacto y permitir un desarrollo más exhaustivo del modelo predictivo de detección del fraude contable. Pese a los resultados obtenidos, la naturaleza compleja y cambiante del fraude, así como la evolución de la normativa y de las tecnologías de análisis, hacen necesario profundizar en nuevas líneas de investigación que permitan perfeccionar los modelos y adaptarlos a las necesidades futuras. Destacamos, por tanto, las siguientes líneas de investigación:

- La ampliación de la base de datos utilizada, incorporando observaciones procedentes de diferentes países, sectores económicos y períodos temporales. Este aumento de la diversidad de la muestra permitiría analizar si el comportamiento del fraude varía según las características institucionales, la regulación, el grado de transparencia de los mercados o los ciclos económicos. También facilitaría la construcción de modelos más robustos y generalizables, capaces de adaptarse a entornos heterogéneos.
- La explotación de otras técnicas avanzadas de aprendizaje automático, como el *boosting*, las redes neuronales, los modelos bayesianos o los sistemas híbridos que combinan interpretabilidad y capacidad de predicción. Estas aproximaciones podrían mejorar la precisión de los modelos, especialmente en situaciones en

las que los patrones de fraude son sutiles o están ocultos en grandes volúmenes de información. El uso de algoritmos de detección de anomalías, junto con técnicas de *deep learning* y modelos que analizan datos secuenciales, ayudaría a identificar con más precisión patrones a lo largo del tiempo y posibles comportamientos irregulares.

- La incorporación de fuentes de información externa y no estructurada, como la reputación corporativa, el sentimiento expresado en las redes sociales (es decir, el análisis de si los comentarios de los usuarios sobre una empresa son positivos, negativos o neutros) o los metadatos de los procesos transaccionales (información complementaria como la fecha, la hora, el lugar o la frecuencia de las operaciones), ampliaría los modelos actuales y permitiría captar nuevas dimensiones del riesgo. Además, la combinación de datos cuantitativos y cualitativos mejoraría la calidad de la información disponible.
- El desarrollo de sistemas de alerta automáticos que puedan integrarse en los ERP, los sistemas de *reporting* y las plataformas de gestión en tiempo real convertiría el modelo en una herramienta útil para el día a día, capaz de funcionar de manera continua y automática para controlar los indicadores de riesgo. Además, la integración con tecnologías como la minería de procesos, los cuadros de mando inteligentes o los sistemas de control continuo reforzaría su valor práctico.
- Desde un punto de vista organizativo, es necesario estudiar cómo pueden combinarse el modelo predictivo y los sistemas de control interno para reforzar los protocolos de *compliance*, la auditoría continua y la gobernanza. El objetivo es saber hasta qué punto el modelo puede anticipar riesgos, fortalecer los controles existentes y ayudar a crear una cultura de prevención del fraude.
- Una línea emergente y especialmente relevante es el análisis de la convergencia entre información financiera, sostenibilidad y detección del fraude. Las nuevas obligaciones derivadas de la Directiva (UE) 2022/2464 (CSRD) y de las Normas Europeas de Información sobre Sostenibilidad (NEIS/ESRS) impulsan un modelo de información integrado, en el que los riesgos financieros, no financieros y de gobernanza deben comunicarse de manera coherente y

comparable. En este marco, resulta especialmente pertinente investigar cómo los sistemas predictivos pueden ayudar a detectar inconsistencias, *greenwashing*, incoherencias entre indicadores financieros y no financieros y, en general, riesgos emergentes asociados a la falta de transparencia. Una investigación futura podría centrarse en el diseño de modelos híbridos que combinen indicadores clásicos de fraude contable con medidas vinculadas a la sostenibilidad, la ética empresarial y la gobernanza ESG.

- Por último, el desarrollo de metodologías comparativas entre países, sectores o marcos regulatorios podría ofrecer una visión más rica de las dinámicas del fraude y de la capacidad de los modelos predictivos para adaptarse a diferentes realidades. Este enfoque internacional, junto con el análisis de datos longitudinales, permitiría estudiar si los modelos son estables a lo largo del tiempo o si necesitan modificaciones periódicas ante nuevos patrones de conducta fraudulenta.

En definitiva, las futuras líneas de investigación apuntan hacia un refinamiento metodológico, una mayor integración con datos externos y sistemas corporativos, y una adaptación creciente a los retos vinculados a la sostenibilidad y la gobernanza. Estos caminos de investigación pueden contribuir a consolidar modelos más precisos, interpretables y útiles, reforzando la capacidad de las organizaciones y de los profesionales para anticipar riesgos, garantizar la transparencia y proteger la fiabilidad de la información financiera.

7.5. Hacia una nueva cultura de transparencia y análisis preventivo

La transparencia es un principio fundamental para garantizar la confianza económica, la sostenibilidad y la solidez de las instituciones. En el ámbito contable, la fiabilidad de la información financiera es esencial para que los mercados funcionen con normalidad y también para que las distintas partes interesadas (accionistas, entidades financieras, proveedores, clientes, trabajadores y auditores, entre otros) puedan tomar las decisiones oportunas.

La literatura ha puesto de manifiesto que la opacidad informativa y las debilidades del control interno incrementan significativamente el riesgo de fraude (Tarjo, 2024; Shaban *et al*., 2025).

En este contexto, la detección del fraude contable constituye una herramienta decisiva para avanzar hacia una gobernanza más responsable y, al mismo tiempo, para contribuir a la consecución de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS). La relación entre transparencia, integridad y sostenibilidad es clara, y el modelo predictivo desarrollado en este trabajo se inscribe en esta línea. En concreto, podemos observar su impacto en los siguientes ODS:

- *ODS 8: Trabajo decente y crecimiento económico:* un tejido productivo sólido necesita información fiable para garantizar la competencia leal y la toma de decisiones. Las irregularidades contables erosionan la confianza, distorsionan los mercados y pueden acarrear graves consecuencias económicas. La predicción del riesgo de fraude contribuye a mantener una actividad económica más estable y sostenible.
- *ODS 12: Producción y consumo responsables:* la responsabilidad empresarial incluye la gestión transparente de la información financiera. El uso de indicadores objetivos para detectar prácticas irregulares facilita la rendición de cuentas y refuerza un comportamiento corporativo ético y sostenible (OECD, 2020).
- *ODS 16: Paz, justicia e instituciones sólidas:* la lucha contra la corrupción y el fraude es un elemento central de este objetivo. Un sistema de información transparente refuerza la confianza institucional y reduce las prácticas ilícitas. El modelo predictivo permite identificar anomalías antes de que el fraude se materialice, lo que favorece una supervisión más ágil y preventiva (United Nations, 2015).

En conjunto, el modelo predictivo desarrollado favorece la construcción de sistemas más transparentes y eficientes. Su capacidad para anticipar anomalías económicas y contables antes de que se produzca el fraude fomenta una cultura organizativa basada en los datos, la integridad y la responsabilidad. Esta aproximación no solo mejora la

detección del fraude, sino que también impulsa una confianza más sólida entre las empresas y sus partes interesadas.

Este trabajo defiende también la necesidad de evolucionar hacia sistemas de supervisión proactivos. En un entorno complejo, globalizado y expuesto a una creciente manipulación informativa, los enfoques tradicionales resultan insuficientes. El modelo propuesto apunta a un cambio de paradigma que implica:

- pasar de una auditoría reactiva a un análisis preventivo,
- sustituir la intuición y la experiencia subjetiva por la evidencia empírica,
- evolucionar de la revisión manual a la gestión basada en datos y la automatización,
- integrar herramientas predictivas en los sistemas de control interno, *compliance* y *reporting*.

Este cambio no es únicamente metodológico, ya que comporta implicaciones relevantes para la regulación, la formación y la cultura ética de las organizaciones: la detección del fraude antes de que se manifieste no solo reduce los riesgos operativos y reputacionales, sino que contribuye a fortalecer un ecosistema empresarial e institucional más íntegro y responsable.

La aportación de este estudio, por tanto, trasciende el ámbito académico y tiene una vocación transformadora, ya que el modelo predictivo desarrollado:

- mejora la calidad de la información financiera,
- refuerza la transparencia y la rendición de cuentas,
- contribuye a la prevención del fraude contable,
- genera una mayor confianza en los mercados y en las instituciones.

Para finalizar, se presenta a continuación una tabla de síntesis (Tabla 10) que recoge de manera estructurada los principales aspectos del modelo predictivo de fraude desarrollado a lo largo del presente estudio. Esta tabla resume las características fundamentales, las ventajas, las aplicaciones y las limitaciones del modelo, con el objetivo de facilitar su comprensión y su uso tanto por parte de profesionales como de investigadores.

Eje de análisis	Descripción
Variables clave	Identificación de 12 variables con alto poder discriminante mediante *Random Forest*, agrupadas en prácticas contables, control interno y gobierno corporativo, junto con dos variables adicionales no incluidas en la modelización por su capacidad discriminante excesiva, pero igualmente determinantes para la detección del fraude.
Técnica estadística	Combinación de *Random Forest* para la selección de variables y regresión logística para la aplicación práctica, maximizando la precisión y la sencillez.
Aplicación práctica	Implementación en un entorno Excel con una interfaz intuitiva para usuarios no técnicos, como auditores, *controllers* o consultores.
Interpretabilidad	Modelo fácilmente interpretable gracias al uso de la regresión logística: coeficientes claros, relación directa con el riesgo y resultados comprensibles.
Rendimiento del modelo	Valores de AUC superiores a 0,90 en la mayoría de los modelos, alta sensibilidad y especificidad, con capacidad para detectar fraudes reales con elevada fiabilidad.
Transferencia a Excel	Modelo estructurado en tres hojas —Predicción, Modelos y Probabilidades—, con cálculo automático de la mejor combinación para cada caso.
Casos prácticos	Incluye ejemplos de riesgo alto y bajo (Novaenergy y Distripiluca) que ilustran la utilidad del sistema en contextos realistas.
Limitaciones	Dependencia de la calidad de los datos, riesgo de sobreajuste en modelos muy específicos y necesidad de conocimiento contextual para una interpretación óptima.

Fuente: Elaboración propia.
Tabla 10. Resumen de los ejes de análisis y de las características del modelo de detección del fraude mediante *Random Forest* y regresión logística.

En síntesis, esta investigación ha permitido desarrollar un método predictivo sólido y aplicable, orientado a reforzar la transparencia y a anticipar el fraude contable antes de que se manifieste, de acuerdo con el principio esencial de que, en materia de supervisión financiera, más vale prevenir que curar. La identificación de doce variables con un elevado poder discriminante mediante *Random Forest*, combinada con la aplicación de regresiones logísticas para garantizar la interpretabilidad y la transferencia práctica, ha dado como resultado un modelo que destaca tanto por su precisión estadística como por su utilidad operativa. Su implementación en un entorno Excel accesible permite que los profesionales de la contabilidad, la auditoría y el control interno puedan aplicarlo con facilidad, manteniendo una elevada capacidad de discriminación —con valores de AUC superiores a 0,90— y una lectura clara del riesgo. La aplicación a casos prácticos ilustra su eficacia como instrumento de detección temprana y lo posiciona como un complemento valioso de los sistemas tradicionales de control interno y auditoría. Pese a las limitaciones propias de la naturaleza de los datos y del contexto normativo, el modelo pone de manifiesto que el uso de enfoques

predictivos puede contribuir de manera decisiva a fortalecer la calidad de la información financiera, mejorar la supervisión y consolidar una cultura de prevención sistemática del fraude, que permitirá a las organizaciones orientarse hacia una cultura de supervisión continua y preventiva, plenamente alineada con los principios de la Agenda 2030 y orientada a la sostenibilidad económica e institucional.

Bibliografía

ABDUMANNONOVNA, T. D. (2024) Fraud Detection in an Audit. *Journal of Education, Ethics and Value*, *3*(1), 136-140.

ABED, I. A., HUSSIN, N., ALI, M. A., HADDAD, H., SHEHADEH, M., & HASAN, E. F. (2022) Creative accounting determinants and financial reporting quality: systematic literature review. *Risks*, *10*(4), 76.

ACFE (2020) Report to the Nations: 2020 Global study on Occupational Fraud and Abuse. Nueva York, Association of Certified Fraud Examiners.

ACFE (2024) Report to the Nations: 2024 Global study on Occupational Fraud and Abuse. Nueva York, Association of Certified Fraud Examiners.

AGBEDAHIN, A. V. (2019) Sustainable development, Education for Sustainable Development, and the 2030 Agenda for Sustainable Development: Emergence, efficacy, eminence, and future. *Sustainable Development*, 27(4), 669-680.

AGRAWAL, A. y CHADHA, S. (2005) Corporate governance and accounting scandals. *The Journal of Law and Economics*, 48 (2), 371-406.

AGUADO-CORREA, F., DE LA VEGA-JIMÉNEZ, J. J., LÓPEZ-JIMÉNEZ, J. M., PADILLA-GARRIDO, N., & RABADÁN-MARTÍN, I. (2023) Evaluation of non-financial information and its contribution to advancing the sustainable development goals within the Spanish banking sector. *European Research on Management and Business Economics*, 29(1), 100211.

AIVAZ, K. A., FLOREA, I. O., & MUNTEANU, I. (2024) Economic Fraud and Associated Risks: An Integrated Bibliometric Analysis Approach. *Risks*, *12*(5), 74.

AKPANUKO, E. y UMOREN, N. (2018) The influence of creative accounting on the credibility of accounting reports. Journal of Financial Reporting and Accounting, Vol. 16 (3).

AL-HADDAD, L. y WHITTINGTON, M. (2019) The impact of corporate governance mechanisms on real and accrual earnings management practices: evidence from Jordan. *Corporate Governance.* Vol. 19, n. 6, p. 1167-1186.

ALSHANTI, A. M., AL-AZAB, H. A. H., HUMEEDAT, M. M., & ALQUDAH, M. Z. (2024) Exploring the evolution of creative accounting and external auditors: Bibliometric analysis. *Cogent Business & Management*, *11*(1), 2300500.

AMARNA, K., GARDE SÁNCHEZ, R., LÓPEZ-PÉREZ, M. V., & MARZOUK, M. (2024) The effect of environmental, social, and governance disclosure and real earning management on the cost of financing. *Corporate Social Responsibility and Environmental Management.*

AMAT, O. (2017) *Empresas que mienten: Cómo maquillan las cuentas y cómo detectarlo a tiempo*. Profit Editorial.

AMAT, O. y LLORET, P. (2020) Escándalos contables y crisis económicas. Revista Técnica Contable y Financiera, n. 36, p. 18-24.

AN, B., & SUH, I. (2020) Identifying financial statement fraud with decision rules obtained from Modified Random Forest. Data Technologies and Applications, 54(2), 235-255.

ARIA, M., GNASSO, A., IORIO, C., & PANDOLFO, G. (2024) Explainable ensemble trees. *Computational Statistics*, 39(1), 3-19.

ARUN, T., ALMAHROG, Y. y ARIBI, Z. (2015) Female Directors and Earnings Management: Evidence from UK companies. *International Review of Financial Analysis*. 39. 10.1016/j.irfa.2015.03.002.

BAO, I., KE, B., LI, B., YU, I. J. y ZHANG, J. (2020) Detecting accounting fraud in publicly traded US firms using a Machine learning approach. *Journal of Accounting Research*, 58(1), 199-235.

BARTOV, E., GUL, F. A., & TSUI, J. S. (2000) Discretionary-accruals models and audit qualifications. *Journal of accounting and economics*, *30*(3), 421-452.

BARTZ, E., BARTZ-BEIELSTEIN, T., ZAEFFERER, M., & MERSMANN, O. (2023) *Hyperparameter tuning for machine and deep learning with R: A practical guide* (p. 323). Springer Nature.

BEASLEY, M. S., HERMANSON, D. R., CARCELLO, J. V., & NEAL, T. L. (2010) Fraudulent financial reporting: 1998-2007: An analysis of US public companies.

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

BERMEO-GIRALDO, M. C., GRAJALES-GAVIRIA, D., VALENCIA-ARIAS, A., & PALACIOS-MOYA, L. (2021) Evolución de la producción científica sobre el fraude contable en las organizaciones: análisis bibliométrico. *Estudios Gerenciales*, *37*(160), 492-505.

BONA-SÁNCHEZ, C., GARCÍA-MECA, E., & PÉREZ-ALEMÁN, J. (2018) Earnings informativeness and institutional investors on boards. *Revista de Contabilidad*, 21(1), 73-81.

BOON, M., HOEBER, O., HOEBER, L., STORIE, D., & RAMSHAW, V. (2024) Exploratory Search and Beyond: A Study of Complex Search Scenarios within a Public Digital Library. *Proceedings of the Association for Information Science and Technology*, 61(1), 44-55.

BREIMAN, L. (2001). Random forests. Machine learning, 45, 5-32.

BRETON, G. y STOLOWY, H. (2001) A Framework for the Classification of Accounts Manipulations. *HEC Accounting & Management Control Working Paper No. 708/2000.*

CAMPA, D., QUAGLI, A., & RAMASSA, P. (2023) The roles and interplay of enforcers and auditors in the context of accounting fraud: a review of the accounting literature. *Journal of Accounting Literature*, (ahead-of-print).

CARNES, R. R., CHRISTENSEN, D. M., & MADSEN, P. E. (2023) Externalities of financial statement fraud on the incoming accounting labor force. *Journal of Accounting Research*, *61*(5), 1531-1589.

CHEBBI, K. (2024) Examining the interplay of sustainable development, corporate governance, and stock Price crash risk: Insights from ESG practices. *Sustainable Development*, *32*(1), 1291-1309.

CHEN, Y., ZHU, S., & WANG, Y. (2011) Corporate fraud and bank loans: Evidence from China. *China Journal of Accounting Research*, *4*(3), 155-165.

CORNEJO, E. y GUÍÑEZ, N. (2016) Motivaciones de la Gerencia para manipular la cifra de beneficio, *Revista Academia & Negocios*, Vol. 2, n. 1.

CORREA GARCÍA, J. A. (2019) La Profesión Contable y los Objetivos de Desarrollo Sostenible –ODS–. Contaduría Universidad de Antioquía, (74), 9–11. https://doi.org/10.17533/udea.rc.339223

CRAJA, P., KIM, A., & LESSMANN, S. (2020) Deep learning for detecting financial statement fraud. Decision Support Systems, 139, 113421.

CRESSEY, D. (1986) Why managers commit fraud. Australian and New Zealand. *Journal of Criminology*. 19 (4): p. 195-209.

CRESSEY, D. R. (1953) Other People's Money. Montclair, NJ: Patterson Smith, pp.1- 300.

CUTLER, DR, EDWARDS JR, T.C., BEARD, K.H., CUTLER, A., HESS, K.T., GIBSON, J., & LAWLER, J.J. (2007) Random forests for classification in ecology. *Ecology*, 88(11), 2783-2792.

DE GRAUWE, P. (2018) Economics of Monetary Union (12th ed.). Oxford University Press.

DÍAZ-URIARTE, R., & ALVAREZ DE ANDRÉS, S. (2006) Gene selection and classification of microarray data using random forest. *BMC bioinformatics*, *7*, 1-13.

DRÁBKOVÁ, Z., & PECH, M. (2022) Comparison of creative accounting risks in small enterprises: the different branches perspective.

DYCK, A., MORSE, A., & ZINGALES, L. (2010) Who blows the whistle on corporate fraud? *The Journal of Finance*, *65*(6), 2213-2253.

ELVIRA, O. y AMAT, O. (2008) La manipulación contable: tipología y técnicas, *Partida Doble*, octubre, n. 203, p. 48-59.

EUROPEAN COMMISSION. (2020) Taxation Trends in the European Union: Data for the EU Member States, Iceland and Norway. Publications Office of the European Union.

FIRTH, M., RUI, O. M., & WU, W. (2011) Cooking the books: Recipes and costs of falsified financial statements in China. *Journal of Corporate Finance*, *17*(2), 371-390.

FRANCIS, J. R., & KRISHNAN, J. (1999) Accounting accruals and auditor reporting conservatism. *Contemporary accounting research*, *16*(1), 135-165.

GÁLVEZ-SÁNCHEZ, F. J., LARA-RUBIO, J., VERDÚ-JÓVER, A. J., & MESEGUER- SÁNCHEZ, V. (2021) Research advances on financial inclusion: A bibliometric analysis. *Sustainability*, *13*(6), 3156.

GARGOURI, R.M., SHABOU, R. y FRANCOEUR, C. (2010) The relationship between corporate social performance and earnings management. *Canadian Journal of Administrative Sciences/Revue Canadienne Dónes Sciences de l'Administration,* 27(4), 320-334.

GENUER, R., & POGGI, J. M. (2020) *Random forests* (pp. 33-55). Springer International Publishing.

GENUER, R., POGGI, J. M., & TULEAU-MALOT, C. (2010) Variable selection using random forests. Pattern recognition letters, 31(14), 2225-2236.

GISBERT, A., GARCÍA OSMA, B. y NOGUER, B. (2005) La investigación sobre "Earnings Management". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, n. 127, p. 1001-1034.

GREENWELL, B. M. (2017) pdp: An R package for constructing partial dependence plots. *R Journal*, 9(1), 421-436.

GROUGIOU, V., LEVENTIS, S., DEDOULIS, E. y OWUSU-ANSAH, S. (2014) Corporate social responsibility and earnings management in U.S. banks. *Accounting Forum.* 38. 38(3), 155–169. https://doi.org/10.1016/j.accfor.2014.05.003

GUDEV, I. Creative Accounting and Accounting Fraud–Differences and Similarities. In *The Membership of Bulgaria in the European Union: Fifteen Years Later: Twenty-First Scientific Conference* (pp. 292-299). Университет за национално и световно стопанство (УНСС).

GUPTA, C. M., & KUMAR, D. (2020) Creative accounting a tool for financial crime: a review of the techniques and its effects. *Journal of Financial Crime*, *27*(2), 397-411.

HAJEK, P., & HENRIQUES, R. (2017) Mining corporate annual reports for intelligent detection of financial statement fraud–A comparative study of machine learning methods. *Knowledge-Based Systems*, *128*, 139-152.

HASTIE, T., TIBSHIRANI, R., & FRIEDMAN, J. H. (2009) The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction (Vol. 2, pp. 1- 758). New York: springer.

HEINEMANN, F., OVERESCH, M., & RINCKE, J. (2019) Harmonizing Corporate Taxation in the EU: How Relevant is the Common Consolidated Corporate Tax Base? Intereconomics, 54(5), 263–269.

HERNANDEZ AROS, L., ARISTIZABAL RAMÍREZ, S., ARISTIZABAL RAMÍREZ, A., BATA RUIZ, E., & GUTIÉRREZ PORTELA, F. (2020) La innovación como elemento integrador del hexágono del fraude. *Revista Sinergia, 1*(7), 62–85.

HERNÁNDEZ-GIL, C., LOSADA-RODRÍGUEZ, N.A. y OROZCO-CALDERÓN, D. (2019) La influencia de la contabilidad creativa en la ética profesional del contador público, *Revista de Investigación, Desarrollo e Innovación*, Vol. 10, n. 1.

HLAWICZKA, ROMAN, ROMAN BLAZEK, GABRIELA SANTORO, and ZANELLATO GIANLUCA (2021) Comparison of the terms creative accounting, earnings management and fraudulent accounting through bibliographic analysis. *Ekonomicko- manazerske spektrum* 15: 27–37.

HOEBER, O., & SHUKLA, S. (2022) A study of visually linked keywords to support exploratory browsing in academic search. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 73(8), 1171-1191.

HUGUET, D. y GANDÍA, J. (2016) Audit and earnings management in Spanish SMEs. *Business Research Quarterly*. 19. 171-187. https://doi.org/10.1016/j.brq.2015.12.001

HÝBLOVÁ, E., KOLČAVOVÁ, A., URBÁNEK, T., & PETRÁKOVÁ, Z. (2022) Can Information from publicly available sources reveal manipulation of financial statements? Case study of Czech and Slovak companies. *Scientific Papers of the University of Pardubice-Series D-Faculty of Economics and Administration*.

ICAC (2013) *Norma Internacional de Auditoría: Responsabilidades del auditor en la auditoría de estados financieros con respecto al fraude (NIA-ES 240).* Instituto de Contabilidad y Auditoría de Cuentas, 15 de octubre.

JARAH, B. A. F., AL JARRAH, M. A., AL-ZAQEBA, M. A. A., & AL-JARRAH, M. F. M. (2022) The role of internal audit to reduce the effects of creative accounting on the reliability of financial statements in the Jordanian islamic banks. *International Journal of Financial Studies*, *10*(3), 60.

KARPOFF, J.M., SCOTT, D. y MARTIN G.S. (2008) The Cost to Firms of Cooking the Books, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 43, n. 3., p. 581–612.

KHAN, S., & KAMAL, Y. (2024) Corporate board, audit committee and earnings manipulation: does the corporate regulation matter? An emerging economy perspective. *Corporate Governance: The International Journal of Business in Society*, 24(4), 831-864.

KIM, I., PARK, M.S. y WIER, B. (2012) Is earnings quality associated with corporate social responsibility? *The Accounting Review*, 87(3), 761–796. https://doi.org/10.2308/accr-10209.

KREISMANN, D. y TALAULICAR, T. (2020) Business Ethics Training in Human Resource Development: A Literature Review. *Human Resource Development Review*, 20, 13.

LAKHAL, F., AMEL, A., LAKHAL, N. y MALEK, A. (2015) Do Women On Boards And In Top Management Reduce Earnings Management? Evidence In France. *Journal of Applied Business Research.* 31. 10.

LASHITEW, A. A. (2021) Corporate uptake of the Sustainable Development Goals: Mere greenwashing or an advent of institutional change? *Journal of International Business Policy*, 4 (1), 184-200.

LIAW, A., & WIENER, M. (2002) Classification and regression by Random Forest. R news, 2(3), 18-22.

LIN, Z. y SHIH, M. (2003) "Earnings Management in Economics Downturns and Adjacent Periods: Evidence from the 1990-1991 recession", *Working Paper*, National University of Singapore.

LIU, C., CHAN, I., ALAM KAZMI, S. H., & FU, H. (2015) Financial fraud detection model: Based on random forest. International journal of economics and finance, 7(7).

LLORET MILLÁN, P. (2025) Identificació de senyals d'alerta de manipulació comptable amb més poder predictiu a través de Random Forest. (Tesis doctoral, Universitat de Vic - Universitat Central de Catalunya).

LLORET MILLÁN, P., OLLER PIQUÉ, R., & ARIMANY SERRAT, N. (2025) *Key variables in accounting fraud detection: A Random Forest analysis*. Artículo pendiente de publicación.

LOU, Y.-I., & WANG, M.-L. (2009) Fraud Risk Factor Of The Fraud Triangle Assessing The Likelihood Of Fraudulent Financial Reporting. *Journal of Business & Economics Research (JBER)*, *7*(2).

LUO, J., XIANG, Y. y HUANG, Z. (2017) Female directors and real activities manipulation: Evidence from China. *China Journal of Accounting Research*. 10. 10.1016/j.cjar.2016.12.004.

MACÍAS, A. J., MILÁN-GARCÍA, J. y MARRUECOS, M. E. (2021) Scientific Production on the Social Economy: *A Review of Worldwide Research*. Voluntas, 32, p. 925–943.

MARTÍNEZ-FERRERO, J., GARCIA-SÁNCHEZ, I. M., & CUADRADO- BALLESTEROS, B. (2013) Effect of financial reporting quality on sustainability information disclosure. Corporate Social Responsibility and Environmental Management, 20(1), 45–64. https://doi.org/10.1002/csr.1286

MARTÍNEZ-FERRERO, J., PRADO-LORENZO, J. M. y FERNÁNDEZ-FERNÁNDEZ, J. M. (2013) Responsabilidad social corporativa vs. responsabilidad contable. *Revista de Contabilidad*, 16 (1), 32-45.

MATEI, A. C., & AIVAZ, K. A. (2023) A Bibliometric Analysis on Fraud in Accounting. *Ovidius University Annals, Economic Sciences Series*, *23*(1), 986-995.

MEDINA, C. E. A. (2022) Emancipación teórica de la práctica contable, como técnica para el cumplimiento de los Objetivos de Desarrollo Sostenible-ODS. Revista Científica Arbitrada de la Fundación MenteClara, 7.

MÉNDEZ GONZÁLEZ, X., & GONZÁLEZ LÓPEZ, E. (2019) La manipulación contable de las empresas canarias: un estudio empírico a través del modelo Beneish M S-Core.

MICHULEK, J., GAJANOVA, L., KRIZANOVA, A., & BLAZEK, R. (2024) Why Do Companies Cook the Books? Empirical Study of the Motives of Creative Accounting of Slovak Companies. Administrative Sciences, 14(7), 158.

MILLER, G.S. (2006) The Press as a Watchdog for Accounting Fraud. *Journal of Accounting Research*, Vol. 44, n. 5, p. 1001-1032.

MONGRUT, S. y WINKELRIED, D. (2019) Unintended effects of IFRS adoption on earnings management: The case of Latin America. *Emerging Markets Review*. 38. 377- 388. 10.1016/j.ememar.2018.11.004.

MONGRUT, S., WINKELRIED, D., & WONG, J. (2019) IFRS adoption and financial reporting quality: Evidence from Latin America. Journal of International Accounting Research, 18(3), 1–23. https://doi.org/10.2308/jiar-52388

MUÑOZ-RUIZ, J. A., FLÓREZ-FLÓREZ, C. P., DE JESÚS LOAIZA-BETANCUR, E., GÓMEZ-OCAMPO, G. A., RODRÍGUEZ, J. C. F., ACEVEDO, V. R., ... & MEJÍA, S. P. Á. (2020) Capital Contable.

OECD. (2022) Revenue Statistics 2022: Tax Revenue Trends in the OECD. OECD Publishing.

OZCELIK, H. (2020) An analysis of fraudulent financial reporting using the fraud diamond theory perspective: an empirical study on the manufacturing sector companies listed on the Borsa Istanbul. In *Contemporary Issues in Audit Management and Forensic Accounting* (Vol. 102, pp. 131-153). Emerald Publishing Limited.

PALACIOS-MANZANO, M., GRAS-GIL, E., & SANTOS-JAEN, J. M. (2021) Corporate social responsibility and its effect on earnings management: an empirical research on Spanish firms. *Total Quality Management & Business Excellence*, 32(7-8), 921-937.

PATEL, HIRAL & PARIKH, SATYEN & PATEL, AMIT & PARIKH, ABHISHEK. (2019) An Application of Ensemble Random Forest Classifier for Detecting Financial Statement Manipulation of Indian Listed Companies: IC3 2018. 10.1007/978-981-13-1280-9_33.

PEROLS, J. (2011) Financial statement fraud detection: An analysis of statistical and machine learning algorithms. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, *30*(2), 19-50.

PRASETIYO, Y. P., PARAMITHA, D., RIYANI, E. I., & MUBAROK, F. (2023) Integrasi Penerapan Akuntansi Forensik dan Audit Investigatif dalam Mendeteksi Fraud: Studi Literatur. *Jurnal Buana Akuntansi*, *8*(1), 16-29.

PRIOR, D., SURROCA, J. y TRIBÓ, J.A. (2008) Are socially responsible managers really ethical? exploring the relationship between earnings management and corporate social responsibility. *Corporate Governance: An International Review*,16(3), 160-177. https://doi.org/10.1111/j.1467-8683.2008.00678.x

PROBST P, WRIGHT MN, BOULESTEIX A-L. (2019) Hyperparameters and tuning strategies for random forest. *WIREs Data Mining Knowledge Discovery*, 9: e1301.

RACKO, G. (2019) Does Economic Rationalization Decrease or Increase Accounting Professionals' Occupational Values?. *Journal of Business Ethics*, 158 (3), 763-777.

RAHMAN, M. S., HASAN, M. J., KHAN, M. S. H., & JAHAN, I. (2023) Antecedents and effect of creative accounting practices on organizational outcomes: Evidence from Bangladesh. *Heliyon*, *9*(2).

REZZOAGLI, B. A. (2020) Fraude contable y corrupción. Reflexiones en torno a la responsabilidad civil del auditor de estados financieros. *Ciencias económicas,* 17(2), 201-215.

SCORNET, E. (2017) Tuning parameters in random forests. *ESAIM: Proceedings and surveys*, 60, 144-162.

SEKAR, M. (2022) Fraud and anomaly detection. In *Machine Learning for Auditors: Automating Fraud Investigations Through Artificial Intelligence* (pp. 193-202). Berkeley, CA: Apress.

SINGLETON, T.W. y SINGLETON, A.J. (2010) Fraud Auditing And Forensic Accounting, 4.ª ed., John Wiley & Sons, Inc,Nueva York.

SKINNER, D. y SRINIVASAN, S. (2012) Audit Quality and Auditor Reputation: Evidence from Japan. *The Accounting Review*. 87.

ŠKODA, M., LENGYELFALUSY, T., & GABRHELOVÁ, G. (2017) Creative accounting practicies in Slovakia after passing financial crisis. *Copernican Journal of Finance & Accounting*, *6*(2), 71-86.

SLOAN, R.G. (1996) Do stock prices fully reflect information in accruals and cash flows about future earnings? *The Accounting Review*, n. 3, p. 289-315.

SOLTANI, M., KYTHREOTIS, A., & ROSHANPOOR, A. (2023) Two decades of financial statement fraud detection literature review; combination of bibliometric analysis and topic modeling approach. *Journal of Financial Crime*, *30*(5), 1367-1388.

SORUNKE, O. A. (2016) Personal ethics and fraudster motivation: The missing link in fraud triangle and fraud diamond theories. *International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences*, *6*(2), 159-165.

SVABOVA, L., KRAMAROVA, K., CHUTKA, J., & STRAKOVA, L. (2020) Detecting earnings manipulation and fraudulent financial reporting in Slovakia. *Oeconomia Copernicana*, *11*(3), 485-508.

TRANSPARENCY INTERNATIONAL. (2020) Corruption Perceptions Index 2020. https://www.transparency.org/en/cpi/2020/index

TRAVEZAÑO, E. (2021) Fraude en estados financieros y gobierno corporativo en las pymes del sector servicios del Perú, 2019. [Trabajo de investigación de bachiller, Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Facultad de Ciencias Contables, Escuela Profesional de Contabilidad]. Repositorio institucional Cybertesis UNMSM.

UGRIN, J. C., & ODOM, M. D. (2010) Exploring Sarbanes–Oxley's effect on attitudes, perceptions of norms, and intentions to commit financial statement fraud from a general deterrence perspective. Journal of Accounting and Public Policy, 29(5), 439- 458.

URIBE-TORIL, J., RUIZ-REAL, J., MILÁN-GARCÍA, J. y DE PABLO VALENCIANO, J. (2019) Energy, Economy, and Environment: A Worldwide Research Update. *Energies*, 12(6), 1120. MDPI AG.

VALECHA, H., VARMA, A., KHARE, I., SACHDEVA, A., & GOYAL, M. (2018, November) Prediction of consumer behaviour using random forest algorithm. In 2018 5th IEEE Uttar Pradesh section international conference on electrical, electronics and computer engineering (UPCON) (pp. 1-6). IEEE.

VARIAN, H. R. (2014) Big data: New tricks for econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 28(2), 3-28.

VARTIAK, L., & GARBAROVA, M. (2024) KEY PERFORMANCE INDICATORS FOR THE CREATIVE INDUSTRY. *Baltic Journal of Economic Studies*, *10*(2), 14-23.

VEGA FALCÓN, V., NAVARRO CEJAS, M., CEJAS MARTÍNEZ, M. y COLCHA ORTIZ, R. (2021) Contabilidad creativa: Perspectivas jurídicas y empresariales a partir de los procesos de información. *Revista Venezolana de Gerencia, 26 (Número Especial 5)*, 737- 754. https://doi.org/10.52080/rvgluz.26.e5.47

VLADU, A.B, AMAT, O. y CUZDRORIEN, D.D. (2017) Truthfulness in accounting: How to discriminate accounting manipulators from non-manipulators. *Journal of Business Ethics*. n. 140, p. 633–648.

VOUSINAS, G. L. (2019) Advancing theory of fraud: the SCORE model. *Journal of Financial Crime*, *26*(1), 372-381.

WHITE, R. W., & ROTH, R. A. (2009) *Exploratory search: Beyond the query-response paradigm* (No. 3). Morgan & Claypool Publishers.

XU, X., XIONG, F., & AN, Z. (2023) Using machine learning to predict corporate fraud: evidence based on the gone framework. Journal of Business Ethics, 186(1), 137-158.

ZAHRA, S. A., PRIEM, R. L., & RASHEED, A. A. (2005) The antecedents and consequences of top management fraud. Journal of Management, 31(6), 803-828.

ZARZA-HERRANZ, C., REGUERA, N., & LÓPEZ-ITURRIAGA, F. J. (2020) Audit Committee Competence and Earnings Management in Europe. Forthcoming in *Revista de Contabilidad-Spanish Accounting Review.*

ZAYAS, L. (2016) Señales de alerta para la detección de fraude en las empresas. *Revista de Contabilidad y Dirección*, Vol. 23, p. 61-81.

ZHAO, S., & ZHAO, Y. (2023) Corporate Sustainable Development from the Perspective of the Effect of Institutional Investors' Shareholding on Earnings Management. *Sustainability*, *15*(2), 1281.

¿Cómo podemos detectar prácticas de maquillaje contable antes de que generen un fraude contable?

Este manual presenta una propuesta innovadora para dar respuesta a esta pregunta clave, mediante el desarrollo de un modelo predictivo fundamentado en la metodología *Random Forest* y alimentado por señales de alerta **cuantitativas y cualitativas**.

Con una base empírica sólida y una orientación aplicada, el manual identifica las variables con mayor capacidad discriminante a la hora de detectar posibles manipulaciones contables. El modelo, entrenado con datos reales y validado estadísticamente, ofrece una herramienta potente para **anticipar el fraude**, reforzar los sistemas de control interno y mejorar la toma de decisiones en el ámbito financiero y de la auditoría.

El lector encontrará:

- Un análisis riguroso de las prácticas de maquillaje contable más frecuentes.
- La identificación de **47 señales de alerta**, tanto cuantitativas como cualitativas.
- El desarrollo metodológico completo de un modelo predictivo con *Random Forest*.
- Conclusiones prácticas para **auditores, órganos reguladores y docentes**.

Detección del fraude contable es un manual **técnico y formativo** que combina la investigación académica con la aplicación práctica. Una guía útil para profesionales que buscan incorporar la inteligencia artificial y el análisis de datos en la lucha contra el fraude contable. Imprescindible para quienes quieren verlo claro, incluso cuando las cuentas intentan disfrazar la realidad.

Ramon Oller Piqué: Doctor en Estadística por la Universitat Politècnica de Catalunya (UPC) y profesor del Departamento de Economía y Empresa de la Facultad de Empresa y Comunicación de la Universitat de Vic-Universitat Central de Catalunya. Es miembro del grupo de investigación Data Analysis and Modeling (DAM) de la UVic-UCC.

Núria Arimany Serrat: Doctora en Ciencias Económicas y Empresariales por la Universitat de Barcelona y profesora del Departamento de Economía y Empresa de la Facultad de Empresa y Comunicación de la Universitat de Vic-Universitat Central de Catalunya. Es miembro del grupo de investigación Emprèn de la UVic-UCC.

Pilar Lloret Millán: Economista y consultora de empresas. Colaboradora y consultora de la UOC. Doctora en Derecho, Economía y Empresa por la Universitat de Vic-Universitat Central de Catalunya. Especializada en análisis de empresas y de riesgos.

Colegios fundadores:

Col·legi d'Economistes de Catalunya
Al servei dels professionals de l'economia i de l'empresa

Col·legi de Censors Jurats de Comptes de Catalunya
EL CØL·L3G1

Apoyo institucional:

COL·LEGI OFICIAL DE GESTORS ADMINISTRATIUS DE CATALUNYA