

CONTABILIDAD PREDICTIVA E INTELIGENCIA GERENCIAL PARA DECISIONES EMPRESARIALES BAJO INCERTIDUMBRE

Predictive accounting and managerial intelligence for business decisions under uncertainty

Recibido 12-07-2026

Aceptado 30-08-2026

Publicado 25-09-2026

DOI: <https://doi.org/10.53485/rgn.v9i3.764>

Angy Carolina Boscán Boscán

Universidad Privada Dr. Rafael Belloso Chacín, Venezuela

angyc.boscan@gmail.com

 <https://orcid.org/0009-0006-6688-5333>

Resumen

La transformación digital de la función contable ha ampliado el uso de los registros históricos hacia la construcción de escenarios que apoyan decisiones empresariales bajo incertidumbre. En este contexto, el artículo tiene como propósito analizar las contribuciones, aplicaciones, limitaciones y perspectivas de la contabilidad predictiva cuando se integra con sistemas de inteligencia gerencial. La investigación se desarrolló desde un enfoque cualitativo, documental y bibliográfico, con alcance descriptivo, analítico y reflexivo, mediante una revisión integrativa de literatura científica e institucional publicada principalmente entre 2016 y 2026. La evidencia examinada muestra que la analítica avanzada puede fortalecer el pronóstico de liquidez, ventas, costos, presupuestos y riesgos, además de favorecer la detección de anomalías y la comparación de escenarios. No obstante, su utilidad depende de la calidad y trazabilidad de los datos, la validación de los modelos, la explicabilidad de los resultados, la gobernanza tecnológica y la supervisión humana. Se concluye que la contabilidad predictiva no sustituye el juicio profesional, sino que amplía el papel del contador hacia la interpretación, la comunicación de riesgos y el asesoramiento estratégico. Por ello, la adopción organizacional debe avanzar mediante proyectos delimitados, indicadores verificables y mecanismos de revisión continua que permitan corregir desviaciones antes de comprometer decisiones materiales.

Palabras clave: Contabilidad predictiva, inteligencia gerencial, analítica de datos, toma de decisiones, gestión empresarial.

Abstract

The digital transformation of accounting has expanded the use of historical records toward the construction of scenarios that support business decisions under uncertainty. In this context, the purpose of this article is to analyze the contributions, applications, limitations, and perspectives of predictive accounting when integrated with managerial intelligence systems. The study followed a qualitative, documentary, and bibliographic approach with a descriptive, analytical, and reflective scope, using an integrative review of scientific and institutional literature published mainly between 2016 and 2026. The evidence examined indicates that advanced analytics can strengthen liquidity, sales, cost, budget, and risk forecasting, while also supporting anomaly detection and scenario comparison. However, its usefulness depends on data quality and traceability, model validation, result explainability, technology governance, and human oversight. It is concluded that predictive accounting does not replace professional judgment; rather, it broadens the accountant's role toward interpretation, risk communication, and strategic advice. Accordingly, organizational adoption should progress through limited-scope projects, verifiable indicators, and continuous review mechanisms that allow deviations to be corrected before material decisions are affected.

Keywords: predictive accounting, managerial intelligence, data analytics, decision-making, business management.

Introducción

La función contable atraviesa una transformación que amplía su orientación retrospectiva hacia la interpretación prospectiva de señales financieras y operativas. Este desplazamiento se explica por la disponibilidad de datos transaccionales, la integración de plataformas y el aumento de la capacidad analítica; sin abandonar el registro, la verificación ni el cumplimiento, la contabilidad predictiva utiliza antecedentes cuantitativos para construir escenarios revisables y apoyar el control anticipado. En este sentido, Quattrone (2016), advierte la digitalización aporta valor cuando la información se integra al razonamiento gerencial y no cuando se limita a acelerar procesos ya existentes.

Desde esta perspectiva, la información histórica conserva su utilidad para explicar resultados, sustentar responsabilidades y evaluar consistencia; sin embargo, resulta insuficiente cuando la dirección necesita anticipar presiones de caja, variaciones de demanda, cambios de costos o deterioros de solvencia. Wasserbacher y Spindler (2022), sostienen el pronóstico no elimina la contingencia ni produce certezas, sino que organiza evidencia, expresa márgenes de error y permite comparar alternativas antes de comprometer recursos. Por ello, la capacidad predictiva debe entenderse como apoyo a la decisión y no como sustituto del juicio directivo.

Por consiguiente, la incertidumbre también se origina dentro de la organización cuando los datos permanecen dispersos entre sistemas, áreas, hojas de cálculo o repositorios compatibles. Esta

fragmentación reduce la oportunidad del análisis y favorece interpretaciones parciales. Las orientaciones de la IFRS Foundation (2024^a, 2024b), refuerza la necesidad de mantener definiciones consistentes, trazabilidad, reglas de transformación y responsabilidades sobre el dato, puesto que un mayor volumen de información no compensa deficiencias de calidad y puede amplificar errores con apariencia de precisión.

En este marco, la inteligencia gerencial se concibe como la capacidad organizacional para convertir registros financieros, indicadores operativos, señales comerciales y conocimiento contextual en decisiones argumentadas. Según exponen, Losbichler y Lehner (2021), una estimación puede mostrar buen desempeño histórico y, aun así, conducir a decisiones inadecuadas si se confunden correlación y causalidad, precisión promedio y riesgo extremo, o señal estadística y relevancia económica. De ahí que los supuestos, criterios de validación y límites de uso deban permanecer documentados y sujetos a revisión.

En correspondencia con lo expuesto, el propósito del artículo es analizar de qué manera la integración entre contabilidad predictiva e inteligencia gerencial puede fortalecer la toma de decisiones empresariales bajo escenarios de incertidumbre. La reflexión se orienta a examinar sus fundamentos conceptuales, aplicaciones, tecnologías, beneficios, riesgos y perspectivas profesionales, con énfasis en las condiciones que permiten utilizar la predicción de forma trazable, explicable y responsable.

Fundamentación teórica

Fundamentos conceptuales de la contabilidad predictiva

La contabilidad predictiva puede definirse como una extensión de los sistemas contables orientada a estimar comportamientos futuros a partir de registros históricos, variables operativas, indicadores financieros y modelos analíticos. Su finalidad no es adivinar resultados, sino construir anticipaciones revisables sobre liquidez, ingresos, costos, rentabilidad, endeudamiento o incumplimiento. Appelbaum et al., (2017), destacan que esta orientación conserva los principios de evidencia y control, pero incorpora probabilidades, escenarios y bandas de error vinculadas con decisiones concretas.

La figura 1 sintetiza la evolución progresiva desde el registro histórico hasta la recomendación gerencial, secuencia que enlaza análisis descriptivo, diagnóstico financiero, predicción de escenarios y orientación estratégica; la representación conserva continuidad con las funciones contables previas, evita sugerir una ruptura absoluta, mientras destaca el seguimiento,

la interpretación y la responsabilidad como condiciones necesarias para convertir registros acumulados en apoyo prospectivo.

Figura 1. *Evolución de la información contable*

Registro <i>histórico</i> →	Análisis <i>descriptivo</i> →	Diagnóstico <i>financiero</i> →	Predicción <i>de escenarios</i> →	Recomendación <i>gerencial</i>
---------------------------------------	---	---	---	--

Fuente: Boscán (2026)

La secuencia representada en la figura 1 muestra una ampliación progresiva del propósito informativo: el registro histórico describe hechos; el análisis identifica patrones; el diagnóstico interpreta causas; la predicción estima trayectorias posibles; y la recomendación gerencial compara cursos de acción. Esta evolución no elimina las funciones tradicionales de la contabilidad, sino que las conecta con un proceso prospectivo en el que la validez de la recomendación depende de la calidad de los datos, la explicitación de supuestos y la revisión posterior de los resultados.

La distinción entre contabilidad tradicional, de gestión y orientación predictiva resulta necesaria para evitar confusiones entre información de propósito general y modelos internos de apoyo decisional. La primera prioriza reconocimiento, medición, presentación y comparabilidad; la segunda adapta la información a la planificación y el control; y la última utiliza ambas bases para estimar escenarios futuros sujetos a validación. Rikhardsson y Yigitbasioglu (2018), permiten comprender esta continuidad al vincular analítica e información contable con necesidades específicas de la dirección.

Desde el punto de vista analítico, el nivel descriptivo responde qué ocurrió; el diagnóstico examina por qué ocurrió; el predictivo estima qué podría ocurrir; y el prescriptivo compara qué alternativa conviene. Nielsen (2022), advierte estos niveles expresan una complejidad creciente, pero no una superioridad automática: una recomendación prescriptiva construida sobre datos incompletos o un diagnóstico débil puede resultar menos útil que un análisis descriptivo sólido y oportunamente interpretado.

La figura 2 organiza los cuatro niveles analíticos como un sistema circular para destacar la retroalimentación entre descripción, diagnóstico, predicción y prescripción. La disposición evita presentar estas capacidades como etapas aisladas y permite observar cómo la explicación del pasado, la estimación del futuro y la evaluación de alternativas participan en un aprendizaje contable acumulativo.

Figura 2. Niveles de analítica aplicados a la contabilidad

DESCRIPTIVO ¿Qué ocurrió?	↻	DIAGNÓSTICO ¿Por qué ocurrió?
↻	○ ANALÍTICA CONTABLE	↻
PREDICTIVO ¿Qué podría ocurrir?	↻	PRESCRIPTIVO ¿Qué alternativa conviene?

Fuente: Boscán (2026)

La figura 2 evidencia que la analítica contable opera como un ciclo de aprendizaje y no como una cadena rígida. Cada nivel genera preguntas para el siguiente y, al mismo tiempo, recibe retroalimentación de los resultados observados. Por ello, la prescripción debe apoyarse en una descripción consistente y en un diagnóstico defendible; de lo contrario, la sofisticación del modelo puede ocultar deficiencias de origen y trasladarlas a la decisión empresarial.

Tabla 1. Diferencias entre contabilidad tradicional y predictiva

Dimensión	Contabilidad tradicional	Contabilidad predictiva
Orientación temporal	Hechos consumados y cierre periódico.	Escenarios futuros y actualización continua.
Propósito	Registro, control y presentación.	Anticipación, alerta y apoyo decisional.
Datos	Principalmente financieros y estructurados.	Financieros, operativos y contextuales.
Resultado	Estados, reportes y variaciones.	Probabilidades, rangos y escenarios.
Responsabilidad	Aplicación normativa y revisión.	Validación del modelo, interpretación y supervisión.
Riesgo central	Error de registro o clasificación.	Sesgo, sobreajuste, opacidad o mala interpretación.

Fuente: Boscán (2026)

Asimismo, los registros contables aportan señales relevantes para pronosticar flujos de efectivo, ventas, costos, márgenes, apalancamiento, riesgo crediticio, fraude e insolvencias, siempre que la granularidad, temporalidad y definición de los datos corresponda al problema analizado. Wasserbacher y Spindler (2022), señalan las cuentas históricas adquieren mayor capacidad explicativa cuando se complementan con pedidos, inventarios, comportamiento de pago, capacidad instalada y variables externas. En consecuencia, la calidad, pertinencia y coherencia semántica resultan más importantes que la acumulación indiscriminada de datos.

Inteligencia gerencial y sistemas de información

La inteligencia gerencial constituye una capacidad colectiva para integrar información financiera, operativa y estratégica en decisiones fundamentadas. No se traduce a un software específico, porque combina infraestructura, normas de calidad, análisis, visualización, comunicación y responsabilidad. Szukits (2022), sostiene que la analítica genera valor cuando ayuda a formular preguntas relevantes, contrastar escenarios y explicar consecuencias, mientras la dirección conserva la autoridad para ponderar riesgos, objetivos y restricciones propias de cada situación.

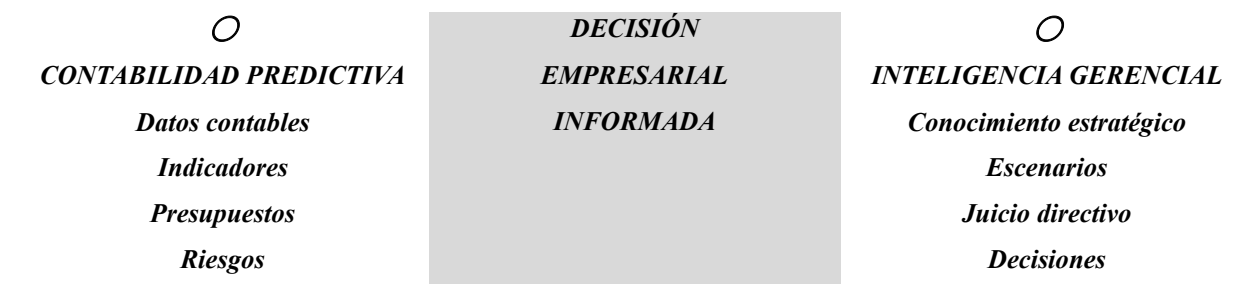
Desde esta perspectiva, los sistemas ERP concentran transacciones; las plataformas de inteligencia de negocios estructuran consultas; los almacenes de datos consolidan fuentes; la computación en la nube amplía disponibilidad; y los tableros presentan indicadores para el seguimiento. Esta **arquitectura** puede reducir la dispersión, pero solo si existe una gobernanza común; por ende, Knudsen (2020), advierte que la integración técnica no garantiza equivalencia semántica, por lo cual se requieren catálogos, reglas de transformación, controles de acceso y responsables capaces de detectar y corregir inconsistencias.

En este sentido, la relación entre dato, información, conocimiento e inteligencia permite comprender por qué la disponibilidad tecnológica no equivale a capacidad decisional. El primero representa un hecho; el segundo surge al organizarlo con contexto; el tercero aparece al interpretar su significado; y último se manifiesta al vincular esa interpretación con elección, ejecución y aprendizaje. Pisoni et al. (2024) y el World Bank (2021), coinciden en que una organización puede almacenar grandes volúmenes y, aun así, decidir de manera deficiente si carece de criterios comunes, responsables y espacios de deliberación.

La figura 3 representa la integración entre el componente contable y el gerencial. La intersección reúne evidencia financiera, conocimiento estratégico y evaluación de escenarios,

mostrando que indicadores, presupuestos, riesgos, juicio directivo y prioridades organizacionales deben coordinarse para producir una decisión empresarial informada.

Figura 3. *Integración entre contabilidad predictiva e inteligencia gerencial*



Fuente: Boscán (2026)

La intersección mostrada en la figura 3 indica que la proyección contable adquiere valor cuando se vincula con conocimiento estratégico y juicio directivo. A su vez, la inteligencia gerencial necesita una base contable trazable para justificar las alternativas consideradas. Esta relación exige documentar fuentes, supuestos, nivel de confianza y sensibilidad de resultados, de manera que el escenario seleccionado conserve coherencia financiera, sentido organizacional y responsabilidad profesional.

En consecuencia, los sistemas de apoyo a decisiones deben, por tanto, exponer los supuestos, las fuentes, el nivel de confianza y la sensibilidad de cada resultado. Esta práctica facilita la revisión crítica y disminuye la dependencia de una cifra aislada. Bajo las orientaciones del NIST (2023), la organización también debe registrar la decisión adoptada, sus fundamentos y el resultado posterior, creando una memoria que permita evaluar el desempeño del modelo, corregir desviaciones y mejorar los criterios de uso.

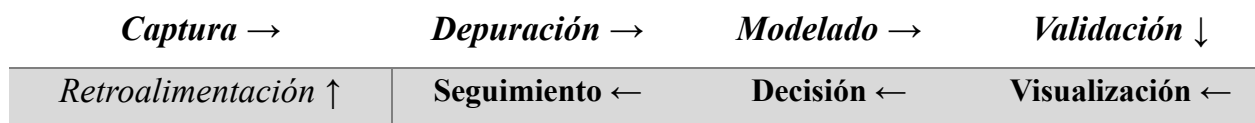
Integración entre contabilidad predictiva e inteligencia gerencial

La vinculación entre contabilidad predictiva e inteligencia gerencial puede representarse como un ciclo de captura, refinamiento, integración, modelado, validación, visualización, decisión, ejecución y evaluación, secuencia que transforma datos dispersos en escenarios discutibles sin perder seguimiento; cada etapa requiere controles específicos y responsables identificables. De acuerdo con Schnegg y Möller (2022), una falla temprana en clasificación o calidad puede propagarse hasta la decisión, mientras la retroalimentación permite comparar pronóstico con resultado y ajustar supuestos para períodos posteriores.

La figura 4 representa el ciclo predictivo como una secuencia cerrada, disposición que integra captura, integración, modelado y validación con visualización, decisión, seguimiento y

retroalimentación; el esquema subraya continuidad operativa, evita modelos estáticos, mientras demuestra cómo cada resultado debe regresar al sistema para revisar supuestos, ajustar parámetros y conservar utilidad ante cambios del entorno empresarial.

Figura 4. *Ciclo predictivo para la toma de decisiones*



Fuente: Boscán (2026)

El ciclo representado en la figura 4 subraya que la predicción no finaliza con la visualización. Su utilidad depende de la decisión adoptada, del seguimiento de sus efectos y de la retroalimentación que regresa al sistema. Comparar estimaciones con resultados reales permite identificar desviaciones, revisar supuestos y documentar responsabilidades, evitando que el modelo se convierta en una herramienta estática desconectada del aprendizaje organizacional.

La integración también redefine responsabilidades profesionales. El contador valida coherencia financiera y trazabilidad; el analista examina patrones y desempeño; el responsable tecnológico asegura infraestructura, seguridad y continuidad; y el directivo interpreta consecuencias estratégicas. Jarrahi (2018) y Shrestha et al., (2019), destacan que esta distribución interdisciplinaria mejora la calidad de la decisión cuando cada perfil cuestiona los supuestos desde su competencia y la atribución final permanece en manos humanas.

En el pronóstico de flujo de caja, la integración combina cobros previstos, pagos comprometidos, estacionalidad, comportamiento de clientes y escenarios de financiamiento, enfoque que permite identificar desfases temporales y anticipar necesidades de liquidez sin tratar la estimación como saldo seguro. Según explican Wasserbacher y Spindler (2022), el valor gerencial surge al comparar las proyecciones base, adverso y favorable, definir alertas y relacionar cada desviación con acciones posibles, mientras la revisión continua incorpora nueva información y reduce la obsolescencia del cálculo.

En ventas, costos y presupuestos, los modelos pueden relacionar demanda, precios, volúmenes, productividad, compras y capacidad instalada, lo que favorece proyecciones sensibles a los impulsores operativos y permite revisar metas antes del cierre. Schnegg y Möller (2022), sostienen que la adopción requiere infraestructura suficiente, participación de los responsables y objetivos acotados al inicio; los proyectos delimitados facilitan demostrar valor, corregir fallas y ampliar el alcance con evidencia.

En la detección de anomalías, riesgo crediticio, fraude e insolvencia, la analítica permite identificar combinaciones inusuales, cambios de comportamiento y señales tempranas que ayudan a priorizar revisiones. Sin embargo, una alerta no constituye una prueba definitiva. Munoko et al., (2020), señalan que el profesional debe examinar el contexto, los falsos positivos y las consecuencias de la intervención; una clasificación incorrecta puede afectar clientes, operaciones y reputación, por lo que se requieren evidencia, revisión y mecanismos de corrección.

Tabla 2. *Aplicaciones predictivas, datos requeridos, resultados esperados y riesgos asociados*

<i>Aplicación</i>	<i>Datos requeridos</i>	<i>Resultado esperado</i>	<i>Riesgo asociado</i>
<i>Flujo de caja</i>	Cobros, pagos, vencimientos y saldos.	Brechas de liquidez y escenarios.	Supuestos de cobro inestables.
<i>Ventas e ingresos</i>	Pedidos, precios, estacionalidad y mercado.	Rangos de demanda e ingreso.	Cambios estructurales no capturados.
<i>Costos</i>	Consumos, compras, productividad y capacidad.	Desviaciones y costo esperado.	Asignaciones inconsistentes.
<i>Fraude y anomalías</i>	Transacciones, usuarios, horarios y patrones.	Alertas priorizadas.	Falsos positivos y sesgo.
<i>Riesgo crediticio</i>	Pagos, deuda, liquidez y comportamiento.	Probabilidad de incumplimiento.	Discriminación indirecta.
<i>Insolvencia</i>	Estados, flujos, deuda y entorno.	Alertas tempranas.	Confianza excesiva en datos históricos.

Fuente: Boscán (2026)

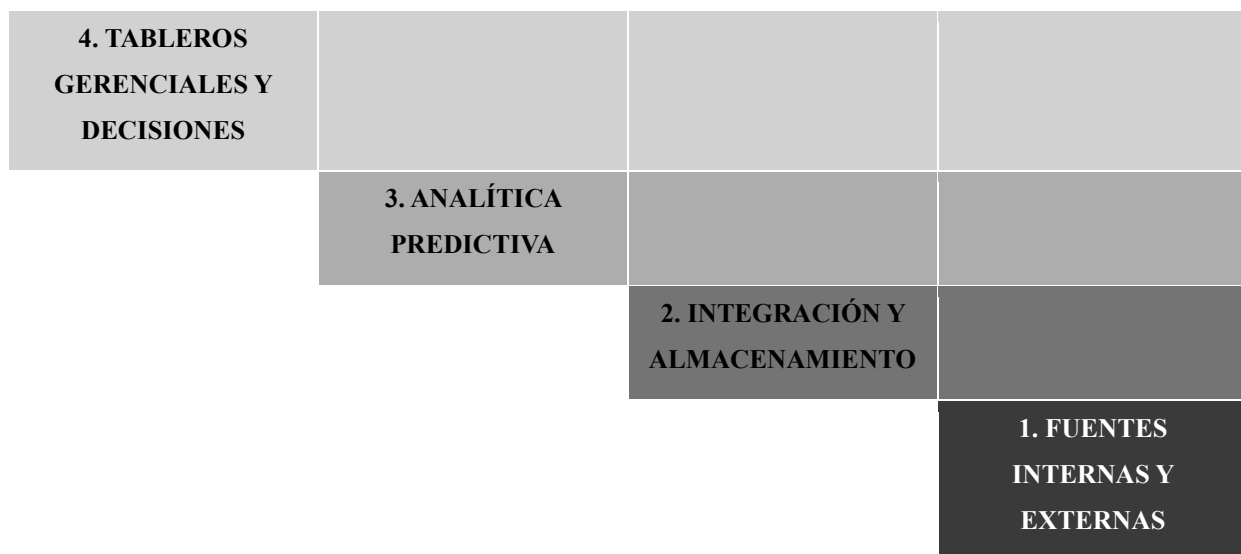
Tecnologías empleadas

La inteligencia artificial, el aprendizaje automático, la automatización robótica de procesos, la minería de datos, el procesamiento del lenguaje natural y la computación en la nube aportan capacidades diferenciadas al sistema predictivo. La selección tecnológica debe responder al problema, al tipo de datos, al nivel de riesgo y a la necesidad de explicación. Moll y Yigitbasioglu (2019), Issa et al. (2016), Kokina y Davenport (2017) e IFAC (2017), coinciden en

que estas tecnologías transforman procedimientos y perfiles profesionales, pero no eliminan la necesidad de juicio experto.

En este sentido, la figura 5 organiza el esquema gerencial en niveles escalonados, diseño que permite observar cómo las fuentes internas y externas alimentan integración, almacenamiento y analítica predictiva antes de llegar a tableros directivos; la estructura destaca dependencia entre capas, separa funciones técnicas de uso decisional, mientras vincula calidad de origen, consistencia semántica y comunicación directiva dentro de una misma ruta informativa.

Figura 5. Esquema de un sistema de inteligencia gerencial



Fuente: Boscán (2026)

La estructura de la figura 5 evidencia que un tablero no puede compensar fallas de origen. Cada capa depende de la consistencia construida en la anterior: las fuentes deben ser confiables, la integración debe conservar significado, la analítica debe validarse y la visualización debe comunicar límites. En consecuencia, el valor gerencial del sistema exige gobierno de datos, documentación de modelos y criterios de visualización, mientras la dirección conserva responsabilidad sobre la interpretación y el uso final de los resultados.

En este sentido, regresiones, árboles de decisión, bosques aleatorios, máquinas de soporte vectorial, redes neuronales y métodos de series temporales ofrecen alternativas con capacidades distintas, selección que, de acuerdo con Wasserbacher y Spindler (2022), debe considerar precisión, estabilidad, interpretabilidad y costo operativo. Un modelo complejo puede capturar relaciones no lineales y perder transparencia, mientras uno sencillo puede comunicar mejor sus

supuestos y sostener decisiones reguladas, por ello Nielsen (2022), advierte la comparación debe valorar el desempeño fuera de muestra y la relevancia económica, no solamente el ajuste histórico.

La calidad del modelo depende de la definición del objetivo, el horizonte temporal, la disponibilidad y frecuencia de los datos, así como de la tolerancia al error. Estas condiciones varían entre la previsión de caja, la detección de fraude y la evaluación presupuestaria. Bajo las directrices del NIST (2023), la validación debe incorporar pruebas de estabilidad, análisis de sensibilidad y documentación de versiones, parámetros y responsables, con el fin de evitar modificaciones silenciosas que dificulten reproducir o explicar una decisión.

Como consecuencia de lo expuesto, la explicabilidad adquiere relevancia cuando una estimación afecta crédito, inversión, presupuesto o continuidad operativa, debido a que los usuarios necesitan comprender factores determinantes y límites antes de actuar; tal como destaca la OECD (2019a, 2019b), no toda explicación técnica resulta útil para la gerencia, por lo cual debe combinarse la importancia de variables, escenarios comparativos y lenguaje financiero, mientras Losbichler y Lehner (2021), advierten que la supervisión humana debe revisar la coherencia y las consecuencias ante posibles desviaciones conforme a criterios éticos.

Aportes a la toma de decisiones empresariales

La anticipación de desviaciones financieras constituye un beneficio relevante cuando los modelos se actualizan con datos oportunos y las alertas se vinculan con acciones concretas. Appelbaum et al., (2017), destacan que una señal útil debe facilitar la detección temprana de deterioros y orientar la revisión antes del cierre. Para ello, la gerencia necesita conocer la causa probable, el nivel de confianza y el responsable de seguimiento, distinguiendo una variación normal de un cambio estructural.

La automatización también puede reducir tiempos de procesamiento y liberar capacidad profesional para la interpretación, la comunicación y la evaluación de escenarios. IFAC (2023), subraya que este beneficio depende de la estandarización, la integración y la calidad de los datos. Oesterreich y Teuteberg (2019) y Oesterreich et al., (2019), añaden que la rapidez no debe convertirse en presión para aprobar recomendaciones sin revisión; el valor aparece cuando el tiempo ahorrado se traslada a tareas de mayor juicio y seguimiento.

Por otra parte, la evaluación de escenarios alternativos favorece la asignación de recursos y la planificación continua; de acuerdo con Wasserbacher y Spindler (2022), cada escenario representa supuestos coherentes y consecuencias comparables; la dirección puede analizar la

sensibilidad de la liquidez, rentabilidad y capacidad ante variaciones de precio, demanda o costo, mientras el modelo expone rangos, no un único futuro, lo cual mejora la discusión sin eliminar el conflicto entre objetivos ni la responsabilidad por la elección final.

El control interno puede fortalecerse cuando las fuentes, transformaciones, accesos y decisiones se documentan de manera consistente. Las directrices del NIST (2023), favorecen la trazabilidad, la segregación de funciones, el monitoreo y la auditoría del modelo. A su vez, la IFRS Foundation (2023), sugiere que las alertas gerenciales deben priorizarse según materialidad y riesgo, de modo que la abundancia de indicadores no genere sobrecarga informativa ni desplace la atención de los asuntos con mayor impacto.

Riesgos, limitaciones y desafíos de implementación

La calidad e integridad de los datos constituyen la primera restricción para cualquier aplicación predictiva. El World Bank (2021), advierte que registros incompletos, definiciones inconsistentes, errores de captura y cambios contables pueden introducir patrones engañosos. Por ello, la organización necesita controles de origen, conciliaciones, reglas de transformación y responsables de corrección; además, bajo los lineamientos del NIST (2023), las ausencias y ajustes deben documentarse para evitar que una precisión aparente oculte problemas de base.

Los sesgos algorítmicos y la falta de transparencia pueden trasladar desigualdades históricas o criterios inadecuados hacia decisiones futuras. Munoko et al., (2020), advierten que el riesgo aumenta cuando variables indirectas reproducen atributos sensibles o cuando los usuarios aceptan resultados únicamente por su autoridad técnica. La evaluación debe incluir pruebas por segmentos, revisión de consecuencias y mecanismos de impugnación, mientras la gerencia define límites de automatización y preserva supervisión humana en decisiones materiales.

La figura 6 reúne los riesgos centrales en un diagrama radial, representación que facilita comprender interacción entre sesgo, datos incompletos, opacidad algorítmica y ciberseguridad, además de dependencia tecnológica, error interpretativo y deterioro del modelo; la disposición sitúa supervisión humana en el centro, muestra transversalidad del control, mientras relaciona prevención, respuesta y corrección dentro de una gobernanza común.

Figura 6. Riesgos de la contabilidad predictiva

<i>Sesgo</i>	<i>Datos incompletos</i>	<i>Opacidad algorítmica</i>
Ciberseguridad	SUPERVISIÓN HUMANA	Dependencia tecnológica
Error interpretativo		Deterioro del modelo
	Privacidad	

Fuente: Boscán (2026)

El núcleo de supervisión humana expresa una responsabilidad transversal, debido a los riesgos técnicos, organizacionales y éticos, los cuales requieren revisión coordinada y capacidad para suspender decisiones automáticas; la interpretación radial evita jerarquías rígidas, destaca interdependencias, mientras recuerda que privacidad, seguridad, explicabilidad y calidad deben evaluarse conjuntamente antes de permitir recomendaciones con consecuencias materiales.

Tabla 3. Desafíos organizacionales y acciones recomendadas para la implementación

<i>Desafío</i>	<i>Manifestación</i>	<i>Acción recomendada</i>
Calidad de datos	Duplicados, vacíos y definiciones distintas.	Gobierno de datos, conciliación y responsables.
Falta de explicabilidad	Resultados difíciles de justificar.	Modelos interpretables y documentación por escenario.
Resistencia organizacional	Desconfianza o uso superficial.	Participación temprana, formación y pilotos acotados.
Dependencia tecnológica	Baja capacidad de evaluación interna.	Cláusulas de portabilidad y desarrollo de competencias.
Ciberseguridad	Exposición de datos financieros.	Controles de acceso, cifrado y respuesta a incidentes.
Supervisión insuficiente	Decisiones automáticas sin revisión.	Umbrales, doble validación y registro de excepciones.

Fuente: Boscán (2026)

La dependencia de proveedores, los costos de implementación, la ciberseguridad y la privacidad conforman un conjunto de riesgos operativos, contractuales y reputacionales. El World Bank (2021), resalta la necesidad de establecer acuerdos sobre propiedad del dato, transferencia, continuidad y niveles de servicio. De forma complementaria, el NIST (2023), recuerda que la nube puede ampliar la capacidad tecnológica y, al mismo tiempo, la exposición; por ello, la organización

debe desarrollar competencias internas suficientes para evaluar críticamente los servicios contratados.

Toda predicción constituye una estimación probabilística y no una certeza. Los cambios de mercado, las decisiones humanas y los eventos extremos pueden alterar relaciones históricas, por lo que los resultados deben comunicarse como rangos revisables y acompañarse de sus supuestos. IFAC (2024a) y Losbichler y Lehner (2021), coinciden en que la responsabilidad permanece en quienes diseñan, validan, aprueban y ejecutan; en consecuencia, deben existir mecanismos para revisar, limitar o detener el sistema cuando su desempeño se deteriora.

Perspectivas emergentes para la gerencia y la profesión contable

La contabilidad en tiempo real, los modelos explicables, la planificación continua y la integración de variables no financieras configuran una perspectiva en la que los cierres periódicos se complementan con señales de actualización frecuente. Esta capacidad puede mejorar la respuesta gerencial, pero también aumentar la exposición al ruido. La IFRS Foundation (2023, 2024a), refuerza la necesidad de definir materialidad, frecuencia y niveles de decisión, así como de traducir indicadores operativos o de sostenibilidad en consecuencias financieras sin perder consistencia conceptual.

En concordancia con ello, los gemelos digitales empresariales y la simulación avanzada pueden representar procesos, capacidades, flujos y restricciones para explorar escenarios antes de ejecutarlos, posibilidad que exige datos confiables, supuestos transparentes y límites claros. Tal como plantean Kurpiela y Teuteberg (2024), su utilidad radica en comparar respuestas ante cambios mediante la visualización de interdependencias, mientras el juicio directivo define qué variables poseen relevancia estratégica y cómo se ponderan las consecuencias no capturadas por el modelo.

El perfil contable tiende a desplazarse desde tareas concentradas en registro y cumplimiento hacia funciones de interpretación, validación, comunicación de riesgos y acompañamiento decisional. Richins et al., (2017), asocian esta transición con alfabetización de datos y comprensión tecnológica, mientras Ballou et al., (2018), sostienen que la formación debe integrar contabilidad, analítica y comunicación. La automatización, por tanto, no elimina la identidad profesional: incrementa la importancia del criterio financiero, el escepticismo y la capacidad de explicar escenarios a usuarios no técnicos.

En este marco, la figura 7 compara el perfil contable tradicional con una orientación estratégica, contraste que no plantea sustitución, sino ampliación de competencias en análisis, predicción y comunicación; la representación conserva registro, cumplimiento, conciliación y control como fundamentos, mientras incorpora tecnología, asesoramiento y capacidad para acompañar decisiones mediante interpretación financiera, explicación de riesgos, comprensión de escenarios complejos.

Figura 7. *Nuevo perfil del profesional contable*



Fuente: Boscán (2026)

Materiales y métodos

La investigación se desarrolló desde un enfoque cualitativo, con naturaleza documental y bibliográfica, alcance descriptivo, analítico y reflexivo y diseño no experimental. Se empleó una revisión integrativa para examinar aportes conceptuales, aplicaciones empresariales, riesgos técnicos, implicaciones profesionales y perspectivas de la contabilidad predictiva articulada con la inteligencia gerencial. La unidad de análisis estuvo constituida por artículos científicos, libros académicos, informes institucionales, normas técnicas y documentos especializados; en consecuencia, no se generaron datos primarios mediante encuestas, entrevistas, observación de campo o experimentación.

La búsqueda documental consideró Scopus, Web of Science, ScienceDirect, SpringerLink, Emerald Insight, Wiley Online Library, Taylor & Francis, SAGE Journals, IEEE Xplore y Google Scholar, además de los portales institucionales de IFRS Foundation, IFAC, OECD, NIST y World Bank. El periodo de referencia se concentró principalmente entre 2016 y 2026, con inclusión de publicaciones en español e inglés relacionadas con contabilidad, analítica de datos, inteligencia artificial, gestión de riesgos, sistemas de información y toma de decisiones empresariales.

Los criterios de selección priorizaron correspondencia temática con el propósito del artículo, calidad y trazabilidad de la fuente, claridad del aporte, actualidad y utilidad para

comprender aplicaciones, limitaciones y condiciones organizacionales. Se excluyeron materiales duplicados, textos sin relación directa con las categorías analizadas y documentos cuyo origen o contenido no permitiera una valoración académica suficiente.

El análisis se realizó mediante lectura crítica, comparación temática y síntesis analítica. La información se organizó en categorías relativas a fundamentos conceptuales, integración de sistemas, aplicaciones predictivas, tecnologías, beneficios, riesgos, gobernanza y transformación del rol profesional. Esta organización permitió contrastar coincidencias y divergencias entre autores, así como relacionar los planteamientos teóricos con implicaciones gerenciales.

Para preservar el rigor de la revisión se mantuvo la trazabilidad de las referencias utilizadas y se evitó declarar un número total de documentos no respaldado por una bitácora de cribado verificable. El énfasis metodológico se situó, por tanto, en la pertinencia y consistencia de las fuentes efectivamente analizadas, de modo que las conclusiones se deriven de evidencia identificable y no de cifras de selección no documentadas.

Resultados

La revisión evidencia un consenso central: la analítica avanzada amplía el valor de la información contable cuando transforma registros históricos en escenarios útiles para anticipar liquidez, ingresos, costos, presupuestos y exposición al riesgo. Quattrone (2016), Appelbaum et al. (2017) y Wasserbacher y Spindler (2022), convergen en que el aporte no reside únicamente en aumentar la velocidad del cálculo, sino en mejorar la capacidad de comparar alternativas y actuar antes de que las desviaciones se materialicen.

Un segundo hallazgo muestra que la capacidad predictiva depende menos de la complejidad algorítmica que de la calidad de la arquitectura informativa. Knudsen (2020), el World Bank (2021) y el NIST (2023), coinciden en la importancia de la integración semántica, la trazabilidad, la documentación y el gobierno del dato. En consecuencia, los modelos pierden utilidad cuando se alimentan con definiciones inconsistentes, fuentes fragmentadas o procesos de transformación que no pueden ser explicados y auditados.

La evidencia también identifica una tensión respecto del alcance de la automatización. Mientras las herramientas de inteligencia artificial y aprendizaje automático amplían la detección de patrones y la actualización de pronósticos, Munoko et al., (2020), Losbichler y Lehner (2021) e IFAC (2024a), enfatizan que las decisiones con consecuencias materiales requieren supervisión humana, evaluación de sesgos y mecanismos de corrección. El resultado relevante no es la

automatización total, sino una distribución explícita de responsabilidades entre tecnología y juicio profesional.

En este sentido, la literatura revisada sugiere una transformación del rol contable. La automatización reduce tareas repetitivas y desplaza valor hacia la interpretación, la validación de modelos, la comunicación de incertidumbre y el asesoramiento estratégico. Szukits (2022), Oesterreich et al., (2019) y Richins et al., (2017) muestran que la capacidad analítica produce mejores resultados cuando existe orientación digital y participación activa del profesional contable, por lo que la formación tecnológica debe complementarse con criterio financiero y ético.

Tabla 4. *Síntesis de los principales hallazgos de la revisión*

<i>Hallazgo</i>	<i>Evidencia convergente</i>	<i>Implicación gerencial</i>
<i>Anticipación y escenarios</i>	Quattrone (2016); Appelbaum et al. (2017); Wasserbacher y Spindler (2022)	Usar pronósticos como rangos revisables vinculados con acciones y alertas.
<i>Calidad y gobierno del dato</i>	Knudsen (2020); World Bank (2021); NIST (2023)	Priorizar trazabilidad, consistencia semántica, responsables y controles de transformación.
<i>Supervisión y explicabilidad</i>	Munoko et al. (2020); Losbichler y Lehner (2021); IFAC (2024a)	Mantener revisión humana, límites de automatización y mecanismos de corrección.
<i>Transformación profesional</i>	Oesterreich et al. (2019); Richins et al. (2017); Szukits (2022)	Fortalecer competencias analíticas, comunicación de riesgos y asesoramiento estratégico.

Fuente: Boscán (2026)

Discusión

Los resultados permiten interpretar la contabilidad predictiva como una ampliación de la función contable más que como una ruptura con sus fundamentos. La información histórica continúa siendo necesaria para rendición de cuentas y control, pero adquiere un uso adicional cuando se conecta con variables operativas y modelos capaces de representar escenarios. Esta lectura coincide con Rikhardsson y Yigitbasioglu (2018), quienes sitúan la analítica dentro de la

evolución de la contabilidad de gestión, y con Quattrone (2016), quien advierte que la digitalización solo mejora las decisiones cuando se integra con el razonamiento organizacional.

La comparación entre fuentes también cuestiona la idea de que una mayor sofisticación tecnológica produce automáticamente mejores decisiones. Nielsen (2022) y Wasserbacher y Spindler (2022), muestran que la precisión debe evaluarse junto con estabilidad, interpretabilidad y relevancia económica. Por ello, un modelo menos complejo puede ser más apropiado cuando la decisión exige explicación, trazabilidad o control regulatorio. La utilidad gerencial depende de la correspondencia entre el problema, los datos, el modelo y el nivel de riesgo aceptable.

Otro punto de discusión se relaciona con la gobernanza. La integración de ERP, plataformas de inteligencia de negocios, servicios en la nube y modelos predictivos puede reducir la fragmentación, pero también propagar errores con mayor velocidad si las definiciones no son consistentes. En este sentido, Knudsen (2020), el NIST (2023) y la IFRS Foundation (2024a, 2024b), permiten sostener que la gobernanza del dato y del modelo no constituye un componente accesorio, sino la condición que hace posible auditar, explicar y corregir los resultados antes de que influyan en decisiones materiales.

Finalmente, la evidencia respalda una relación complementaria entre automatización y juicio profesional. La tecnología puede ampliar la capacidad de detectar patrones, simular escenarios y actualizar información, pero la definición de objetivos, la valoración de consecuencias y la aceptación del riesgo continúan siendo responsabilidades humanas. Esta conclusión coincide con Jarrahi (2018), Shrestha et al. (2019) y Munoko et al., (2020), y refuerza la necesidad de formar profesionales capaces de cuestionar modelos, comunicar incertidumbre y documentar el fundamento de las decisiones.

Conclusiones

La integración entre contabilidad predictiva e inteligencia gerencial fortalece la toma de decisiones bajo incertidumbre cuando convierte datos históricos y operativos en escenarios transparentes, revisables y vinculados con acciones. La respuesta al propósito del estudio indica que el valor de esta integración no depende de producir una cifra futura única, sino de ampliar la capacidad de anticipar desviaciones, comparar alternativas y reconocer con suficiente oportunidad los riesgos asociados con liquidez, ingresos, costos, presupuestos y continuidad empresarial.

La principal contribución conceptual consiste en articular analítica, sistemas de información, gobierno del dato y juicio profesional dentro de un ciclo continuo de captura,

depuración, modelado, validación, visualización, decisión y retroalimentación. Esta articulación evita reducir la contabilidad predictiva a un algoritmo aislado y muestra que la utilidad del modelo surge cuando sus resultados pueden ser explicados, contrastados con evidencia y corregidos frente a cambios del entorno.

Las aplicaciones examinadas presentan utilidad potencial en flujo de caja, ventas, costos, presupuestos, detección de anomalías, crédito, fraude e insolvencia; sin embargo, esa utilidad no constituye una garantía de precisión o éxito. Los beneficios requieren datos consistentes, objetivos definidos, validación periódica y equipos capaces de interpretar los límites del modelo. De igual manera, los riesgos de sesgo, opacidad, ciberseguridad, privacidad y dependencia tecnológica exigen controles, trazabilidad y supervisión humana proporcional a la materialidad de la decisión.

En el ámbito profesional, la evidencia no respalda una sustitución automática del contador. Por el contrario, se observa un reposicionamiento hacia funciones de interpretación, validación, comunicación de riesgos y asesoramiento estratégico. El conocimiento normativo y financiero mantiene su centralidad, mientras las competencias tecnológicas permiten cuestionar resultados, comprender supuestos y traducir escenarios complejos en opciones comprensibles para la dirección. La responsabilidad final, por tanto, no debe delegarse en sistemas automáticos.

El carácter documental del estudio limita la posibilidad de medir desempeño causal, diferencias sectoriales o efectos longitudinales; asimismo, la revisión no declara un conteo final de documentos al no disponer de una bitácora de cribado completa. Estas limitaciones no invalidan la síntesis conceptual, pero delimitan su alcance. Futuras investigaciones pueden incorporar protocolos reproducibles de búsqueda, estudios comparativos por sector, evaluación longitudinal de desviaciones y análisis de gobernanza y explicabilidad. Desde una perspectiva gerencial, la adopción más consistente es gradual: comenzar con problemas delimitados, indicadores verificables, responsables definidos y protocolos de revisión antes de ampliar el sistema.

Referencias

- Appelbaum, D., Kogan, A., Vasarhelyi, M. A., & Yan, Z. (2017). *Impact of business analytics and enterprise systems on managerial accounting*. International Journal of Accounting Information Systems, 25, 29-44. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2017.03.003>
- Ballou, B., Heitger, D. L., & Stoel, D. (2018). *Data-driven decision-making and its impact on accounting undergraduate curriculum*. Journal of Accounting Education, 44, 14-24. <https://doi.org/10.1016/j.jaccedu.2018.05.003>

- Bergmann, M., Brück, C., Knauer, T., & Schwering, A. (2020). *Digitization of the budgeting process: Determinants of the use of business analytics and its effect on satisfaction with the budgeting process*. Journal of Management Control, 31, 25-54. <https://doi.org/10.1007/s00187-019-00291-y>
- IFAC. (2017). *Blockchain, AI and accounting*. International Federation of Accountants. <https://www.ifac.org/knowledge-gateway/discussion/blockchain-ai-and-accounting>
- IFAC. (2023). *AI and intelligent automation: Disrupting business, elevating the work of accounting and finance professionals*. International Federation of Accountants. <https://www.ifac.org/knowledge-gateway/discussion/ai-intelligent-automation-disrupting-business-elevating-work-accounting-finance-professionals>
- IFAC. (2024a). *Exploring the responsible use of AI in finance and accounting*. International Federation of Accountants. <https://www.ifac.org/knowledge-gateway/discussion/harnessing-innovation-exploring-responsible-use-ai-finance-and-accounting>
- IFAC. (2024b). *Navigating the Gen AI revolution: Implications for the accounting profession*. International Federation of Accountants. <https://www.ifac.org/knowledge-gateway/discussion/navigating-gen-ai-revolution-implications-accounting-profession>
- IFRS Foundation. (2023). *IFRS S1 General requirements for disclosure of sustainability-related financial information*. <https://www.ifrs.org/issued-standards/ifrs-sustainability-standards-navigator/ifrs-s1-general-requirements/>
- IFRS Foundation. (2024a). *Digital financial reporting: Facilitating digital comparability and analysis of financial reports*. <https://www.ifrs.org/content/dam/ifrs/standards/taxonomy/digital-financial-reporting/digitalreportingarticle-april2024.pdf>
- IFRS Foundation. (2024b). *Using the IFRS digital taxonomies: A guide for regulators implementing the IFRS digital taxonomies in a digital filing system*. <https://www.ifrs.org/content/dam/ifrs/standards/taxonomy/general-resources/ifrs-taxonomy-regulators-guide.pdf>
- Issa, H., Sun, T., & Vasarhelyi, M. A. (2016). *Research ideas for artificial intelligence in auditing: The formalization of audit and workforce supplementation*. Journal of Emerging Technologies in Accounting, 13(2), 1-20. <https://doi.org/10.2308/jeta-10511>

- Jarrahi, M. H. (2018). *Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making*. Business Horizons, 61(4), 577-586. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.03.007>
- Knudsen, D. R. (2020). *Elusive boundaries, power relations, and knowledge production: A systematic review of the literature on digitalization in accounting*. International Journal of Accounting Information Systems, 36, 100441. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2019.100441>
- Kokina, J., & Davenport, T. H. (2017). *The emergence of artificial intelligence: How automation is changing auditing*. Journal of Emerging Technologies in Accounting, 14(1), 115-122. <https://doi.org/10.2308/jeta-51730>
- Kurpiela, S., & Teuteberg, F. (2024). *Linking business analytics affordances to corporate strategic planning and decision making outcomes*. Information Systems and e-Business Management, 22(1), 33-60. <https://doi.org/10.1007/s10257-023-00661-z>
- Losbichler, H., & Lehner, O. M. (2021). *Limits of artificial intelligence in controlling and the ways forward: A call for future accounting research*. Journal of Applied Accounting Research, 22(2), 365-382. <https://doi.org/10.1108/JAAR-10-2020-0207>
- Moll, J., & Yigitbasioglu, O. (2019). *The role of internet-related technologies in shaping the work of accountants: New directions for accounting research*. The British Accounting Review, 51(6), 100833. <https://doi.org/10.1016/j.bar.2019.04.002>
- Munoko, I., Brown-Liburd, H. L., & Vasarhelyi, M. A. (2020). *The ethical implications of using artificial intelligence in auditing*. Journal of Business Ethics, 167(2), 209-234. <https://doi.org/10.1007/s10551-019-04407-1>
- Nielsen, S. (2022). *Management accounting and the concepts of exploratory data analysis and unsupervised machine learning: A literature study and future directions*. Journal of Accounting & Organizational Change, 18(5), 811-853. <https://doi.org/10.1108/JAOC-08-2020-0107>
- NIST. (2023). *Artificial Intelligence Risk Management Framework (AI RMF 1.0)*. National Institute of Standards and Technology. <https://doi.org/10.6028/NIST.AI.100-1>
- OECD. (2019a). *Artificial intelligence in society*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/eedfee77-en>

- OECD. (2019b). *Recommendation of the Council on Artificial Intelligence*. <https://legalinstruments.oecd.org/en/instruments/OECD-LEGAL-0449>
- Oesterreich, T. D., & Teuteberg, F. (2019). *The role of business analytics in the controllers and management accountants' competence profiles: An exploratory study on individual-level data*. *Journal of Accounting & Organizational Change*, 15(2), 330-356. <https://doi.org/10.1108/JAOC-10-2018-0097>
- Oesterreich, T. D., Teuteberg, F., Bensberg, F., & Buscher, G. (2019). *The controlling profession in the digital age: Understanding the impact of digitisation on the controller's job roles, skills and competences*. *International Journal of Accounting Information Systems*, 35, 100432. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2019.100432>
- Pisoni, G., Molnár, B., & Tarcsi, Á. (2024). *Knowledge management and data analysis techniques for data-driven financial companies*. *Journal of the Knowledge Economy*, 15(3), 13374-13393. <https://doi.org/10.1007/s13132-023-01607-z>
- Quattrone, P. (2016). *Management accounting goes digital: Will the move make it wiser?* *Management Accounting Research*, 31, 118-122. <https://doi.org/10.1016/j.mar.2016.01.003>
- Richins, G., Stapleton, A., Stratopoulos, T. C., & Wong, C. (2017). *Big data analytics: Opportunity or threat for the accounting profession?* *Journal of Information Systems*, 31(3), 63-79. <https://doi.org/10.2308/isisys-51805>
- Rikhardsson, P., & Yigitbasioglu, O. (2018). *Business intelligence and analytics in management accounting research: Status and future focus*. *International Journal of Accounting Information Systems*, 29, 37-58. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2018.03.001>
- Schnegg, M., & Möller, K. (2022). *Strategies for data analytics projects in business performance forecasting: A field study*. *Journal of Management Control*, 33, 241-271. <https://doi.org/10.1007/s00187-022-00338-7>
- Shrestha, Y. R., Ben-Menahem, S. M., & von Krogh, G. (2019). *Organizational decision-making structures in the age of artificial intelligence*. *California Management Review*, 61(4), 66-83. <https://doi.org/10.1177/0008125619862257>
- Szukits, Á. (2022). *The illusion of data-driven decision making: The mediating effect of digital orientation and controllers' added value in explaining organizational implications of*

advanced analytics. Journal of Management Control, 33, 403-446.
<https://doi.org/10.1007/s00187-022-00343-w>

Wasserbacher, H., & Spindler, M. (2022). *Machine learning for financial forecasting, planning and analysis: Recent developments and pitfalls*. Digital Finance, 4(1), 63-88.
<https://doi.org/10.1007/s42521-021-00046-2>

World Bank. (2021). World Development Report 2021: Data for better lives. World Bank.
<https://www.worldbank.org/en/publication/wdr2021>