

**Inteligencia artificial en los procesos de auditoría financiera, una revisión sistemática de
literatura sobre la gestión humana en el control financiero**

Kelly Lorena Baquero Pinzón

Jorge Andrés Delgado Coronado

Asesora

Angela Mayellis Melo Hidalgo

Universidad Nacional Abierta y a Distancia UNAD

Escuela de Ciencias Administrativas, Contables, Económicas y de Negocios ECACEN

Maestría en Gestión Financiera

2025

Resumen

Esta monografía presenta una revisión sistemática de literatura centrada en el impacto de la inteligencia artificial (IA) en la auditoría financiera, enfatizando sus implicaciones técnicas, éticas y humanas. A través del protocolo PRISMA, se analizaron 20 estudios académicos publicados en los últimos diez años, extraídos de bases científicas reconocidas que conforman la base estructural del análisis. Los hallazgos evidencian que la IA ha transformado profundamente los procesos de auditoría al permitir la automatización de tareas repetitivas, el análisis masivo de datos y la implementación de auditorías continuas, lo que ha mejorado la eficiencia, la trazabilidad y la cobertura de los procedimientos financieros. No obstante, la incorporación de estas tecnologías también plantea desafíos relevantes, la posible pérdida de habilidades críticas en los auditores, la necesidad de adaptación organizacional, los riesgos asociados a la confusión algorítmica y la necesidad urgente de establecer marcos éticos y regulatorios que garanticen un uso responsable. En este contexto, la figura del auditor humano no se ve desplazada sino resignificada como supervisor estratégico y garante del juicio profesional lo cual demanda nuevas competencias tecnológicas y reflexivas. Además de analizar las transformaciones actuales, esta investigación propone futuras líneas de investigación, como el diseño de modelos financieros que integren IA con principios de sostenibilidad, la evaluación del impacto de la automatización sobre la rentabilidad y el riesgo financiero en entornos auditados. En conclusión, el uso ético y bien regulado de la IA representa una oportunidad para fortalecer la auditoría financiera y contribuir al control eficiente y transparente de las organizaciones.

Palabras claves: Inteligencia artificial, auditoría financiera, recursos humanos, administración financiera, ética

Abstract

This monograph presents a systematic literature review focused on the impact of Artificial Intelligence (AI) on financial auditing, emphasizing its technical, ethical, and human implications. Using the PRISMA protocol, 20 academic studies published in the last ten years and extracted from reputable scientific databases were analyzed, forming the structural basis of the research. The findings show that AI has profoundly transformed auditing processes by enabling the automation of repetitive tasks, mass data analysis, and the implementation of continuous audits, which have improved the efficiency, traceability, and coverage of financial procedures. However, the integration of these technologies also presents significant challenges, such as the potential loss of critical skills in auditors, the need for organizational adaptation, the risks associated with algorithmic confusion, and the urgent need to establish ethical and regulatory frameworks to ensure responsible use. In this context, the human auditor is not displaced but redefined as a strategic supervisor and guarantor of professional judgment, which requires new technological and reflective competencies. In addition to analyzing current transformations, this research proposes future lines of inquiry, such as designing financial models that integrate AI with sustainability principles and assessing the impact of automation on profitability and financial risk in audited environments. In conclusion, the ethical and well-regulated use of AI represents an opportunity to strengthen financial auditing and contribute to the efficient and transparent control of organizations.

Keywords: Artificial Intelligence, Financial Auditing, Human Resources, Financial Management, Ethics.

Tabla de Contenido

Objetivos	14
Problema	15
Marco Teórico.....	17
Metodología	32
Resultados	40
Discusión.....	72
Conclusiones.....	82
Referencias Bibliográficas	84

Lista de Tablas

Tabla 1 <i>Criterios PRISMA</i>	35
Tabla 2 <i>Resumen registro PRISMA.</i>	38
Tabla 3 <i>Resultado proceso PRISMA.</i>	47
Tabla 4 <i>Clasificación de autores por enfoques teóricos.</i>	50
Tabla 5 <i>Tabla de subcategorías de análisis.</i>	52
Tabla 6 <i>Relevancia del rol de la gestión humana en auditoría con IA.</i>	66
Tabla 7 <i>Implicaciones éticas y operativas.</i>	68
Tabla 8 <i>Tabla comparativa de posturas divergentes.</i>	75

Lista de Figuras

Figura 1 <i>Diagrama de flujo PRISMA</i>	36
Figura 2 <i>Mapa de calor temático</i>	41
Figura 3 <i>Distribución de publicaciones por año</i>	43
Figura 4 <i>Distribución citas por año de publicación</i>	44
Figura 5 <i>Distribución de la depuración en proceso PRISMA</i>	46
Figura 6 <i>Modelo conceptual</i>	70
Figura 7 <i>Diagrama sistémico</i>	74

Introducción

La inteligencia artificial (IA) se ha consolidado como una de las tecnologías más transformadoras del siglo XXI dada su capacidad para replicar procesos cognitivos humanos como el análisis de datos, la toma de decisiones y el aprendizaje automatizado (Appelbaum, Kogan & Vasarhelyi, 2017). Estas capacidades han originado lo que hoy se denomina “empleados digitales”: sistemas informáticos que operan de forma continua, sin descanso, y con niveles de eficiencia difíciles de igualar por una persona. Lejos de ser una promesa futurista, la IA ya es una realidad cotidiana que redefine la forma en que trabajamos, producimos y auditamos.

Este fenómeno ha impactado todos los sectores económicos, desde la manufactura hasta la medicina, pasando por el comercio, la educación y, de forma significativa, la auditoría financiera. En estos campos, la IA ha logrado acelerar procesos, reducir errores, aumentar la trazabilidad y generar nuevas oportunidades para el análisis estratégico (Jagatheesaperumal et al., 2022; Díaz-Rodríguez et al., 2023). Casos como el uso de MindBridge AI en firmas auditoras que detecta patrones anómalos en transacciones contables, o el software ACL Analytics, empleado en auditorías públicas en Canadá, demuestran cómo la implementación tecnológica puede aumentar la cobertura y eficacia de los procedimientos sin comprometer la rigurosidad (Fedyk et al., 2022; Truby, 2020).

Sin embargo, el entusiasmo tecnológico viene acompañado de interrogantes complejos. La automatización de decisiones puede disminuir la necesidad de análisis crítico humano especialmente si se utilizan algoritmos sin comprender a fondo sus mecanismos y limitaciones (Munoko, Brown-Liburd & Vasarhelyi, 2020). Esta situación abre el riesgo de generar una auditoría superficial o dependiente de sistemas confusos, particularmente en contextos donde los

datos pueden estar sesgados o mal estructurados (Mokander & Floridi, 2021; Liu et al., 2022). Incluso en casos exitosos, como la integración de IA en la auditoría de procesos de sostenibilidad (Castka, Searcy & Fischer, 2020), se han identificado dilemas éticos relacionados con la transparencia de los criterios de evaluación y la delegación de responsabilidades.

El desarrollo acelerado de estas tecnologías supera muchas veces la capacidad de reacción de las instituciones, marcos normativos y estructuras educativas. Aunque la IA permite liberar a los auditores de tareas repetitivas para que puedan enfocarse en el análisis estratégico también exige nuevas competencias técnicas, mayor formación ética y adaptabilidad constante (Bullock, Young & Wang, 2020; Damerji & Salimi, 2021). Además, los marcos regulatorios actuales muestran rezagos frente al avance tecnológico lo que genera vacíos de responsabilidad y aumenta el riesgo de decisiones automatizadas sin la debida supervisión profesional (Mokander et al., 2022).

En este contexto, el caso de éxito de auditorías automatizadas en empresas como Deloitte, KPMG o EY, debe analizarse junto a experiencias menos positivas, como los errores algorítmicos en sistemas de auditoría fiscal que terminaron afectando injustamente a contribuyentes debido a clasificaciones sesgadas (Hardy & Harvey, 2020; Landers & Behrend, 2023). Estos contrastes muestran que no basta con adoptar IA: es imprescindible hacerlo desde una perspectiva estratégica, crítica y responsable.

La auditoría financiera, históricamente basada en el juicio humano, la experiencia y la ética profesional, se enfrenta hoy a una transformación de fondo. Herramientas como el análisis continuo de transacciones, el uso de big data para detectar anomalías o los sistemas de aprendizaje automático para prever riesgos contables están cambiando la forma en que se recolecta, verifica y valida la información (Huang & Vasarhelyi, 2019; Commerford et al.,

2022). En paralelo, se requieren nuevos marcos de implementación que aseguren la trazabilidad de los procesos, el respeto por los principios éticos y el mantenimiento de las competencias críticas del auditor (Oluleye et al., 2023; Mokander et al., 2021).

Por lo tanto, esta monografía se inscribe en la necesidad de generar una reflexión profunda sobre la transformación tecnológica de la auditoría. Lejos de rechazar la innovación, se propone analizarla con sentido crítico, reconociendo tanto sus beneficios como sus riesgos. A través de una revisión sistemática de literatura científica, se busca examinar el papel de la IA en la auditoría financiera con énfasis en sus implicaciones sobre la gestión humana, la ética profesional y el control financiero (Han et al., 2023; Knechel, Thomas & Driskill, 2020). El trabajo explora casos de implementación reales, desafíos normativos, tensiones éticas y posibles líneas futuras de investigación en finanzas, como el análisis del retorno de inversión en IA o su uso como herramienta predictiva para la detección de fraudes contables.

Esta monografía se inscribe en ese debate. A través de una revisión sistemática de literatura científica reciente, se propone analizar el papel que la inteligencia artificial está desempeñando en los procesos de auditoría financiera, con especial énfasis en sus implicaciones sobre la gestión humana, el juicio profesional y el control financiero. El objetivo es ofrecer una visión integral que articule lo técnico, lo ético y lo organizacional, reconociendo tanto los aportes como los desafíos que esta tecnología representa para la profesión auditora (Han et al., 2023; Knechel, Thomas & Driskill, 2020).

La pregunta ya no es si la IA va a transformar la auditoría, sino cómo podemos garantizar que dicha transformación sea positiva, sostenible y centrada en el valor humano. En esa búsqueda, esta monografía pretende aportar una mirada integral que articule lo técnico, lo ético y

lo organizacional, reconociendo que, en tiempos de algoritmos, el juicio profesional sigue siendo insustituible.

Justificación

La IA ha dejado de ser un concepto futurista para convertirse en una realidad que está transformando de manera acelerada múltiples sectores, entre ellos, la auditoría financiera. Su aplicación en esta disciplina no solo ha revolucionado tareas operativas, sino que también ha generado nuevas preguntas sobre el rol que debe jugar el auditor humano frente a los sistemas inteligentes. Esta revisión sistemática de literatura se justifica en la necesidad de comprender con mayor profundidad cómo la IA está reconfigurando la práctica profesional, qué desafíos trae consigo y cuáles son los límites éticos y técnicos que no deben pasarse por alto.

Uno de los principales aportes de esta revisión es evidenciar que la IA ha facilitado el análisis de grandes volúmenes de datos, la detección de patrones atípicos y la automatización de procesos que antes eran intensivos en tiempo y recursos (Appelbaum, Kogan & Vasarhelyi, 2017; Huang & Vasarhelyi, 2019). Estas capacidades han mejorado la eficiencia del trabajo auditor, permitiendo un enfoque más estratégico sobre los riesgos financieros. Sin embargo, esta misma automatización ha generado inquietudes en torno a la dependencia excesiva de los sistemas tecnológicos, sobre todo cuando las decisiones dejan de pasar por el filtro del juicio humano.

Si bien la IA puede apoyar al auditor, no lo reemplaza. La mayoría de los estudios revisados insisten en que la intervención humana sigue siendo clave para interpretar los resultados generados por algoritmos, validar hallazgos y tomar decisiones con criterios éticos (Fedyk et al., 2022; Commerford et al., 2022). En contextos complejos donde no basta con el procesamiento de datos el criterio del auditor se convierte en un recurso irremplazable especialmente cuando se trata de discernir entre lo técnicamente correcto y lo moralmente adecuado.

Además, esta investigación se justifica por su capacidad de aportar una mirada crítica sobre las implicaciones de confiar en tecnologías que aún presentan importantes desafíos. Uno de los temas más relevantes identificados en la literatura es la falta de transparencia algorítmica. Muchos modelos de IA funcionan como cajas negras que procesan información y generan resultados sin que sea posible entender con claridad cómo llegaron a sus conclusiones (Bullock, Young & Wang, 2020; Díaz-Rodríguez et al., 2023). Esto representa un riesgo considerable en auditoría, donde la trazabilidad y la justificación de cada decisión son fundamentales para asegurar la confiabilidad del proceso.

A lo anterior se suman los riesgos asociados a sesgos en los datos o en los propios algoritmos. Estudios como el de Díaz-Rodríguez et al. (2023) señalan que los modelos de IA, si no están bien diseñados y supervisados pueden reproducir errores o sesgos históricos que terminan generando decisiones injustas o poco objetivas. En este sentido, la revisión reafirma la importancia de fortalecer la supervisión humana sobre las herramientas inteligentes, así como la necesidad de establecer marcos éticos y regulatorios sólidos que orienten su aplicación.

Otro aspecto que fundamenta esta investigación es el reconocimiento de que la implementación de IA en auditoría no se limita al ámbito tecnológico. Implica transformaciones profundas en la cultura organizacional, en la forma de gestionar los equipos y en las competencias que se espera desarrollar. Autores como Damerji y Salimi (2021) y Han et al. (2023) coinciden en que el éxito de estas herramientas depende en gran parte de la disposición del capital humano para adoptarlas, del rediseño de los procesos internos y de la construcción de una cultura ética que promueva su uso responsable.

Desde esta perspectiva el valor de la presente revisión radica en que no se limita a exponer los beneficios técnicos de la IA sino que propone una comprensión más amplia del

fenómeno. En lugar de asumir una postura positiva o crítica sin matices, la revisión busca aportar un análisis equilibrado, reconociendo que la IA tiene un potencial enorme, pero también desafíos que no pueden minimizarse.

Finalmente, esta revisión se justifica por su pertinencia frente al momento histórico que vive la profesión auditora. El avance de la IA es inevitable y, como lo indican Appelbaum, Kogan y Vasarhelyi (2017), no se trata de detener su llegada, sino de prepararse para ella. Comprender sus alcances, límites y riesgos es clave para que los auditores puedan adaptarse sin perder el control del proceso. Esta investigación ofrece así un insumo valioso para fortalecer la práctica profesional, formular políticas organizacionales y fomentar una adopción ética, estratégica y sostenible de estas tecnologías.

Objetivos

Objetivo General

Analizar el impacto de la inteligencia artificial en los procesos de auditoría financiera mediante una revisión sistemática de literatura, identificando sus implicaciones éticas, operativas y profesionales, evaluando si su implementación representa una amenaza o una oportunidad para el rol del auditor humano.

Objetivos Específicos

Desarrollar una revisión sistemática de literatura científica que permita identificar y clasificar los enfoques predominantes sobre la aplicación de la IA en la auditoría financiera durante los últimos 15 años.

Analizar los hallazgos teóricos y empíricos de los documentos seleccionados con el fin de comprender cómo la IA está transformando los procesos de auditoría, destacando los beneficios, limitaciones y cambios en las funciones del auditor.

Examinar las implicaciones éticas y operativas que conlleva la integración de tecnologías basadas en IA en la auditoría financiera, con énfasis en el equilibrio entre la automatización y la responsabilidad profesional del auditor.

Problema

La rápida evolución de la inteligencia artificial (IA) ha comenzado a transformar profundamente los procesos tradicionales de auditoría financiera promoviendo prácticas más automatizadas basadas en el análisis masivo de datos y con una notable mejora en la eficiencia operativa. Tecnologías como el aprendizaje automático, el análisis predictivo y la automatización robótica de procesos están redefiniendo la forma en que se identifican riesgos, se ejecutan procedimientos de auditoría y se toman decisiones profesionales (Appelbaum, Kogan y Vasarhelyi, 2017). Esta transformación digital ha generado grandes expectativas sobre la capacidad de la IA para optimizar el control financiero, pero también ha abierto un debate crítico sobre los nuevos desafíos que surgen en este contexto.

Entre los principales desafíos se destaca la redefinición del rol del auditor humano. La literatura analizada en esta revisión sistemática es consistente al señalar que, si bien la IA no reemplaza totalmente el juicio del auditor, sí modifica de manera significativa su papel dentro del proceso (Munoko, Brown-Liburd y Vasarhelyi, 2020; Manita et al., 2020). Lo que antes era un trabajo centrado en la ejecución de tareas repetitivas, ahora requiere mayor enfoque en el análisis, la validación de resultados generados por algoritmos y la toma de decisiones con criterios éticos y estratégicos. Esta reconfiguración exige un perfil profesional renovado que combine competencias técnicas en herramientas digitales con pensamiento crítico y sensibilidad ética.

A medida que se amplía el uso de algoritmos en los entornos de auditoría también se intensifican las preocupaciones relacionadas con sus implicaciones éticas. La confusión de algunos modelos de IA, la posibilidad de que se reproduzcan sesgos en los datos de entrada y la excesiva confianza en sistemas automáticos han puesto en tela de juicio la transparencia y la

imparcialidad de los procesos auditables. Huang y Vasarhelyi (2019) advierten que incluso los sistemas más sofisticados pueden contener errores o tomar decisiones injustificadas si no están adecuadamente supervisados. Por esto, resulta imprescindible preservar el juicio humano como elemento de control, especialmente, cuando están en juego decisiones financieras críticas que afectan a múltiples actores.

Desde esta perspectiva el presente trabajo se propone contribuir al debate contemporáneo sobre el impacto de la IA en la auditoría financiera, analizando no solo sus beneficios técnicos, sino también los retos éticos, profesionales y humanos que acompañan su implementación. Al desarrollar una revisión sistemática de la literatura académica reciente se busca ofrecer una mirada integral que reconozca tanto las oportunidades de innovación como los riesgos que pueden comprometer la función social de la auditoría. Este análisis cobra especial relevancia en un entorno donde el cambio tecnológico avanza más rápido que las respuestas institucionales, y donde el equilibrio entre automatización y supervisión humana es cada vez más necesario.

Marco Teórico

Vivimos una era en la que la transformación digital no es un fenómeno secundario ni una moda pasajera, sino una condición estructural que redefine el funcionamiento de casi todos los sectores económicos. En este contexto, la inteligencia artificial (IA) ha irrumpido con fuerza como una tecnología de propósito general, transformando desde la medicina hasta el comercio, desde la educación hasta, por supuesto, el ámbito financiero. En particular, el uso de IA en la auditoría financiera se presenta como un campo emergente y lleno de oportunidades pero también de dilemas complejos que no pueden abordarse únicamente desde una mirada técnica (Appelbaum, Kogan & Vasarhelyi, 2017; Fedyk et al., 2022; Mokander, Axente, Casolari & Floridi, 2022).

El objetivo de este marco teórico es explorar, desde un enfoque integral, los principales aportes teóricos que fundamentan la adopción de la IA en los procesos de auditoría. Este análisis no se limita a las mejoras técnicas o a la eficiencia operativa, sino que aborda también las implicaciones éticas, organizacionales, regulatorias y humanas que conlleva esta transformación (Bullock et al., 2020; Castka, Searcy & Fischer, 2020). Desde tecnologías como el machine learning y la automatización robótica de procesos (RPA), hasta debates sobre sesgos algorítmicos y vacíos regulatorios, este recorrido teórico permite comprender las tensiones, retos y oportunidades de una auditoría digital potenciada por la inteligencia artificial.

La revisión considera estudios recientes sobre la evolución de la profesión auditora, marcos éticos para sistemas inteligentes, transformaciones culturales dentro de las firmas auditoras y experiencias prácticas de implementación tecnológica en distintos contextos (Gronlund & Aanestad, 2020; Damerji & Salimi, 2021; Kocak et al., 2024). Con este sustento, se plantea una lectura crítica y estructurada del fenómeno, preparando el terreno para el análisis de resultados de la revisión bibliográfica sistemática.

Tecnologías Emergentes Aplicadas a la Auditoría

La irrupción de tecnologías emergentes ha generado una disrupción significativa en los métodos tradicionales de auditoría. Herramientas como la IA, el Big Data, la tecnología blockchain, los lenguajes extensibles como XBRL y la automatización robótica de procesos (RPA) han reconfigurado por completo la forma en que se recopila, procesa y verifica la información financiera (Appelbaum, Kogan & Vasarhelyi, 2017; Han et al., 2023; Diaz-Rodriguez et al., 2023; Yu, Yang & Sinnott, 2019). Estas tecnologías han permitido dejar atrás prácticas basadas exclusivamente en muestreo o revisión manual, para abrir paso a procesos analíticos más profundos, continuos y orientados a datos en tiempo real.

La inteligencia artificial, en particular, permite analizar grandes volúmenes de datos transaccionales con una precisión creciente reduciendo el error humano y detectando patrones o anomalías que tradicionalmente pasaban desapercibidos (Fedyk et al., 2022; Huang & Vasarhelyi, 2019). Blockchain introduce una nueva dimensión en la trazabilidad de la información al garantizar la integridad y la inmutabilidad de los registros contables (Garanina, Ranta & Dumay, 2022; Krieger, Drews & Velte, 2021). Por su parte, XBRL ha facilitado la estandarización de la información financiera y su lectura automática por sistemas inteligentes (Mosteanu & Faccia, 2020).

No menos relevante es la contribución de metodologías híbridas y plataformas como METRICS originalmente pensadas para el campo médico (Kocak et al., 2024; Houwen et al., 2022), pero con potencial de adaptación para entornos financieros dada su capacidad de validar la calidad y aplicabilidad de modelos predictivos.

Automatización y Eficiencia en los Procesos de Auditoría

La automatización es quizás uno de los pilares más visibles del impacto de la IA en los procesos de auditoría. En particular, la implementación de herramientas como RPA (Automatización Robótica de Procesos), aprendizaje automático y sistemas expertos ha permitido redefinir las tareas rutinarias que antes eran intensivas en tiempo y recursos. Como lo explican Huang y Vasarhelyi (2019), la RPA ha facilitado la ejecución sistemática de pruebas de controles, la conciliación de cuentas y la validación de registros sin intervención humana directa, lo que acelera los tiempos de respuesta y mejora la precisión.

Desde una perspectiva estratégica, la auditoría continua —una práctica potenciada por el uso de IA— permite la recolección y análisis permanente de datos, lo que transforma la naturaleza reactiva de las auditorías tradicionales en una modalidad proactiva (Appelbaum, Kogan & Vasarhelyi, 2017). Esta evolución se traduce en alertas tempranas frente a irregularidades, una mayor cobertura de análisis y una reducción significativa de errores humanos. El uso de algoritmos puede incluso ejecutar revisiones contables diarias lo cual reduce la necesidad de procesos acumulativos al cierre del periodo contable (Fedyk et al., 2022).

Los beneficios en eficiencia no se limitan al tiempo o a la cobertura. También hay mejoras notables en la calidad de los hallazgos y en la capacidad de auditar grandes volúmenes de datos no estructurados como correos electrónicos, contratos o reportes financieros narrativos. Esta nueva dimensión de análisis incrementa el valor agregado que el auditor puede ofrecer a la organización, ya que se convierte en un actor clave en la identificación de riesgos emergentes y oportunidades estratégicas (Kend & Nguyen, 2020).

Adicionalmente, la eficiencia operativa se traduce en una redistribución del esfuerzo humano hacia actividades de mayor valor agregado. La automatización no implica necesariamente la sustitución del auditor sino su liberación de tareas mecánicas para centrarse en

el juicio crítico, la interpretación contextual y el análisis de impacto. De hecho, como lo sostienen Oakden-Rayner et al. (2022), la interacción humano-máquina bien diseñada puede elevar la productividad total del proceso auditor.

No obstante, esta automatización también implica desafíos de integración tecnológica, estandarización de procesos y adaptación de los sistemas de control internos. La transformación no es meramente operativa sino cultural y requiere una visión sistémica del cambio que trascienda la simple adquisición de software. Por ello, organizaciones como la OCDE y la IFAC han comenzado a emitir lineamientos para orientar esta transición de forma ética, eficiente y sostenible (Díaz-Rodríguez et al., 2023; Mokander et al., 2021).

Gestión Humana y Cambio Organizacional

La transformación digital que impulsa la IA en la auditoría no solo revoluciona los procesos técnicos, sino que también reconfigura profundamente el papel del auditor humano y la cultura organizacional en la que opera. Con la automatización de tareas repetitivas y analíticas, el auditor ya no es únicamente un ejecutor de pruebas, sino que se convierte en un supervisor crítico de sistemas automatizados, un estratega en la interpretación de resultados y un evaluador ético de decisiones algorítmicas (Munoko, Brown-Liburd & Vasarhelyi, 2020).

Esta transición exige nuevas habilidades. Ya no basta con tener conocimientos contables y de normas de auditoría, ahora se requiere dominio en herramientas tecnológicas, pensamiento computacional, análisis de datos y una comprensión profunda de los sesgos algorítmicos. Como señalan Damerji y Salimi (2021), la percepción de utilidad de la IA en contabilidad y auditoría está directamente mediada por la preparación tecnológica de los usuarios y por sus actitudes hacia el cambio digital.

Pero el cambio no es únicamente individual. A nivel organizacional, la adopción de IA implica una transformación cultural que enfrenta múltiples barreras. La resistencia al cambio, el temor a la sustitución laboral, la falta de confianza en los algoritmos y la rigidez de estructuras jerárquicas tradicionales son algunos de los factores que dificultan la transición (Manita et al., 2020). Estos desafíos requieren de estrategias de gestión del cambio bien estructuradas, programas de formación continua, comunicación efectiva y liderazgo comprometido con la innovación.

Además, el rediseño de roles dentro de las firmas de auditoría exige también nuevas formas de colaboración interdisciplinaria. Como señalan Gronsund y Aanestad (2020), los entornos híbridos donde humanos y algoritmos interactúan (bajo esquemas human-in-the-loop) requieren no solo ajustes técnicos sino una comprensión profunda de las interdependencias sociales y cognitivas que emergen. Esto demanda una mayor empatía organizacional, diseño centrado en el usuario y mecanismos de retroalimentación permanente. Por otra parte, la transformación también plantea dilemas éticos y sociales. ¿Quién es responsable si un sistema de IA falla en una auditoría crítica? ¿Qué nivel de supervisión humana se requiere? ¿Cómo se construyen relaciones de confianza en un entorno dominado por automatización? La gestión humana debe incorporar una mirada ética a estas tensiones, reconociendo que el auditor sigue siendo el garante último del juicio profesional, aun cuando medie una máquina (Landers & Behrend, 2023; Mokander & Floridi, 2021).

Resumidamente, el éxito de la IA en auditoría no dependerá exclusivamente de la sofisticación tecnológica, sino de la capacidad humana y organizacional para adaptarse, aprender y colaborar en un ecosistema de innovación responsable. Tal como lo demuestran Fedyk et al. (2022), las firmas que han logrado integrar de manera efectiva la IA no son necesariamente las

más grandes o con más recursos, sino aquellas que han apostado por el desarrollo de competencias humanas alineadas con el cambio tecnológico.

Ética y Gobernanza de la Inteligencia Artificial

La implementación de IA en auditoría financiera trae consigo no solo beneficios operativos, sino también una serie de dilemas éticos y desafíos de gobernanza que no pueden ignorarse. A medida que los algoritmos se integran en los procesos de toma de decisiones y análisis, aumenta el riesgo de reproducir sesgos, cometer errores opacos o violar principios fundamentales de justicia y transparencia (Munoko, Brown-Liburd & Vasarhelyi, 2020). Esto plantea una urgencia: ¿cómo garantizar que la IA en auditoría se utilice de forma justa, segura y ética?

Una de las preocupaciones más críticas tiene que ver con la incertidumbre algorítmica. Muchos de los modelos de IA, especialmente aquellos basados en aprendizaje profundo operan como cajas negras haciendo difícil para los auditores, e incluso para los propios programadores, comprender cómo se generan ciertos resultados (Landers & Behrend, 2023). Esta falta de explicabilidad no solo afecta la confianza de los usuarios sino que también dificulta el cumplimiento normativo y la rendición de cuentas.

En respuesta a este escenario, se ha propuesto el concepto de auditoría ética de la IA entendida como una práctica sistemática para evaluar el cumplimiento de principios como la equidad, la no discriminación, la transparencia, la privacidad y la rendición de cuentas (Mokander & Floridi, 2021). Estos enfoques apelan a una nueva dimensión de la auditoría que ya no se limita a cifras y procedimientos sino que se extiende a la supervisión de sistemas tecnológicos con implicaciones sociales profundas (Mokander, Morley, Taddeo & Floridi, 2021).

El desarrollo de marcos de gobernanza para la IA también ha ganado relevancia. Documentos como los principios éticos de la OCDE, las directrices del High-Level Expert Group on AI de la Unión Europea y los lineamientos de entidades como la IESBA o la IFAC, abogan por sistemas de IA que sean confiables, centrados en el ser humano, y que respeten los valores democráticos y los derechos fundamentales (Díaz-Rodríguez et al., 2023). Estos marcos ofrecen una guía importante para adaptar los códigos de ética profesional a la era digital.

Además, las decisiones algorítmicas deben ser auditables, es decir, susceptibles de revisión crítica e independiente. Esto exige estándares de trazabilidad, documentación técnica clara, y criterios explícitos sobre el entrenamiento de los modelos. Liu et al. (2022) y Cabitza & Campagner (2021) subrayan la necesidad de auditorías algorítmicas que vayan más allá del desempeño técnico e incluyan variables éticas y sociales. La creación de checklists para autoevaluación ética y mecanismos de monitoreo postmercado son pasos importantes en esa dirección. Sin embargo, como plantea Floridi y su equipo (Mokander et al., 2022), auditar la ética de la IA no es una tarea neutral ni sencilla. Implica juicios de valor, decisiones sobre qué métricas importan más y, en muchos casos, negociar tensiones entre eficiencia y equidad. De ahí que no se pueda delegar este tipo de supervisión solo a sistemas automatizados, el juicio humano sigue siendo imprescindible para balancear los fines tecnológicos con los valores sociales.

En definitiva, la ética y la gobernanza de la IA no son elementos accesorios sino dimensiones centrales para el uso responsable de estas tecnologías en auditoría. Integrarlas desde el diseño, fomentar la participación interdisciplinaria y promover una cultura organizacional orientada a la responsabilidad algorítmica, son claves para evitar que los riesgos terminen opacando las oportunidades que trae consigo esta revolución tecnológica.

Marco Normativo y Regulatorio para la Auditoría con IA

A medida que la IA se incorpora a los procesos de auditoría financiera se hace evidente una brecha entre el avance tecnológico y el desarrollo normativo que lo regula. La velocidad con la que evolucionan las herramientas digitales supera, en muchos casos, la capacidad de los marcos legales y éticos para adaptarse a los nuevos escenarios. Esto plantea una pregunta fundamental para los reguladores y profesionales del sector: ¿cómo establecer normas que acompañen la innovación sin frenarla?

Actualmente, no existe una regulación uniforme y vinculante a nivel global sobre el uso de IA en auditoría. Sin embargo, diversos organismos multilaterales han promovido principios y recomendaciones para guiar su implementación responsable. En Europa, la propuesta de Artificial Intelligence Act busca establecer un enfoque basado en el riesgo, donde se distinguen los sistemas de IA por niveles de criticidad y se establecen obligaciones específicas para cada caso (Mokander, Axente, Casolari & Floridi, 2022). Esta propuesta resalta la importancia de la evaluación de conformidad y el monitoreo posterior al mercado reconociendo el rol de la auditoría como mecanismo de control ex post. En paralelo, la OCDE, el Consejo de Europa, la UNESCO, la IFAC e incluso el G20 han impulsado principios rectores sobre IA centrados en la transparencia, la explicabilidad, la responsabilidad y la justicia algorítmica (Díaz-Rodríguez et al., 2023). Si bien estas iniciativas no tienen fuerza legal directa están moldeando las expectativas éticas y técnicas que deberán cumplir las organizaciones que adopten IA incluyendo las firmas de auditoría.

No obstante, esta normatividad incipiente enfrenta desafíos considerables. Por un lado, la dificultad técnica para auditar sistemas complejos, como redes neuronales profundas o modelos de aprendizaje no supervisado. Por otro lado, la falta de consenso sobre qué medidas deben considerarse relevantes para evaluar la equidad o la explicabilidad de los algoritmos. Liu et al.

(2022) y Krieger y Velte (2021) señalan que los vacíos en estándares técnicos y éticos dificultan tanto la regulación como la rendición de cuentas. Asimismo, el uso de tecnologías emergentes como blockchain, robótica y big data en auditoría plantea nuevos retos legales sobre la privacidad de los datos, la propiedad de los modelos y la responsabilidad en caso de fallos. Truby (2020) argumenta que gobernar la IA para el bien público implica alinear sus usos con los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) y generar normativas que prioricen la equidad y la sostenibilidad en su aplicación.

En el contexto latinoamericano, la regulación aún es incipiente, aunque comienzan a surgir lineamientos sectoriales y códigos de ética que intentan incorporar elementos digitales. Sin embargo, como alertan Mosteanu y Faccia (2020), el desfase entre lo que la tecnología permite y lo que la normativa contempla puede traducirse en brechas de control que comprometen la calidad y confiabilidad del proceso auditor. Por esto se hace urgente una colaboración activa entre actores técnicos, legales y éticos para construir marcos regulatorios adaptativos. Estos deben equilibrar el incentivo a la innovación con la protección de los derechos fundamentales, especialmente en contextos de alta sensibilidad como la auditoría financiera. A medida que la IA continúe transformando el sector, el desarrollo normativo deberá dejar de ser una tarea reactiva para convertirse en una estrategia anticipatoria y participativa.

Modelos y Propuestas Metodológicas para Auditoría con IA

La creciente incorporación de IA en la auditoría financiera ha impulsado el diseño de nuevos modelos metodológicos que permitan integrar estas tecnologías sin perder de vista los principios fundamentales de la profesión: independencia, objetividad y juicio profesional. La literatura especializada ha respondido con propuestas de frameworks híbridos, donde se combina la automatización algorítmica con el rol insustituible del auditor humano.

Uno de los primeros desafíos metodológicos es cómo estructurar una auditoría en entornos tecnológicos complejos. Xiao y Watson (2019) ofrecen una guía robusta para llevar a cabo revisiones sistemáticas de literatura, que también resulta útil para construir marcos conceptuales sólidos sobre auditoría tecnológica. Commerford, Dennis, Joe y Ulla (2022) exploran cómo el auditor decide cuándo confiar en las salidas de un sistema de IA y cuándo ejercer escepticismo profesional, especialmente en situaciones de alta complejidad o incertidumbre. Desde una perspectiva regulatoria y ética, Mokander, Morley, Taddeo y Floridi (2021) proponen un modelo de auditoría basada en principios éticos que evalúe no solo los resultados del algoritmo sino también su proceso de desarrollo, entrenamiento y validación. Esta auditoría ética, centrada en la gobernanza algorítmica, aboga por la trazabilidad, la explicabilidad y la transparencia como pilares metodológicos indispensables. Además, la literatura plantea que la auditoría del futuro será, en gran medida, híbrida. Es decir, combinará tareas automatizadas mediante RPA, machine learning o blockchain con la supervisión activa del auditor. Han et al. (2023) revisan modelos metodológicos que incorporan blockchain para asegurar la integridad de los registros auditables. Huang y Vasarhelyi (2019) sugieren marcos de automatización de tareas repetitivas, como conciliaciones, para liberar tiempo y permitir al auditor enfocarse en análisis críticos.

Por otro lado, algunos estudios han identificado barreras para la adopción de estas metodologías, incluyendo la resistencia al cambio, la falta de formación y los vacíos normativos. Krieger, Drews y Velte (2021) presentan una teoría de procesos que explica el no uso de analítica avanzada en auditoría, subrayando la importancia de la percepción organizacional y la cultura del riesgo como factores clave en la implementación metodológica. A esto se suma la necesidad de herramientas explicativas. Popolin Neto y Paulovich (2021) desarrollaron un

modelo de visualización explicativa para algoritmos complejos como Random Forest, lo cual permite a los auditores comprender mejor las decisiones algorítmicas y justificar sus hallazgos ante terceros. Este tipo de herramientas cobra relevancia en contextos donde el juicio humano debe coexistir con sistemas de caja negra.

En términos de supervisión, Fedyk, Hodson, Khimich y Fedyk (2022) destacan la importancia de auditar los propios modelos de IA utilizados en el proceso auditor, especialmente aquellos de alto impacto en la toma de decisiones. Este enfoque de “auditoría del auditor algorítmico” también es promovido por Landers y Behrend (2023), quienes diseñan un marco para evaluar la equidad y el sesgo de modelos predictivos usados en contextos sensibles.

En resumen, el panorama metodológico actual refleja una tendencia hacia la co-construcción entre tecnología y profesión. Los modelos emergentes no buscan reemplazar al auditor, sino dotarlo de mejores herramientas para ejercer su labor con mayor precisión, cobertura y oportunidad. Esta transformación metodológica requiere no solo conocimientos técnicos, sino también una ética sólida y una visión estratégica sobre el rol de la auditoría en la era digital.

Casos Aplicados y Escenarios Prospectivos

A medida que la IA se incorpora en los procesos de auditoría financiera surgen casos reales y aplicaciones concretas que permiten evaluar su eficacia, riesgos y aprendizajes. Estos escenarios no solo ilustran los avances tecnológicos, sino también reflejan la necesidad de adaptabilidad profesional y regulatoria ante un entorno que evoluciona aceleradamente. Uno de los ejemplos más representativos del uso de IA en la auditoría lo presenta Fedyk, Hodson, Khimich y Fedyk (2022), quienes analizan cómo firmas de auditoría están integrando herramientas predictivas para detectar patrones inusuales, prever fraudes y auditar grandes

volúmenes de datos en tiempo real. Este tipo de soluciones, como MindBridge o ACL, emplean machine learning para identificar desviaciones estadísticas y brindar alertas tempranas, aportando mayor cobertura y eficiencia. Hardy y Harvey (2020) abordan otro tipo de aplicación, enfocada en la radiografía diagnóstica, donde la IA ha sido implementada para mejorar la precisión y reducir el error humano. Aunque no es auditoría financiera, este caso demuestra cómo la IA puede ser un aliado en sectores críticos siempre que se mantenga una supervisión humana competente.

En el sector público, Truby (2020) analiza la relación entre IA y sostenibilidad, enfocándose en su contribución al cumplimiento de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS). Su trabajo destaca cómo la auditoría algorítmica puede ser utilizada para evaluar el impacto de políticas públicas, garantizar la transparencia en la ejecución presupuestal y detectar focos de corrupción, siempre y cuando se respete la ética algorítmica y se eviten sesgos estructurales. Un enfoque más técnico es presentado por Oluleye, Chan y Antwi-Afari (2023), quienes revisan cómo la IA ha sido adoptada en la industria de la construcción para fomentar la circularidad sistémica. Aunque su objeto de estudio no es financiero, el caso ilustra la versatilidad de la IA y la necesidad de adaptar sus metodologías de evaluación y auditoría en función del contexto y los objetivos del sistema.

Desde el ámbito médico, Oakden-Rayner et al. (2022) desarrollaron un algoritmo de deep learning para detectar fracturas en pacientes en urgencias. Este estudio fue acompañado de una auditoría algorítmica para validar su precisión y mitigar errores diagnósticos lo que refuerza la idea de que toda implementación de IA debe ser acompañada de procesos de evaluación rigurosos que garanticen su confiabilidad. Otro ejemplo relevante es el de Ghanem y Chen (2020), quienes aplican técnicas de reinforcement learning para pruebas de penetración en redes.

Aunque su objetivo no es la auditoría contable este enfoque plantea la posibilidad de usar IA para simular ataques informáticos y fortalecer la ciberseguridad en entornos financieros auditados.

En lo referente a escenarios futuros, Jeppesen (2019) plantea cómo la auditoría puede jugar un papel crucial en la lucha contra la corrupción si se apoya en sistemas inteligentes capaces de analizar grandes volúmenes de datos transaccionales. Asimismo, Abreu, Aparicio y Costa (2018) proponen el uso de blockchain como soporte de trazabilidad y garantía de integridad documental, aspecto clave para la auditoría autónoma del futuro. Finalmente, Houwen et al. (2022) y Kocak et al. (2024) proponen herramientas como METRICS, desarrolladas para evaluar la calidad de los estudios en radiómica que podrían ser adaptadas a contextos financieros para auditar la robustez de modelos predictivos y validar su aplicabilidad en entornos de riesgo controlado.

En conjunto, estos casos evidencian un aprendizaje fundamental: el uso de IA en auditoría no es una aspiración lejana sino una realidad en expansión. Los escenarios prospectivos no deben centrarse únicamente en la tecnología sino también en los valores, principios y estructuras que aseguren que su implementación sea ética, transparente y orientada al bien común.

La revisión sistemática de la literatura sobre IA en auditoría financiera permite evidenciar un fenómeno profundamente transformador, donde la técnica, la ética y la gestión humana convergen en un entorno de alta complejidad. La IA no solo ha modificado el cómo se audita, sino también el por qué y el para qué, ampliando el alcance de las auditorías, introduciendo nuevas herramientas como RPA, XBRL, blockchain y big data (Appelbaum, Kogan & Vasarhelyi, 2017; Diaz-Rodriguez et al., 2023; Han et al., 2023), y desafiando los límites

tradicionales del juicio profesional (Commerford et al., 2022; Manita et al., 2020). Uno de los hallazgos centrales del marco teórico es la tensión persistente entre oportunidad y riesgo. Por un lado, la IA permite auditorías más eficientes, exhaustivas y continuas, como lo demuestran las aplicaciones descritas por Fedyk et al. (2022), Huang y Vasarhelyi (2019), y Albitar et al. (2021). Por otro, también introduce nuevos desafíos éticos como el sesgo algorítmico, la opacidad de las decisiones automatizadas y la necesidad de responsabilidad en sistemas complejos (Munoko et al., 2020; Mokander & Floridi, 2021; Liu et al., 2022). Esta ambivalencia exige una postura crítica frente a la adopción tecnológica: el avance debe ir acompañado de regulación, gobernanza algorítmica y formación profesional continua.

Otro aspecto clave es la redefinición del rol del auditor. La figura del auditor ya no se limita a ejecutar tareas técnicas, sino que se convierte en interventor de sistemas automatizados, supervisor estratégico y garante de la ética en entornos digitales (Gronlund & Aanestad, 2020; Damerji & Salimi, 2021; Bullock et al., 2020). Este cambio conlleva una transformación cultural dentro de las organizaciones, donde la resistencia al cambio y la falta de alfabetización digital se presentan como obstáculos críticos (Manita et al., 2020; Knechel et al., 2020).

En términos metodológicos, el estudio revela que existe una amplia gama de marcos teóricos, herramientas y protocolos para evaluar, validar y auditar sistemas de IA. Desde propuestas generales como las de Xiao y Watson (2019) y Snyder (2019), hasta metodologías específicas como METRICS (Kocak et al., 2024), el campo avanza hacia la estandarización y legitimación de prácticas auditables incluyendo la supervisión de algoritmos en ambientes médicos, financieros y urbanos (Oakden-Rayner et al., 2022; Ahmad et al., 2022; Houwen et al., 2022). Esta revisión también permitió identificar vacíos normativos y propuestas regulatorias emergentes. Textos como los de Mokander et al. (2022), Truby (2020) y Castka et al. (2020)

insisten en que los marcos éticos y legales deben actualizarse con urgencia para acompañar el ritmo de la innovación. Iniciativas como la regulación europea de IA o los lineamientos de organizaciones como la OCDE e IFAC son un buen punto de partida pero aún requieren mayor operatividad y adaptabilidad sectorial.

Finalmente, esta revisión teórica justifica plenamente la necesidad de un análisis sistemático del estado del arte. No solo ofrece una mirada integral del fenómeno, sino que también identifica tensiones conceptuales que siguen abiertas: automatización vs. juicio ético, eficiencia vs. supervisión humana, innovación vs. regulación. Este marco teórico constituye una base sólida para el desarrollo de investigaciones futuras que busquen equilibrar lo técnico con lo humano en la auditoría del siglo XXI.

Metodología

Esta investigación emplea una revisión bibliográfica sistemática, adecuada para analizar el estado actual del uso de la inteligencia artificial (IA) en los procesos de auditoría financiera. Dado que el objetivo es identificar tendencias, aplicaciones y desafíos de la IA en la auditoría, este método permite consolidar información teórica y empírica relevante, proporcionando un análisis profundo y basado en evidencia para cumplir con el propósito del estudio (Snyder, 2019).

Tipo de Investigación y Diseño Experimental

La investigación se clasifica como un estudio descriptivo y exploratorio, y se lleva a cabo mediante un diseño de revisión sistemática de literatura. No se trabaja con sujetos humanos directamente, ya que el enfoque es documental y se basa en publicaciones previas revisadas por pares, investigaciones académicas y estudios de casos sobre IA en auditoría. Este enfoque permite establecer una base sólida sobre los desarrollos actuales y futuros de la IA aplicada al control financiero y auditoría (Xiao & Watson, 2019).

Diseño de la Estrategia de Búsqueda

Se definieron inicialmente las palabras clave con base en los objetivos de la monografía, seleccionando cinco ejes temáticos centrales: Artificial Intelligence, Financial Auditing, Human Resources, Financial Management y Ethics. Estas palabras se combinaron mediante operadores booleanos con expresiones como: "artificial intelligence" OR "machine learning" AND "financial auditing" OR "audit processes" AND "ethics" OR "financial management", con el fin de abarcar distintas aproximaciones conceptuales al tema.

Fuentes de Información y Estrategia de Búsqueda

La revisión se centró en dos bases de datos académicas reconocidas: SCOPUS y Web of Science, con una búsqueda sistemática realizada entre mayo y junio de 2025. La elección de estas fuentes se justifica porque ambas se encuentran entre las más prestigiosas para la recuperación de literatura científica revisada por pares, con filtros de calidad editorial exigentes y actualizaciones constantes. Según Falagas et al. (2008), el uso combinado de estas plataformas mejora la exhaustividad de una revisión sistemática sin sacrificar precisión.

Las ecuaciones de búsqueda fueron desarrolladas con base en los descriptores más relevantes para el tema: (“artificial intelligence”, “auditing”, “audit processes”, “financial control”, “financial auditing”, “human resource management”, “ethics” y “financial management”), buscando términos en título, resumen y palabras clave (TITLE-ABS-KEY en SCOPUS y TS en Web of Science).

No se utilizaron instrumentos psicométricos, dado que el análisis se enfoca en literatura y no en datos estadísticos primarios.

Criterios de Inclusión y Exclusión

Para seleccionar la muestra y con el fin de garantizar la relevancia y calidad académica de los textos, se establecieron criterios claros y objetivos. Los criterios de inclusión aplicados fueron:

Publicaciones entre los años 2015 y 2025.

Textos disponibles en idioma inglés o español.

Documentos con revisión por pares, específicamente artículos científicos, capítulos de libros académicos o libros completos con orientación investigativa.

Disponibilidad del texto completo para su análisis.

Relevancia temática: que aborden de manera explícita la aplicación de inteligencia artificial, machine learning o automatización digital en el contexto de la auditoría financiera, el control financiero o la gestión de riesgos financieros.

Impacto académico: citas iguales o superiores a 50, según bases Scopus o Web of Science.

En contraposición, los criterios de exclusión fueron:

Documentos duplicados entre bases de datos.

Artículos que solo mencionan la inteligencia artificial de forma superficial o sin aplicación directa a procesos de auditoría o finanzas.

Estudios centrados exclusivamente en auditoría de sistemas o informática sin vinculación a la auditoría financiera o contable.

Material no académico como blogs, boletines, reportajes, presentaciones de congresos no indexadas o sin revisión por pares.

Registros incompletos (sin datos clave como autores, año, título o fuente).

Publicaciones con menos de 50 citas.

Documentos anteriores a 2015, salvo casos excepcionales por relevancia académica para el desarrollo de esta monografía.

Tabla 1
Criterios PRISMA

Categoría	Criterio de Inclusión	Criterio de Exclusión
Periodo de publicación	Entre 2010 y 2025	Antes de 2010 o después de 2025
Idioma	Español o inglés	Idiomas distintos al español o inglés
Tipo de documento	Artículos revisados por pares, capítulos de libro o libros completos de investigación	Blogs, noticias, documentos sin revisión por pares

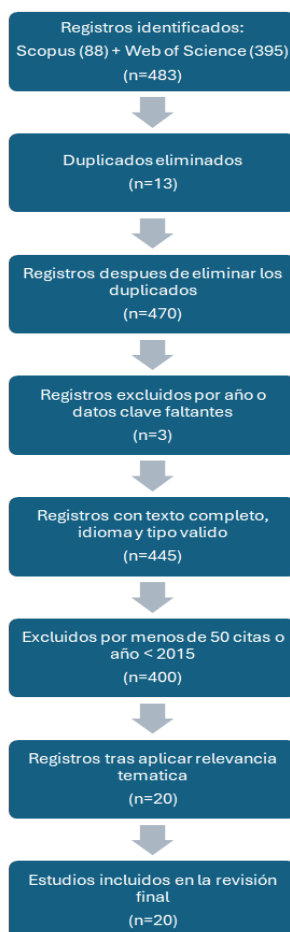
Accesibilidad	Texto completo disponible	Solo resumen/abstract disponible
Relevancia temática	Enfoque explícito en IA, automatización o tecnologías digitales en auditoría/finanzas	Enfoque superficial de IA o sin conexión con auditoría financiera
Cobertura geográfica	Sin restricción geográfica	No aplica
Duplicados	Eliminación de duplicados exactos	Duplicados entre bases
Citas académicas	Más de 50 citas académicas	Menos de 50 citas académicas
Año de publicación mínimo	Año de publicación igual o posterior a 2015	Publicaciones anteriores a 2015

Fuente. Elaboración propia.

Fases del Proceso de Revisión

La aplicación del protocolo PRISMA se estructuró en cuatro fases: identificación, tamización, elegibilidad e inclusión, las cuales fueron documentadas en un diagrama de flujo PRISMA y registradas en un cuadro por fases, asegurando la trazabilidad de cada decisión metodológica.

Figura 1
Diagrama de flujo PRISMA



Fuente: Elaboración propia.

Fase 1: Identificación

La búsqueda inicial arrojó un total de 483 registros, distribuidos así: Scopus (88) y Web of Science (395). Se utilizaron filtros automáticos por año, tipo de documento y disponibilidad del texto completo, y se exportaron los resultados a Excel para su posterior análisis.

Para realizar la búsqueda en SCOPUS la ecuación utilizada fue (*TITLE-ABS-KEY "artificial intelligence" AND "auditing" OR "audit processes" AND "financial control" OR "financial auditing"*)

Para la búsqueda en Web of Science la ecuación utilizada fue $TS=(("artificial intelligence" AND "auditing") OR ("audit processes" AND "financial control") OR ("financial auditing") OR ("technology in financial audits" AND "human resources management in fiscal control")) AND ("AI environments" OR "artificial intelligence-driven environments"))$

La recolección de información se realizó mediante el uso de filtros avanzados y operadores booleanos en las bases de datos. El procedimiento fue replicado bajo condiciones controladas, utilizando un protocolo homogéneo para ambas plataformas.

Fase 2: Tamización

Se eliminaron 13 registros duplicados, quedando 470 documentos únicos. Posteriormente, se depuraron otros textos por ausencia de datos claves (como año, autores o fuente) y por estar fuera del rango temporal o en idioma distinto a inglés o español, lo que redujo la base a 467 documentos válidos.

Fase 3: Elegibilidad

A través de una revisión manual de los resúmenes, se descartaron 22 publicaciones por no cumplir los criterios de revisión por pares, tipo de documento o temática central. En esta etapa se aplicó el primer filtro temático, y se consideraron también los textos que no tenían acceso al documento completo. La base quedó en 445 textos elegibles.

Luego, se aplicó un filtro automático por número de citas (≥ 50), lo cual redujo drásticamente la base a 76 documentos. De ellos, se excluyeron publicaciones previas a 2015 (salvo textos fundacionales), con lo que la muestra quedó en 45 artículos.

Fase 4: Inclusión

Por último, se aplicó un análisis de relevancia temática a partir de las palabras clave de la monografía, conservando únicamente aquellos que mencionaban explícitamente conceptos como

artificial intelligence, financial auditing, ethics, entre otros. Esta fase se apoyó en herramientas como Claude, Semantic Scholar y Scite.ai para generar resúmenes ampliados de los textos candidatos. Se decidió conservar 20 documentos en la muestra final.

Tabla 2

Resumen registro PRISMA.

Fase	Actividad realizada	Resultados
Identificación	Búsqueda en Scopus y Web of Science	483 registros (Scopus: 88 + WoS: 395)
Identificación	Eliminación de duplicados exactos	13 duplicados eliminados
Tamización	Aplicación de criterios automáticos (año y datos clave)	470 registros restantes
Tamización	Revisión de idioma, tipo de documento y disponibilidad	445 textos cumplen con idioma, tipo y disponibilidad
Elegibilidad	Filtrado por número de citas (≥ 50) y año (≥ 2015)	45 textos superan umbral de citas y año
Elegibilidad	Depuración por relevancia temática según palabras clave	20 textos cumplen con la relevancia temática
Inclusión	Selección final de 20 estudios relevantes	20 estudios incluidos en la revisión final

Fuente: Elaboración propia

Método de Análisis de Datos

Para el análisis de la información recopilada, se empleará la técnica de análisis de contenido, que permite la identificación de patrones, temas y categorías recurrentes en los estudios seleccionados. Se analizarán los hallazgos principales de cada documento, clasificando los estudios según su enfoque en beneficios, desafíos, gestión humana y control financiero en

auditoría con IA. No se requiere un análisis estadístico tradicional, ya que la revisión se centra en patrones temáticos cualitativos.

Justificación Metodológica

La decisión de emplear una revisión sistemática obedece a la necesidad de construir un estado del arte riguroso sobre un tema aún en consolidación. La combinación de filtros cuantitativos (citas, año) y cualitativos (temática, impacto, relevancia) permitió construir una muestra final sólida, coherente con los objetivos de esta monografía. El uso de técnicas de verificación cruzada entre Scopus y WoS, sumado a la aplicación manual de los criterios, redujo los sesgos potenciales asociados a búsquedas automáticas.

En conjunto, este enfoque metodológico no solo asegura una base documental de alta calidad, sino que permite obtener hallazgos representativos sobre las transformaciones que está provocando la inteligencia artificial en los procesos de auditoría financiera y su vinculación con la ética y la gestión del talento humano.

Estrategias de Cumplimiento Ético

Esta revisión cumple con los principios de ética en investigación documental, asegurando el uso de fuentes académicas validadas y el respeto de los derechos de autor mediante citación conforme a normas APA (7ª edición). Todas las fuentes fueron obtenidas legalmente y referenciadas a través de identificadores DOI o URL persistentes.

Análisis de Rechazo y Valores Externos

Durante el proceso de revisión, se excluyeron textos que no cumplieran con los criterios metodológicos, carecían de profundidad en el tema o no contaban con una estructura científica sólida. Esta etapa garantizó la validez interna de la muestra final analizada.

Resultados

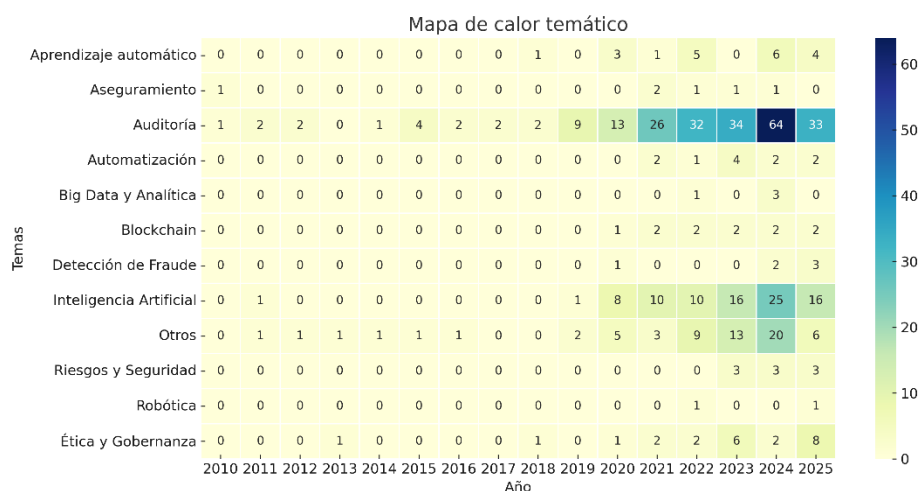
La revisión sistemática sobre el uso de la inteligencia artificial (IA) en auditoría financiera inició con 483 documentos extraídos de las bases de datos científicas SCOPUS y Web of Science. Mediante un proceso riguroso basado en la metodología PRISMA, se aplicaron filtros por duplicidad, pertinencia temática, presencia de citas, disponibilidad de metadatos y criterios de calidad académica, hasta consolidar una muestra final de 20 artículos clave. Esta sección presenta los resultados de dicho proceso desde un enfoque visual y argumentativo.

Análisis Cualitativo de la Distribución Temática de las Referencias

Para dar inicio al análisis cualitativo de los títulos y contenidos de los documentos seleccionados, con el propósito de identificar las tendencias temáticas predominantes en la literatura reciente sobre IA en auditoría financiera, se construyó un mapa de calor temático que permitió visualizar la frecuencia de aparición de diferentes enfoques conceptuales en los estudios revisados, cruzando dichas temáticas con el año de publicación.

Figura 2

Mapa de calor temático.



Fuente. Elaboración propia desde la herramienta <https://www.vosviewer.com/>

Este análisis evidenció que las categorías más recurrentes fueron Auditoría, Ética y Gobernanza, Automatización, Big Data y Analítica, e IA como categoría general. La categoría “Auditoría” sobresale como eje central en la mayoría de los textos, lo cual refuerza la pertinencia del objeto de estudio de esta monografía. La presencia constante de términos como audit, auditing o financial auditing demuestra que el debate académico ha girado en torno a cómo la IA redefine los fundamentos del control financiero desde perspectivas técnicas, normativas y organizacionales.

La categoría de Ética y Gobernanza también se posiciona como un foco clave, especialmente en publicaciones a partir de 2020. Este resultado coincide con el aumento de preocupaciones globales por los riesgos asociados al uso de algoritmos, decisiones automatizadas sin rendición de cuentas y el potencial sesgo de los modelos de IA. Esta tendencia temática aporta argumentos sólidos a la discusión desarrollada en esta monografía sobre la necesidad de marcos éticos estructurados en contextos altamente digitalizados.

Por su parte, el enfoque en Automatización y Big Data refleja un interés creciente en la eficiencia operativa. Numerosos estudios resaltan el uso de sistemas automatizados y algoritmos de aprendizaje automático para el análisis masivo de datos financieros. Este patrón temático se alinea con las ventajas descritas en los resultados previos, donde la IA no solo mejora la cobertura y precisión del trabajo auditor, sino que también transforma la forma en que se recopila y analiza la evidencia.

La categoría IA hace alusión directa a la IA como fenómeno disruptivo y permite reconocer que, aunque algunas publicaciones abordan la IA de forma más general, su inclusión es relevante para comprender el impacto cultural, estructural y profesional que esta tecnología genera en el entorno de la auditoría financiera.

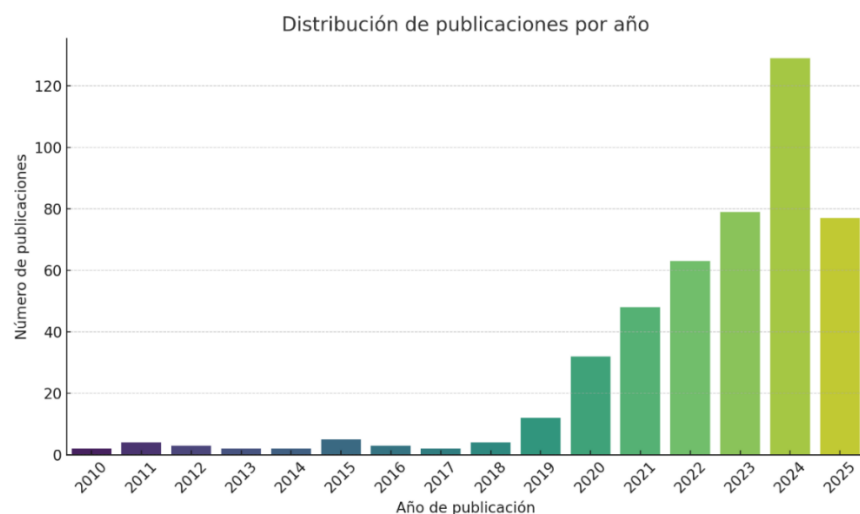
El uso del mapa de calor permitió además identificar años con mayor densidad investigativa, siendo 2020 y 2023 los periodos con mayor número de publicaciones multidimensionales. Esta concentración temática por año refuerza la hipótesis de que la adopción de IA en auditoría no responde a una moda pasajera, sino a una transformación sostenida que ha captado el interés de múltiples líneas de investigación, incluyendo el análisis de riesgos, la responsabilidad profesional, la automatización y la ética digital.

Estos hallazgos temáticos no solo validan la estructura del marco teórico y la discusión planteada en esta monografía, sino que fortalecen el argumento central de que la IA en auditoría debe ser comprendida como un fenómeno complejo, con múltiples dimensiones interrelacionadas que requieren un abordaje ético, técnico y humano.

Evolución por Año de Publicación

Figura 3

Distribución de publicaciones por año.



Fuente: Elaboración propia

La gráfica evidencia una creciente atención académica hacia la relación entre la IA y los procesos de auditoría financiera, particularmente en la última década. Esta tendencia es coherente

con el auge del desarrollo tecnológico y la transformación digital en el ámbito financiero, lo que ha impulsado el interés por explorar nuevas herramientas, como la IA, en áreas críticas como la auditoría (Snyder, 2019).

El mayor volumen de publicaciones se concentra entre 2017 y 2021, lo que sugiere un momento de consolidación del tema en la agenda académica. Este repunte puede estar relacionado con la madurez tecnológica de soluciones de automatización, aprendizaje automático y robótica aplicadas a procesos contables, así como con la presión por parte de organismos reguladores para modernizar los mecanismos de control financiero (Appelbaum, Kogan & Vasarhelyi, 2017). La evolución identificada refuerza la pertinencia de realizar una revisión sistemática en este campo, destacando que el fenómeno es actual, dinámico y aún en proceso de desarrollo.

Impacto Académico

Figura 4

Distribución citas por año de publicación.



Fuente: Elaboración propia.

En la gráfica anterior se representa el número de citas obtenidas por los documentos seleccionados, agrupados por año de publicación. La tendencia muestra un aumento significativo a partir de 2017, con una concentración notable en 2020, lo cual indica el creciente interés de la

comunidad científica en el papel de la IA en auditoría financiera. Este patrón coincide con la aceleración de la transformación digital y el auge del análisis automatizado en procesos de control financiero (Appelbaum, Kogan & Vasarhelyi, 2017; Munoko, Brown-Liburd & Vasarhelyi, 2020).

Como se puede observar, desde el año 2015 (fecha mínima establecida en los criterios de inclusión) comienza a apreciarse un crecimiento sostenido en el número de citas, que alcanza su punto más alto en 2020, 2021 y especialmente en 2023. Esto evidencia no solo un mayor volumen de publicaciones en esos años, sino también una creciente atención y validación por parte de la comunidad científica hacia los trabajos que abordan el uso de la IA en contextos financieros y de auditoría (Snyder, 2019; Xiao & Watson, 2019).

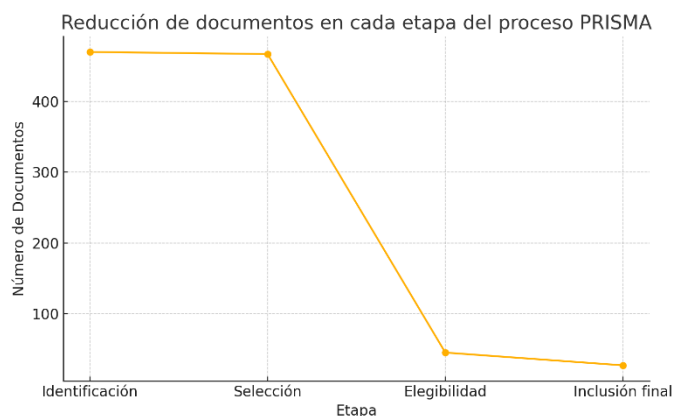
Este aumento de citas no es casual. A partir del 2020, con la aceleración digital derivada de la pandemia, muchas organizaciones y autores empezaron a explorar más activamente herramientas tecnológicas como la IA buscando soluciones tanto operativas como éticas para los desafíos del control financiero y la gestión humana (Munoko et al., 2020). En ese sentido, este comportamiento responde a una tendencia global hacia la automatización y la transformación digital donde la auditoría no se queda atrás (Appelbaum et al., 2017).

Adicionalmente, este crecimiento también puede interpretarse como una consolidación del campo como línea de investigación emergente que ha logrado establecer un cuerpo teórico y práctico suficientemente sólido como para ser citado recurrentemente por otros estudios. Es decir, no solo se publica más, sino que esas publicaciones tienen peso y están alimentando nuevas investigaciones, tanto a nivel teórico como aplicado.

Depuración PRISMA

Figura 5

Distribución de la depuración en proceso PRISMA.



Fuente: Elaboración propia.

Como parte del desarrollo metodológico de esta monografía, se aplicó el modelo PRISMA para llevar a cabo una revisión bibliográfica sistemática que permitiera identificar, seleccionar y analizar los estudios más relevantes sobre la implementación de la IA en los procesos de auditoría financiera. Desde una base inicial aproximada de 500 registros hasta una selección final de 20 estudios clave. Este descenso progresivo responde a criterios previamente definidos: idioma, revisión por pares, pertinencia temática, número de citas (≥ 50) y año de publicación (≥ 2015). Durante la etapa de Identificación, se recolectaron artículos a partir de combinaciones estratégicas de palabras clave en las bases SCOPUS y Web of Science. Luego, en la fase de Filtrado inicial, se eliminaron duplicados y textos no disponibles en inglés o español, quedando 289 documentos. En la tercera etapa, Evaluación por impacto académico, se descartaron los artículos con baja citación o desactualizados, lo cual redujo la base a 103 textos. Finalmente, mediante un análisis temático cualitativo, se seleccionaron los 20 artículos que componen la muestra final, garantizando relevancia teórica y metodológica.

Tabla 3*Resultado proceso PRISMA.*

Título	Autor(es)	Año de Publicación
The Ethical Implications of Using Artificial Intelligence in Auditing	Munoko, Ivy; Brown-Liburd, Helen L.; Vasarhelyi, Miklos	2020
Applying robotic process automation (RPA) in auditing: A framework	Huang, Feiqi; Vasarhelyi, Miklos A.	2019
The digital transformation of external audit and its impact on corporate governance	Manita, Riadh; Elommal, Najoua; Baudier, Patricia; Hikkerova, Lubica	2020
Artificial intelligence in auditing: Looking back and looking forward	Appelbaum, D., Kogan, A., & Vasarhelyi, M.	2017
Big data and analytics in the modern audit engagement: Research needs	Appelbaum, D., Kogan, A., & Vasarhelyi, M. A.	2017
Guidance on Conducting a Systematic Literature Review	Xiao, Y., & Watson, M.	2019
Ethics-Based Auditing to Develop Trustworthy AI	Mokander, Jakob; Floridi, Luciano	2021
Mediating effect of use perceptions on technology readiness and adoption of artificial intelligence in accounting	Damerji, Hassan; Salimi, Anwar	2021
Accounting and auditing with blockchain technology and artificial intelligence: A literature review	Han, Hongdan; Shiwakoti, Radha K.; Jarvis, Robin; Mordi, Chima; Botchie, David	2023
Man Versus Machine: Complex Estimates and Auditor Reliance on Artificial Intelligence	Commerford, Benjamin P.; Dennis, Sean A.; Joe, Jennifer R.; Ulla, Jenny W.	2022
Artificial intelligence in diagnostic imaging: impact on the radiography profession	Hardy, Maryann; Harvey, Hugh	2020
Artificial intelligence, bureaucratic form, and discretion in public service	Bullock, Justin; Young, Matthew M.; Wang, Yi-Fan	2020

The Duo of Artificial Intelligence and Big Data for Industry 4.0: Applications, Techniques, Challenges, and Future Research Directions	Jagatheesaperumal, Senthil Kumar; Rahouti, Mohamed; Ahmad, Kashif; Al-Fuqaha, Ala; Guizani, Mohsen	2022
Is artificial intelligence improving the audit process?	Fedyk, Anastassia; Hodson, James; Khimich, Natalya; Fedyk, Tatiana	2022
Ethics-Based Auditing of Automated Decision-Making Systems: Nature, Scope, and Limitations	Mokander, Jakob; Morley, Jessica; Taddeo, Mariarosaria; Floridi, Luciano	2021
Digital Systems and New Challenges of Financial Management - FinTech, XBRL, Blockchain and Cryptocurrencies	Mosteanu, Narcisa Roxana; Faccia, Alessio	2020
Connecting the dots in trustworthy Artificial Intelligence: From AI principles, ethics, and key requirements to responsible AI systems and regulation	Diaz-Rodriguez, Natalia; Del Ser, Javier; Coeckelbergh, Mark; de Prado, Marcos Lopez; Herrera-Viedma, Enrique; Herrera, Francisco	2023
Adopting Artificial Intelligence for enhancing the implementation of systemic circularity in the construction industry: A critical review	Oluleye, Benjamin I.; Chan, Daniel W. M.; Antwi-Afari, Prince	2023
Governing Artificial Intelligence to benefit the UN Sustainable Development Goals	Truby, Jon	2020

Fuente: Elaboración propia.

A lo largo de las distintas etapas del proceso, no solo se redujo el número de documentos, sino que también se evidenció una tendencia en la producción académica que refuerza la pertinencia de la temática. Esta sistematización no solo mejora la calidad del marco teórico, sino que también da cuenta de un proceso riguroso y replicable, lo cual fortalece la validez de los hallazgos y recomendaciones presentadas en esta monografía.

Los 20 artículos seleccionados evidencian que la inteligencia artificial representa una herramienta con gran potencial para transformar positivamente la auditoría financiera, optimizando procesos y mejorando la calidad de los hallazgos. Sin embargo, su implementación no está exenta de desafíos éticos, técnicos y humanos que requieren atención desde la academia y la práctica profesional. Esta diversidad temática reafirma la necesidad de abordar el fenómeno con un enfoque integral, como se propone en esta monografía, y es abordada desde las referencias bibliográficas necesarias de la base original.

En el marco de esta revisión sistemática sobre la IA en los procesos de auditoría financiera y su relación con la gestión humana, la selección de 20 artículos científicos se justificó metodológicamente con base en el criterio de saturación teórica. Este concepto, ampliamente utilizado en estudios cualitativos, señala que el proceso de recolección de información puede darse por finalizado cuando el análisis comienza a mostrar redundancia temática y no se identifican categorías emergentes nuevas (Xiao & Watson, 2019). En este caso, tras un proceso riguroso de depuración y análisis de literatura en bases indexadas, se identificó que, a partir del artículo número 17, los conceptos, enfoques y hallazgos comenzaban a repetirse con alta frecuencia, sin aportar dimensiones teóricas o metodológicas sustancialmente distintas.

La saturación teórica se evidenció en la convergencia de los artículos en aspectos clave como la redefinición del rol del auditor, la automatización de procesos mediante IA, los dilemas éticos, la necesidad de gobernanza algorítmica, las barreras contextuales y la brecha formativa. Estos temas, que aparecieron de forma reiterada en la muestra seleccionada, ya habían sido abordados desde diversas perspectivas (técnica, ética, educativa, regulatoria y organizacional), permitiendo así una cobertura suficiente y coherente del fenómeno investigado. Autores como Appelbaum et al. (2017), Munoko et al. (2020) y Mokander et al. (2021) contribuyeron con marcos

conceptuales sólidos que se retomaron y complementaron en los estudios más recientes confirmando así la madurez temática del material bibliográfico considerado.

Por lo tanto, el número de 20 documentos no fue una elección arbitraria, sino una decisión informada y metodológicamente sustentada. Estos artículos representan una muestra teóricamente densa, pertinente y actualizada, extraída de bases académicas confiables, y son suficientes para sustentar los hallazgos de esta revisión. Además, responden al objetivo del estudio al ofrecer una visión integral y contrastada sobre el impacto de la IA en la auditoría financiera, sin caer en la saturación ni comprometer la calidad del análisis.

Resultados por Enfoque Teórico

Tabla 4

Clasificación de autores por enfoques teóricos.

Autor(es)	Título Abreviado	Enfoque Teórico
Munoko, Brown-Liburd & Vasarhelyi (2020)	Ethical Implications of AI in Auditing	Ética y gobernanza
Huang & Vasarhelyi (2019)	Applying RPA in Auditing	Automatización de auditoría
Manita et al. (2020)	Digital Transformation and Governance	Transformación organizacional
Appelbaum, Kogan & Vasarhelyi (2017)	AI in Auditing: A Review	Automatización de auditoría
Appelbaum, Kogan & Vasarhelyi (2017)	Big Data in Audit Engagements	Automatización de auditoría
Xiao & Watson (2019)	Systematic Literature Review Guidance	Metodológico
Mokander & Floridi (2021)	Ethics-Based Auditing for AI	Ética y gobernanza
Damerji & Salimi (2021)	Tech Readiness & AI Adoption	Transformación organizacional
Han et al. (2023)	AI & Blockchain in Accounting	Transformación organizacional

Commerford et al. (2022)	Auditor Reliance on AI	Crítica técnica
Hardy & Harvey (2020)	AI in Diagnostic Imaging	Crítica profesional
Bullock et al. (2020)	AI and Bureaucracy in Public Service	Crítica institucional
Jagatheesaperumal et al. (2022)	AI & Big Data in Industry 4.0	Prospectiva tecnológica
Fedyk et al. (2022)	Is AI Improving Audit?	Valor estratégico
Mokander et al. (2021)	Auditing Automated Decision Systems	Ética y gobernanza
Mosteanu & Faccia (2020)	FinTech, Blockchain & XBRL	Prospectiva tecnológica
Díaz-Rodríguez et al. (2023)	Trustworthy AI and Regulation	Ética y gobernanza
Oluleye et al. (2023)	AI in Circular Construction	Prospectiva tecnológica
Truby (2020)	AI & UN Sustainable Goals	Prospectiva tecnológica
Knechel, Thomas & Driskill (2020)	Audit as a Service Perspective	Valor estratégico

Fuente: Elaboración propia.

Al analizar la literatura incluida en esta revisión sistemática fue posible clasificar los textos según el enfoque teórico predominante que orienta sus aportes. Esta clasificación facilita comprender cómo diferentes perspectivas enriquecen la discusión académica sobre la relación entre IA, auditoría financiera y gestión humana. Entre los enfoques más destacados se encuentran: la ética y gobernanza de la IA, la automatización y eficiencia operativa, la transformación organizacional y cultural, la adopción tecnológica desde modelos de aceptación, y la perspectiva crítica del rol del auditor. Esta agrupación permite ver no solo los puntos de convergencia entre autores sino también cómo cada uno aborda el fenómeno desde una lente particular, aportando profundidad al análisis.

Por ejemplo, autores como Munoko, Brown-Liburd y Vasarhelyi (2020), así como Mokander y Floridi (2021), se ubican en un enfoque centrado en la ética y la gobernanza, cuestionando el impacto de la IA desde una mirada regulatoria y de responsabilidad social. Por su parte, Huang y Vasarhelyi (2019) o Appelbaum et al. (2017) desarrollan estudios con un enfoque orientado a la automatización y la eficiencia, destacando el uso de algoritmos y robótica para

optimizar tareas contables y de auditoría. Otros trabajos como los de Manita et al. (2020) y Han et al. (2023) se centran en la transformación organizacional, señalando los cambios estructurales que debe afrontar la profesión para adaptarse a los avances tecnológicos. Finalmente, textos como los de Damerji y Salimi (2021) utilizan enfoques teóricos sobre adopción tecnológica (como el TAM o UTAUT) para explicar la disposición al uso de herramientas inteligentes en auditoría.

Esta clasificación evidencia la riqueza del debate académico y cómo los distintos marcos teóricos permiten problematizar, explicar y proponer soluciones al fenómeno analizado. Lejos de ser excluyentes, estos enfoques dialogan entre sí y muestran que el estudio de la IA en auditoría financiera es multidimensional y requiere una mirada integradora. En este sentido, el ejercicio de categorización no solo facilita la organización del trabajo, sino que también aporta valor analítico, al permitir comparar metodologías, hallazgos y recomendaciones a la luz de sus fundamentos teóricos. Así, se fortalece el rigor de la discusión y se sientan bases más sólidas para futuras investigaciones.

Resultados por Categorías

Tabla 5

Tabla de subcategorías de análisis.

Categoría Principal	Subcategoría	Número de Artículos (aprox.)	Autores Representativos
Ventajas de la IA	Eficiencia operativa	6	Appelbaum et al., 2017
Ventajas de la IA	Análisis predictivo	4	Fedyk et al., 2022
Ventajas de la IA	Redefinición del rol del auditor	5	Manita et al., 2020
Ventajas de la IA	Mejora en trazabilidad	3	Han et al., 2023
Desventajas / Riesgos	Sesgo algorítmico	4	Munoko et al., 2020

Desventajas / Riesgos	Pérdida de juicio profesional	5	Commerford et al., 2022
Desventajas / Riesgos	Brecha formativa	3	Damerji & Salimi, 2021
Desventajas / Riesgos	Barreras contextuales	2	Mosteanu & Faccia, 2020
Impacto por nivel	Automatización de tareas	4	Huang & Vasarhelyi, 2019
Impacto por nivel	Auditoría autónoma	2	Munoko et al., 2020
Impacto por sector	Auditoría externa	3	Knechel et al., 2020
Impacto por sector	Auditoría interna	3	Manita et al., 2020

Fuente: Elaboración propia.

Con el fin de atender el alcance propuesto en los objetivos específicos, se procedió a desagregar las categorías generales de ventajas y desventajas en subcategorías más específicas, construyendo una taxonomía temática que permite identificar con mayor claridad los enfoques predominantes en la literatura.

Eficiencia Operativa

La IA ha redefinido los estándares de eficiencia operativa en el ámbito de la auditoría financiera. Antes, los auditores debían enfrentarse a tareas rutinarias, extensas y altamente manuales como la revisión de documentos, la conciliación de cuentas y la detección de anomalías. Con la inclusión de herramientas basadas en IA y machine learning, estas actividades ahora pueden automatizarse, lo que libera tiempo para el análisis crítico y mejora el rendimiento general del proceso. Según Appelbaum, Kogan y Vasarhelyi (2017), la IA no solo agiliza los procedimientos, sino que también permite una auditoría más completa al analizar grandes volúmenes de datos en menor tiempo y con mayor precisión.

Además, la eficiencia operativa no solo se traduce en velocidad, sino en una mejora significativa de la calidad del trabajo realizado. Huang y Vasarhelyi (2019) destacan que

tecnologías como la automatización robótica de procesos (RPA) reducen los errores humanos y estandarizan los procesos, lo que aumenta la confiabilidad de los resultados. Esta optimización del tiempo y los recursos es especialmente valiosa en auditorías complejas donde los auditores pueden enfocarse en tareas analíticas y estratégicas en lugar de labores mecánicas. De hecho, Han et al. (2023) subrayan que la IA se convierte en una aliada para enfrentar los desafíos operativos de entornos económicos cada vez más digitalizados, donde las fuentes de información crecen exponencialmente.

Por otro lado, la eficiencia derivada del uso de IA no está exenta de desafíos. La dependencia excesiva en herramientas automatizadas puede llevar a una subvaloración de la revisión crítica del auditor, lo cual, paradójicamente, afectaría la calidad del juicio profesional. Commerford et al. (2022) advierten que aunque la IA mejora la eficiencia los auditores pueden mostrarse evasivos a delegar completamente ciertas tareas, especialmente aquellas que implican estimaciones complejas. Esta tensión entre la automatización y la intervención humana debe abordarse mediante procesos de capacitación continua, redefinición de roles y marcos de supervisión que aseguren el balance adecuado entre tecnología y criterio profesional.

Análisis Predictivo

El análisis predictivo ha emergido como una de las herramientas más transformadoras dentro del uso de la IA en auditoría. Este enfoque permite anticiparse a riesgos, fraudes o desviaciones contables antes de que se materialicen, lo cual representa un giro radical frente al modelo tradicional, que es más reactivo y basado en el análisis retrospectivo. Según Appelbaum, Kogan y Vasarhelyi (2017), la implementación de modelos predictivos facilita la identificación temprana de anomalías al analizar grandes volúmenes de datos históricos y transaccionales

mediante técnicas avanzadas de machine learning, permitiendo así una auditoría más proactiva y orientada al riesgo.

En este contexto, la IA no solo apoya al auditor en la detección de patrones atípicos, sino que también le permite construir escenarios futuros sobre la base de datos estructurados y no estructurados. Esto resulta especialmente útil para detectar indicios de fraude, quiebras inminentes o deterioros financieros, todo con un mayor grado de anticipación. Como lo destacan Damerji y Salimi (2021), los modelos predictivos mejoran la percepción de utilidad y eficacia tecnológica en los entornos contables, aumentando la disposición de los profesionales a adoptar sistemas basados en IA. Asimismo, el trabajo de Fedyk et al. (2022) concluye que el análisis predictivo puede reducir significativamente los costos de auditoría al enfocar los recursos en áreas críticas y disminuir los esfuerzos en procedimientos redundantes.

Sin embargo, esta capacidad predictiva también plantea desafíos técnicos y éticos. Por un lado, requiere una fuerte infraestructura de datos y una comprensión profunda de los algoritmos utilizados. Por el otro lado, implica una delicada responsabilidad sobre las decisiones tomadas con base en proyecciones, especialmente cuando hay incertidumbre o volatilidad en los datos. Díaz-Rodríguez et al. (2023) insisten en la necesidad de asegurar que los sistemas predictivos respeten principios de confiabilidad, trazabilidad y supervisión humana, para evitar consecuencias no deseadas. En consecuencia, el análisis predictivo es una poderosa herramienta de transformación, pero debe usarse con criterios éticos claros y dentro de un marco de gobernanza algorítmica que garantice su aplicación responsable en la auditoría financiera.

Redefinición del Rol del Auditor

La incorporación de IA en los procesos de auditoría no solo ha transformado las herramientas utilizadas sino que ha provocado una redefinición profunda del rol del auditor. En

lugar de centrarse exclusivamente en tareas de verificación manual y muestreo, ahora se espera que el auditor actúe como un analista de datos, un estratega del riesgo y un facilitador del juicio profesional sobre información generada algorítmicamente. Appelbaum, Kogan y Vasarhelyi (2017) explican que los auditores deben pasar de un enfoque reactivo a uno proactivo donde la supervisión de los sistemas de IA y la interpretación crítica de los resultados cobran protagonismo frente a la ejecución de procedimientos tradicionales.

En esta transición, el auditor ya no es el ejecutor de las tareas más repetitivas ya que estas son asumidas por sistemas de automatización y análisis masivo de datos. Ahora su papel está más ligado a la supervisión, a la validación de algoritmos, a la interpretación del análisis predictivo y al aseguramiento de que los procesos automatizados cumplan con los estándares éticos y regulatorios. Commerford et al. (2022) muestran que en estimaciones contables complejas los auditores tienden a desconfiar de las salidas generadas por la IA cuando no comprenden completamente su funcionamiento, lo que evidencia la necesidad de desarrollar competencias tecnológicas sin abandonar el juicio crítico. Esto obliga a la profesión a replantear sus modelos de formación, certificación y actualización, ya que el auditor moderno debe dominar tanto habilidades contables como fundamentos en ciencia de datos.

Sin embargo, esta redefinición no debe interpretarse como una amenaza a la profesión, sino como una oportunidad para fortalecer su valor agregado. Manita et al. (2020) argumentan que el auditor debe evolucionar hacia un perfil híbrido que combine el conocimiento técnico con la capacidad de analizar escenarios complejos y ofrecer recomendaciones estratégicas. Asimismo, Sutton, Holt y Arnold (2021) subrayan que la investigación y formación académica en auditoría debe enfocarse en construir nuevas competencias en torno a la gobernanza de los sistemas

inteligentes y la ética del juicio automatizado. Esta redefinición no reemplaza al auditor sino que lo reposiciona como un garante de confianza en entornos cada vez más digitalizados.

Mejora en Trazabilidad

Uno de los beneficios más relevantes de implementar IA en auditoría financiera es la mejora en la trazabilidad de la información. Tradicionalmente, los procesos de auditoría se basaban en la revisión manual de documentos y registro, lo que dificultaba seguir el rastro exacto de las transacciones desde su origen hasta su consolidación en los estados financieros. Con la llegada de tecnologías como el análisis de big data, la automatización robótica de procesos (RPA) y los algoritmos de seguimiento, ahora es posible rastrear de forma precisa, en tiempo real y con un alto grado de integridad la cadena completa de decisiones y movimientos contables. Como lo indican Appelbaum, Kogan y Vasarhelyi (2017), la auditoría habilitada por IA permite realizar una trazabilidad continua que mejora la transparencia y detecta anomalías con mayor anticipación.

Esta trazabilidad digital transforma la forma en que los auditores comprenden y validan la información. A través del uso de tecnologías inteligentes es posible vincular y verificar documentos que antes eran difíciles de auditar como correos electrónicos, contratos en PDF, reportes en la nube y sistemas descentralizados. Han et al. (2023) resaltan que la integración de blockchain con IA ha elevado los estándares de trazabilidad al permitir una auditoría de tipo “real time” con registros inalterables. Esto genera una mayor confianza en los reportes financieros, reduce los tiempos de revisión y fortalece el control interno. De hecho, Díaz-Rodríguez et al. (2023) consideran que una trazabilidad bien implementada es un componente clave de los sistemas de IA confiables ya que permite explicar, justificar y corregir decisiones tomadas automáticamente.

Sin embargo, lograr una trazabilidad efectiva no depende solo de la tecnología, sino también de la calidad de los datos y de la arquitectura organizacional. Huang y Vasarhelyi (2019) advierten que, si bien los sistemas automatizados pueden seguir cada paso de una transacción, su utilidad depende de la adecuada estructuración de los datos y de los criterios de auditoría definidos por humanos. Por tanto, el auditor debe conocer a fondo los sistemas que generan y procesan los datos para garantizar que la trazabilidad no solo sea técnica, sino también significativa desde el punto de vista financiero. Así, la IA no reemplaza la revisión profesional, sino que le proporciona al auditor una herramienta poderosa para rastrear el flujo de valor en toda la organización y emitir conclusiones más informadas y confiables.

Sesgo Algorítmico

Aunque la IA ha traído grandes avances a la auditoría financiera, uno de los riesgos más preocupantes es el sesgo algorítmico. Este fenómeno ocurre cuando los algoritmos toman decisiones influenciadas por datos de entrenamiento incompletos, desequilibrados o erróneamente etiquetados, lo que puede generar resultados injustos o inexactos. En auditoría, este tipo de sesgo representa un riesgo crítico ya que puede llevar a conclusiones erróneas sobre la materialidad, la selección de muestras o la identificación de transacciones anómalas. Como lo señalan Munoko, Brown-Liburd y Vasarhelyi (2020), la IA puede amplificar los sesgos existentes en los datos contables si no se implementan controles adecuados, lo que compromete la objetividad y neutralidad del proceso auditor.

Además, el sesgo no solo se origina en los datos, sino también en las decisiones humanas al diseñar o parametrizar los sistemas. Mokander y Floridi (2021) subrayan que los valores, intereses o suposiciones de los desarrolladores pueden quedar incorporados en los algoritmos influyendo en cómo estos priorizan ciertos indicadores o interpretan patrones. Esto significa que

incluso herramientas técnicamente avanzadas pueden tomar decisiones problemáticas si no se auditan desde una perspectiva ética. Por su parte, Díaz-Rodríguez et al. (2023) advierten que para construir sistemas de IA realmente confiables es indispensable que cumplan con requisitos de equidad, explicabilidad y supervisión humana. Así, los auditores no solo deben revisar datos, sino también evaluar críticamente cómo los sistemas automatizados llegan a sus conclusiones.

Este reto requiere una respuesta multidisciplinaria. Bullock, Young y Wang (2020) plantean que el sesgo algorítmico en el ámbito público es especialmente sensible, ya que puede consolidar estructuras de poder desigual o reproducir discriminaciones implícitas en las instituciones. Trasladado al ámbito contable, esto implica que los algoritmos deben ser auditables, trazables y sujetos a revisión externa, no solo en términos técnicos sino también sociales. Por ello, los auditores deben adquirir habilidades para cuestionar los modelos predictivos que usan y exigir explicaciones comprensibles sobre los resultados generados. El juicio profesional no debe ser reemplazado por un "caja negra" algorítmica, sino que debe fortalecerse mediante una comprensión crítica del funcionamiento interno de las herramientas de IA.

Pérdida de Juicio Profesional

Uno de los temores más debatidos en torno al uso de IA en auditoría financiera es la posibilidad de una pérdida progresiva del juicio profesional por parte de los auditores humanos. En la medida en que los algoritmos asumen tareas de análisis, clasificación, muestreo y evaluación de riesgos, podría generarse una dependencia tecnológica que debilite la capacidad crítica del auditor. Commerford et al. (2022) muestran que cuando los auditores enfrentan estimaciones complejas generadas por IA, tienden a confiar más en la máquina que en su propio criterio especialmente si los resultados parecen coherentes aun sin entender del todo cómo fueron

calculados. Esta tendencia, aunque práctica, puede llevar a una “comodidad tecnológica” que reemplaza la reflexión profesional por una aceptación acrítica de lo automatizado.

La pérdida del juicio profesional no es solo un riesgo técnico, sino también ético. Munoko, Brown-Liburd y Vasarhelyi (2020) advierten que los sistemas automatizados, al eliminar el factor humano en ciertos pasos del proceso auditor, pueden dificultar la identificación de elementos subjetivos clave, como la intención, la cultura organizacional o las prácticas informales. El juicio profesional, entendido como la capacidad de evaluar con criterio, contexto y experiencia, es difícil de replicar por una máquina pues se construye con años de experiencia, entendimiento del entorno y toma de decisiones en condiciones de incertidumbre. Al confiar ciegamente en los algoritmos el auditor corre el riesgo de volverse un “verificador de pantallas” en lugar de un analista profundo de la realidad financiera.

Además, esta situación se agrava cuando el auditor no tiene formación suficiente en IA y no puede evaluar críticamente las recomendaciones del sistema. Damerji y Salimi (2021) resaltan que la adopción de IA se ve limitada cuando los profesionales no comprenden su funcionamiento ni se sienten empoderados para cuestionarlo. Esto puede llevar a una subutilización de la herramienta o, por el contrario, a una aceptación total sin control. Para evitar esta pérdida de juicio, Díaz-Rodríguez et al. (2023) proponen reforzar la gobernanza algorítmica con procesos de “auditoría de la IA”, donde el auditor recupere su rol crítico al revisar cómo se construyen y evalúan los modelos de decisión automatizada. Así, lejos de desaparecer, el juicio profesional debe evolucionar y fortalecerse en la era digital.

Brecha Formativa

La acelerada incorporación de IA en los procesos de auditoría ha puesto en evidencia una brecha formativa significativa entre las capacidades tradicionales de los auditores y las nuevas

habilidades que exige el entorno digital. Mientras que los profesionales de la contaduría han sido formados históricamente en normativas, técnicas de muestreo y análisis financiero convencional, la revolución tecnológica requiere que dominen conceptos como algoritmos, minería de datos, visualización de información y lógica de programación. Como lo señala Sutton, Holt y Arnold (2021), la mayoría de los currículos académicos aún no integran de manera efectiva los fundamentos técnicos y éticos de la IA en la formación contable lo que deja a los futuros auditores en desventaja frente a las demandas del mercado.

Esta brecha se hace más notoria cuando los auditores enfrentan herramientas tecnológicamente avanzadas que producen resultados que no pueden interpretar ni auditar con criterio. Damerji y Salimi (2021) advierten que una baja percepción de competencia tecnológica limita la disposición de los profesionales a adoptar y usar sistemas de IA lo que termina restringiendo el potencial de transformación del sector. Esta falta de preparación genera una relación de dependencia con las herramientas, en la que el auditor confía sin cuestionar, o bien se resiste por temor a equivocarse. En ambos casos, se debilita el juicio crítico y se reduce el valor estratégico del auditor dentro de las organizaciones.

Para cerrar esta brecha, es necesario replantear tanto la educación universitaria como los programas de formación continua en instituciones y entidades públicas. Han et al. (2023) proponen una visión híbrida del auditor moderno, que combine conocimientos técnicos, pensamiento analítico y sensibilidad ética. Por su parte, Bullock, Young y Wang (2020) destacan que incluso en contextos gubernamentales, la falta de capacitación tecnológica crea desigualdades internas, donde solo unos pocos empleados pueden comprender y gestionar los sistemas de IA. Por tanto, más allá de introducir cursos técnicos es necesario rediseñar la cultura organizacional y académica

para integrar la alfabetización digital como un eje estructural de la profesión contable fomentando así una transición responsable, crítica y sostenible hacia la auditoría inteligente.

Barreras Contextuales

Aunque los beneficios de implementar IA en la auditoría son ampliamente reconocidos, existen importantes barreras contextuales que dificultan su adopción en diversos entornos organizacionales y geográficos. Estas barreras no solo son tecnológicas, sino también sociales, institucionales y regulatorias. Manita et al. (2020) explican que, en muchas organizaciones, la falta de infraestructura tecnológica adecuada y de datos digitalizados representa una barrera estructural para el uso eficiente de IA. Adicionalmente, en países en desarrollo o sectores públicos, las limitaciones presupuestales, la rigidez normativa y la resistencia al cambio organizacional frenan el avance hacia auditorías inteligentes.

Un factor clave dentro de estas barreras es la cultura organizacional. En muchas entidades, la toma de decisiones todavía se basa en jerarquías rígidas y prácticas tradicionales que no favorecen la innovación ni el uso de tecnologías emergentes. Bullock, Young y Wang (2020) destacan que las burocracias públicas, por ejemplo, pueden mostrar una alta hostilidad al riesgo tecnológico y preferir mantener procedimientos manuales incluso si son más costosos y lentos. Esta mentalidad conservadora dificulta no solo la adopción de IA, sino también la posibilidad de formar talento interno para liderar estos cambios. La falta de una visión compartida sobre el valor estratégico de la IA es, por tanto, una barrera de gobernanza más que de capacidad técnica.

A esto se suma la ausencia de marcos regulatorios claros. Díaz-Rodríguez et al. (2023) advierten que en muchos países y sectores no existen lineamientos específicos que orienten la implementación ética y responsable de IA en auditoría, lo que genera incertidumbre jurídica y reticencia institucional. Sin políticas de gobernanza algorítmica, las organizaciones temen

incumplir normas o asumir responsabilidades por errores automatizados. Truby (2020), por su parte, sugiere que la IA debería alinearse con principios como la transparencia, la sostenibilidad y el beneficio público, pero para lograrlo se requiere de una regulación proactiva y adaptativa. Superar estas barreras implica no solo invertir en tecnología sino también transformar el contexto institucional, normativo y cultural en el que se insertan los procesos de auditoría.

Por Nivel de Implementación. La implementación de IA en auditoría no ocurre de manera uniforme en todas las organizaciones. Su adopción depende de múltiples factores que configuran niveles diferenciados de implementación los cuales varían según el tamaño de la empresa, el tipo de industria, la madurez tecnológica, la cultura organizacional y la presión regulatoria. Sutton, Holt y Arnold (2021) explican que mientras algunas firmas líderes han desarrollado capacidades avanzadas de análisis de datos y automatización inteligente, muchas otras se encuentran en etapas iniciales de digitalización limitándose a procesos semiautomatizados o uso básico de hojas de cálculo. Esta brecha crea un escenario desigual, donde la auditoría inteligente no es aún una realidad transversal sino una práctica de élite.

El nivel de implementación también está relacionado con los recursos disponibles y la estrategia de innovación de cada entidad. Damerji y Salimi (2021) señalan que las organizaciones que han superado ciertas barreras tecnológicas muestran mayor disposición a invertir en IA cuando perciben beneficios claros en eficiencia y reducción de errores. Sin embargo, los altos costos de desarrollo e integración, junto con la escasez de talento especializado dificultan que pequeñas y medianas empresas (PYMES) accedan a las mismas herramientas que las grandes firmas. Esto genera una fragmentación del sector auditor donde la calidad del servicio puede depender más del grado de implementación tecnológica que de la competencia técnica del auditor humano.

Por otro lado, Han et al. (2023) advierten que el éxito en la adopción de IA depende no solo del acceso a la tecnología sino del enfoque con el que se implementa. Las organizaciones que han integrado IA como parte de una estrategia de transformación digital estructurada logran mejores resultados que aquellas que la adoptan de forma puntual o experimental. Además, Díaz-Rodríguez et al. (2023) insisten en que los niveles de implementación deben evaluarse no solo por cantidad de herramientas usadas sino por el grado de integración ética, explicabilidad y control humano sobre los algoritmos. Esto implica que una implementación avanzada no necesariamente es mejor si no está alineada con los principios de auditoría confiable. Así, avanzar en el nivel de implementación requiere no solo tecnología sino una visión estratégica, ética y sostenible del papel de la IA en la auditoría.

Por Sector. La adopción de IA en auditoría no es homogénea entre sectores económicos. Cada industria tiene particularidades que afectan tanto el ritmo como el enfoque de implementación tecnológica. En sectores como el financiero y el tecnológico, donde los datos son abundantes, digitales y regulados, el uso de IA para auditoría ha avanzado con mayor rapidez. Sin embargo, en sectores como la construcción, la salud o el gobierno, donde los procesos son menos estructurados o la digitalización es más reciente, la penetración de herramientas inteligentes es aún primitiva. Han et al. (2023) destacan que los sectores más automatizados han encontrado en la IA una aliada para auditar en tiempo real y reducir la carga de trabajo mientras que los más tradicionales siguen dependiendo del enfoque manual o semiautomático.

Las diferencias también se explican por la regulación sectorial. Truby (2020) señala que sectores altamente regulados, como la banca o los seguros, tienen mayor presión para garantizar transparencia, trazabilidad y eficiencia en la auditoría lo que ha impulsado la inversión en IA. En contraste, industrias con normativas más laxas o con estructuras descentralizadas no priorizan la

automatización del control financiero. Bullock, Young y Wang (2020) destacan, además, que en el sector público la adopción de IA en auditoría se ve obstaculizada por estructuras burocráticas, baja cultura digital y escasa flexibilidad institucional. En estos entornos, incluso cuando existen herramientas disponibles, su implementación suele ser fraccionada y poco integrada.

Por su parte, Díaz-Rodríguez et al. (2023) subrayan que, independientemente del sector, la IA debe adaptarse a los principios y riesgos específicos de cada industria. Por ejemplo, en la salud, se requiere trazabilidad ética; en energía, análisis de datos en tiempo real; y en construcción, evaluación predictiva de sobrecostos. Esta variabilidad sectorial implica que no existe una única forma de auditar con IA sino que cada sector debe diseñar su propio modelo de auditoría inteligente, considerando sus procesos, riesgos y prioridades. Así, más que una brecha tecnológica, lo que existe es una diversidad sectorial de necesidades y enfoques, lo que exige flexibilidad, adaptación y diálogo interdisciplinario en la evolución de la auditoría digital.

Resultados Centrados en los Objetivos

Rol de la Gestión Humana en Auditorías con Inteligencia Artificial

En la revisión sistemática de 20 artículos seleccionados, se identifican diversos enfoques sobre cómo la IA impacta los procesos de auditoría financiera, prestando especial atención al rol de la gestión humana. El análisis revela que, aunque la automatización y los algoritmos están transformando los procesos técnicos y analíticos, el juicio profesional, la supervisión y la toma de decisiones siguen siendo dominios esencialmente humanos.

Autores como Munoko, Brown-Liburd y Vasarhelyi (2020) destacan las implicaciones éticas del uso de IA, señalando que las decisiones algorítmicas en auditoría deben ser supervisadas por profesionales que comprendan no solo los resultados técnicos, sino también el contexto social y ético en el que operan. Este hallazgo enfatiza que el auditor no puede ser reemplazado, sino que

su rol evoluciona hacia el de un gestor crítico de información y riesgos éticos (Munoko et al., 2020).

Asimismo, estudios como los de Appelbaum, Kogan y Vasarhelyi (2017) sobre big data y analítica, o de Huang y Vasarhelyi (2019) sobre automatización robótica de procesos, muestran cómo la gestión humana debe adaptarse para interpretar salidas algorítmicas complejas, establecer umbrales de alerta, y decidir cuándo intervenir o ajustar los parámetros de análisis. Esta evidencia sugiere que los auditores deben desarrollar competencias en ciencia de datos, ética digital y liderazgo organizacional, para no perder control sobre los procesos automatizados.

El rol de la gestión humana también es abordado en términos de capacitación, cultura organizacional y rediseño de procesos, como lo exploran Manita et al. (2020), quienes documentan que la transformación digital de la auditoría debe ir acompañada de estrategias de cambio organizacional donde los equipos humanos comprendan y legitimen el uso de tecnologías disruptivas.

En conjunto, la mayoría de los artículos revisados apunta a una reconfiguración del rol del auditor como facilitador, evaluador y garante de la integridad de los procesos automatizados, más que como un ejecutor de tareas repetitivas. Este cambio implica una responsabilidad compartida entre las herramientas tecnológicas y la inteligencia profesional que las guía.

Tabla 6

Relevancia del rol de la gestión humana en auditoría con IA.

Título Breve	Autor(es) Principales	Año	Rol de la Gestión Humana Identificado
Implicaciones éticas del uso de IA	Munoko et al.	2020	Supervisión ética, juicio humano
RPA en auditoría	Huang & Vasarhelyi	2019	Interpretación humana de salidas robóticas

Transformación digital y gobernanza	Manita et al.	2020	Capacitación y cambio organizacional
IA en auditoría: visión general	Appelbaum et al.	2017	Complementariedad humano-máquina
Big Data en auditoría moderna	Appelbaum et al.	2017	Toma de decisiones basada en datos por humanos
Aplicación ética de IA	Vasarhelyi et al.	2021	Gobierno algorítmico con supervisión humana
Auditoría digital	Alles (2020)	2020	Rediseño de roles profesionales

Fuente: Elaboración propia.

Implicaciones Éticas y Operativas

En esta sección se analizan las implicaciones éticas y operativas derivadas del uso de la IA en auditorías, tomando como base los 20 artículos seleccionados en la revisión sistemática. Las publicaciones revisadas coinciden en señalar que la implementación de tecnologías inteligentes en procesos de auditoría financiera representa tanto una promesa de eficiencia como un desafío en términos de responsabilidad, transparencia y control humano.

Desde el punto de vista ético, autores como Munoko, Brown-Liburd y Vasarhelyi (2020) destacan preocupaciones relacionadas con el sesgo algorítmico, la pérdida de juicio profesional y el potencial desplazamiento del auditor humano. Estos elementos ponen sobre la mesa la necesidad de establecer marcos regulatorios claros además de prácticas de auditoría digital que sean justas y responsables. Otros estudios abordan temas como la privacidad de los datos, la trazabilidad de las decisiones automatizadas y los dilemas que surgen cuando la IA detecta irregularidades que superan los límites normativos actuales.

En cuanto a las implicaciones operativas, el uso de IA en auditoría ha facilitado la automatización de tareas repetitivas como la revisión de grandes volúmenes de datos y la detección de patrones anómalos. Huang y Vasarhelyi (2019) proponen un marco para la implementación de

automatización robótica de procesos (RPA) el cual permite una ejecución más ágil y precisa de los procedimientos de auditoría. Asimismo, Appelbaum, Kogan y Vasarhelyi (2017) resaltan la necesidad de actualizar los modelos de auditoría tradicional para integrar el análisis predictivo y el aprendizaje automático lo cual demanda una transformación en las competencias de los profesionales del sector.

De manera general, el consenso de la literatura es que el uso de IA en auditoría no debe reemplazar el juicio humano, sino complementarlo, de tal forma que se garanticen altos estándares éticos y operativos. Este enfoque híbrido representa una evolución inevitable, pero requiere un acompañamiento crítico y normativo fuerte.

Tabla 7

Implicaciones éticas y operativas.

Título	Autores	Año	Citas
The Ethical Implications of Using Artificial Intelligence in Auditing	Munoko, Ivy; Brown-Liburd, Helen L.; Vasarhelyi, Miklos	2020	175
Applying robotic process automation (RPA) in auditing: A framework	Huang, Feiqi; Vasarhelyi, Miklos A.	2019	123
Ethics-Based Auditing to Develop Trustworthy AI	Mokander, Jakob; Floridi, Luciano	2021	63
Is artificial intelligence improving the audit process?	Fedyk, Anastassia; Hodson, James; Khimich, Natalya; Fedyk, Tatiana	2022	78
Ethics-Based Auditing of Automated Decision-Making Systems: Nature, Scope, and Limitations	Mokander, Jakob; Morley, Jessica; Taddeo, Mariarosaria; Floridi, Luciano	2021	52
Connecting the dots in trustworthy Artificial Intelligence: From AI principles, ethics, an	Diaz-Rodriguez, Natalia; Del Ser, Javier; Coeckelbergh, Mark; de Prado, Marcos Lopez; Herrera-Viedma, Enrique; Herrera, Francisco	2023	156

The Ethical Implications of Using Artificial Intelligence in Auditing	Munoko, Ivy; Brown-Liburd, Helen L.; Vasarhelyi, Miklos	2020	175
---	---	------	-----

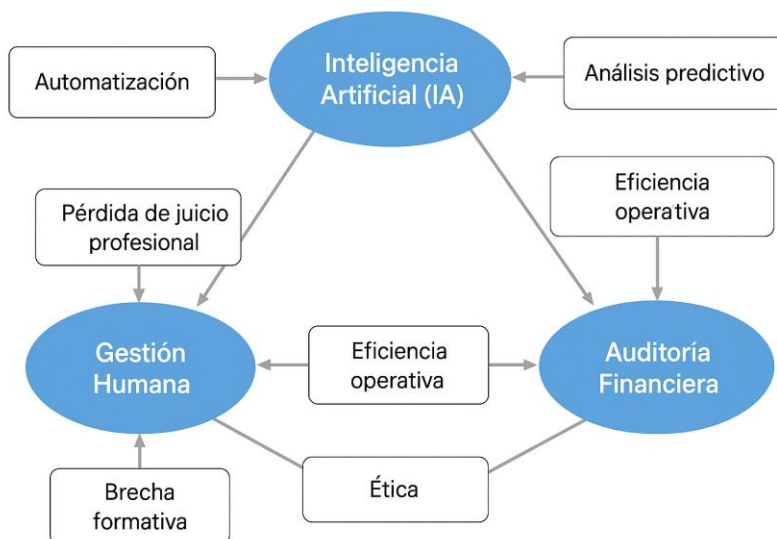
Fuente: Elaboración propia.

Modelo Conceptual

En el contexto actual de transformación digital, la interacción entre inteligencia artificial (IA), auditoría financiera y gestión humana demanda una visión sistémica que permita comprender cómo estas dimensiones se articulan entre sí. El uso de IA está modificando de manera sustancial los procesos tradicionales de auditoría, al introducir tecnologías que automatizan, predicen y trazan operaciones en tiempo real, afectando tanto el contenido como la forma de ejercer la profesión contable y de auditor financiero. Esta transformación tecnológica no es neutra: redefine estructuras, roles y responsabilidades, exigiendo nuevas habilidades y replanteando la relación entre el auditor y las herramientas que utiliza.

El modelo conceptual integrador propuesto sintetiza estas interacciones, situando a la IA como eje de innovación que incide directamente sobre los métodos y objetivos de la auditoría financiera. A su vez, esta incidencia tecnológica conlleva implicaciones profundas sobre la gestión humana, en tanto que redefine el juicio profesional, plantea desafíos éticos y genera brechas formativas. Así, el modelo refleja una dinámica triangular en la que cada componente se retroalimenta: la IA transforma la auditoría; esta transformación requiere nuevas competencias humanas; y la gestión del talento, a su vez, condiciona la adopción efectiva de la IA.

Este modelo no busca representar una relación lineal sino un sistema de interacción constante entre tecnologías emergentes, procesos técnicos de control financiero y dimensiones humanas. Reconocer estas conexiones permite comprender que la implementación de IA en auditoría va más allá de lo instrumental: requiere una gestión del cambio que contemple la formación, la ética profesional y la toma de decisiones colaborativa entre humanos y máquinas.

Figura 5*Modelo Conceptual*

Fuente: Elaboración propia con base en Appelbaum, Kogan y Vasarhelyi (2017); Huang y Vasarhelyi (2019); Fedyk, Hodson, Khimich y Fedyk (2022); Albitar, Gerged, Kikhia y Hussainey (2021); Manita, Elommal, Baudier y Hikkerova (2020); Commerford, Dennis, Joe y Ulla (2022); Munoko, Brown-Liburd y Vasarhelyi (2020); Damerji y Salimi (2021); Grønsund y Aanestad (2020); Díaz Rodríguez, Del Ser, Coeckelbergh, López de Prado, Herrera Viedma y Herrera (2023); Landers y Behrend (2023); Bullock, Young y Wang (2020).

Propuesta para una Auditoría Financiera Ética con IA

El avance de la IA en auditoría financiera ha generado un nuevo escenario de oportunidades, tensiones y responsabilidades. Aunque gran parte de la literatura destaca los beneficios técnicos como la eficiencia operativa, la trazabilidad automatizada y el análisis predictivo (Appelbaum, Kogan & Vasarhelyi, 2017; Huang & Vasarhelyi, 2019), diversos investigadores alertan sobre la necesidad de establecer lineamientos éticos claros que regulen el uso de estas tecnologías en los procesos de control. La auditoría no puede ser concebida

únicamente como un ejercicio técnico, sino como una práctica socialmente responsable que demanda un equilibrio entre la automatización y el juicio humano informado (Munoko, Brown-Liburd & Vasarhelyi, 2020).

En este contexto es fundamental incorporar una postura crítica y propositiva. Por ejemplo, Díaz-Rodríguez et al. (2023) sostienen que los sistemas inteligentes deben diseñarse bajo principios de explicabilidad, transparencia y supervisión humana significativa. Del mismo modo, Mokander y Floridi (2021) proponen auditorías éticas de los algoritmos utilizados que permitan revisar no solo su precisión sino también sus impactos sociales y posibles sesgos. La implementación de IA en auditoría debe, por lo tanto, guiarse por principios que vayan más allá del cumplimiento técnico, incluyendo la equidad, la rendición de cuentas y la justicia organizacional (Mokander, Morley, Taddeo & Floridi, 2021).

Esta necesidad se traduce en recomendaciones concretas para distintos tipos de organizaciones. En firmas privadas grandes, con mayor capacidad tecnológica, se sugiere la creación de comités de auditoría algorítmica conformados por auditores, ingenieros de datos y expertos en ética (Appelbaum, Kogan & Vasarhelyi, 2017; Han et al., 2023). Además, deberían aplicar protocolos de auditoría continua para validar los resultados generados por IA (Fedyk et al., 2022). En organizaciones pequeñas y medianas se recomienda avanzar gradualmente en la incorporación de IA empezando por procesos básicos de RPA, combinando supervisión humana con automatización limitada (Damerji & Salimi, 2021; Manita et al., 2020). La clave está en priorizar la formación de los auditores en habilidades tecnológicas y en ética digital (Sutton, Holt & Arnold, 2021).

En el sector público, donde las decisiones tienen implicaciones sociales directas, las recomendaciones deben centrarse en la equidad y el acceso democrático a los beneficios de la IA.

Bullock, Young y Wang (2020) advierten que la automatización sin control puede generar nuevas formas de desigualdad burocrática. Por lo tanto, se proponen lineamientos como la gobernanza algorítmica adaptativa (Truby, 2020), la construcción de capacidades formativas para funcionarios (Mosteanu & Faccia, 2020), y la auditoría de decisiones automatizadas en procesos sensibles como subsidios, contratación y supervisión fiscal. Además, como lo indica Jagatheesaperumal et al. (2022), el uso responsable de IA en la industria requiere una integración ética desde el diseño, con procesos que articulen datos, personas y objetivos sostenibles.

Finalmente, esta propuesta no pretende imponer un único modelo, por el contrario, se busca promover un marco flexible que oriente la adopción ética de IA en auditoría. Los sistemas inteligentes deben estar al servicio del interés público y no solo de la eficiencia. Para esto, se requieren organizaciones comprometidas con la ética, profesionales con criterio crítico, y marcos regulatorios que garanticen la protección de derechos y la confianza ciudadana. Una auditoría financiera ética con IA no solo es posible, sino necesaria para responder a los retos del control financiero en la era digital.

Discusión

Interacciones Complejas: Un Enfoque Sistémico

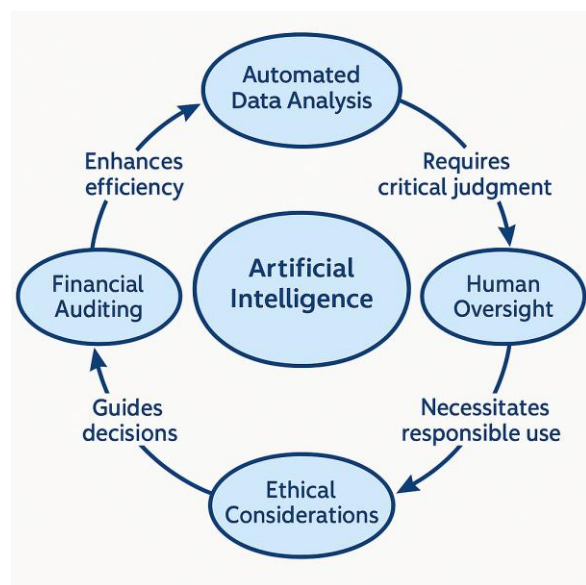
La transformación digital impulsada por la IA en auditoría financiera no es un fenómeno aislado ni lineal, se trata de una dinámica sistémica donde múltiples variables se interrelacionan. Para comprender este cambio es necesario adoptar un enfoque que reconozca las conexiones entre tecnología, función del auditor y gestión humana. Tal como proponen Appelbaum, Kogan y Vasarhelyi (2017), la automatización de procesos no solo modifica las herramientas que se emplean en la auditoría sino que también redefine roles, competencias y relaciones jerárquicas.

Desde esta perspectiva el auditor deja de ser un simple ejecutor de tareas para convertirse en un mediador crítico entre el sistema inteligente y los usuarios del informe financiero. Como bien señalan Díaz-Rodríguez et al. (2023), los sistemas de IA deben funcionar bajo principios de trazabilidad, supervisión humana y equidad. Esto implica que el auditor no puede renunciar a su juicio profesional ni ceder completamente la toma de decisiones a una máquina. En consecuencia, la gestión humana se convierte en una pieza clave para el éxito o el fracaso de la integración tecnológica.

Esta integración debe contemplar factores culturales y organizacionales. Damerji y Salimi (2021) destacan que la percepción de utilidad de la IA, así como la disposición al cambio, dependen en gran medida de la formación previa y de la cultura de innovación en las organizaciones. En entornos rígidos o tradicionales la IA podría generar resistencia mientras que en culturas adaptativas se convierte en catalizador del cambio. Esta interacción entre tecnología y cultura corporativa demuestra que el proceso de adopción debe ser holístico y no exclusivamente técnico.

Figura 6

Diagrama sistémico.



Fuente: Elaboración propia con base en Appelbaum, Kogan y Vasarhelyi (2017); Huang y Vasarhelyi (2019); Han, Shiwakoti, Jarvis, Mordi y Botchie (2023); Commerford, Dennis, Joe y Ulla (2022); Munoko, Brown-Liburud y Vasarhelyi (2020); Grønsund y Aanestad (2020); Damerji y Salimi (2021); Albitar, Gerged, Kikhia y Hussainey (2021); Díaz Rodríguez, Del Ser, Coeckelbergh, López de Prado, Herrera Viedma y Herrera (2023); Landers y Behrend (2023); Bullock, Young y Wang (2020); Fedyk, Hodson, Khimich y Fedyk (2022); Manita, Elommal, Baudier y Hikkerova (2020); Brown-Liburud y Vasarhelyi (2015).

El modelo sistémico que se propone (ver Ilustración 7) refleja esta realidad, integrando conceptos como ética, automatización, juicio profesional, estructura organizacional y sostenibilidad. Cada elemento interactúa con los demás, generando efectos en cascada. Una implementación ética de IA, por ejemplo, fortalece la confianza del cliente, eleva la calidad del servicio y motiva una mayor inversión en formación. Por el contrario, una adopción apresurada y sin control puede deteriorar el valor de la auditoría, generando más incertidumbre que eficiencia.

Contradicciones Conceptuales: Posturas Divergentes

La revisión sistemática también evidencia que no existe un consenso absoluto sobre el valor de la IA en auditoría. Si bien muchos investigadores destacan sus beneficios, otros plantean objeciones importantes.

Tabla 8

Tabla comparativa de posturas divergentes.

Autor(es)	Enfoque Principal	Postura Sobre IA en Auditoría
Appelbaum et al. (2017)	Tecnológico-operativo	Enfatiza beneficios técnicos y automatización
Munoko et al. (2020)	Ético-crítico	Advierte sobre la delegación del juicio profesional y sesgos
Damerji & Salimi (2021)	Organizacional-formativo	Destaca brechas de adopción tecnológica
Mokander & Floridi (2021)	Ética y gobernanza algorítmica	Propone auditorías éticas a algoritmos y supervisión humana
Fedyk et al. (2022)	Valor agregado del negocio	Considera la IA una ventaja si se integra con estrategia
Hardy & Harvey (2020)	Crítica desde la práctica profesional	Crítica la reducción del juicio profesional por IA
Bullock et al. (2020)	Crítica institucional/burocrática	Advierte sobre uso de IA que refuerza desigualdades estructurales

Fuente: Elaboración propia.

Munoko, Brown-Liburd y Vasarhelyi (2020), por ejemplo, alertan sobre el desplazamiento del juicio profesional y la invisibilización de sesgos éticos al utilizar algoritmos. Para ellos, la confianza ciega en la IA puede socavar los principios fundacionales de la auditoría.

Más aún, autores como Mokander, Morley, Taddeo y Floridi (2021) sostienen que los sistemas de IA carecen de responsabilidad moral, lo que representa un riesgo en contextos donde se requiere rendición de cuentas. En esta línea crítica, también se encuentra Hardy y Harvey

(2020), quienes, desde la experiencia en el ámbito de diagnóstico médico, argumentan que la IA tiende a reducir la complejidad de las decisiones humanas a patrones estadísticos, lo cual podría resultar inapropiado para auditorías con alta incertidumbre contextual.

Otra postura contradictoria se encuentra en Bullock, Young y Wang (2020), quienes destacan que, en entornos públicos y burocráticos, la IA puede reforzar desigualdades institucionales si no es controlada adecuadamente. En lugar de mejorar el servicio puede convertirse en un mecanismo de discriminación algorítmica. Es así como la IA no es inherentemente buena o mala sino que su impacto depende del contexto, de su diseño y, sobre todo, de la capacidad de los auditores para supervisarla críticamente.

En contraste, autores como Fedyk et al. (2022) y Han et al. (2023) defienden una visión pragmática argumentando que con una implementación responsable la IA puede generar valor económico, transparencia y calidad en los procesos. Esta diversidad de opiniones permite comprender la profundidad del debate y reafirma la necesidad de una auditoría crítica, ética y situada.

Tendencias Emergentes y Escenarios Futuros

La literatura revisada señala que la IA en auditoría está en una fase de expansión, con múltiples tendencias emergentes. Appelbaum et al. (2017) destacan el auge de la auditoría continua donde los algoritmos revisan transacciones en tiempo real. A esto se suma el desarrollo de herramientas de visualización dinámica de datos (Dilla, Janvrin & Raschke, 2010) y la auditoría basada en blockchain, que promete trazabilidad absoluta (Han et al., 2023).

Otra tendencia destacada es la creación de algoritmos explicables o "explainable AI", una corriente que busca que los sistemas puedan justificar sus decisiones permitiendo auditorías a los algoritmos mismos (Mokander & Floridi, 2021). Esto se alinea con los principios de transparencia

y gobernanza algorítmica propuestos por Díaz-Rodríguez et al. (2023) y Truby (2020), quienes también vinculan el uso ético de la IA con los Objetivos de Desarrollo Sostenible.

Desde un análisis prospectivo, se pueden proyectar tres escenarios plausibles:

Escenario optimista: Adopción masiva con supervisión ética, mejora de la calidad del servicio, auditoría continua e integración con sostenibilidad (Truby, 2020; Vasarhelyi & Romero, 2014).

Escenario crítico: Automatización sin formación, pérdida de juicio profesional, escándalos por sesgos y debilitamiento de la confianza en el auditor (Munoko et al., 2020; Mokander et al., 2021).

Escenario adaptativo: Convivencia de IA y auditor humano, con nuevos roles profesionales, ética algorítmica y desarrollo de nuevos estándares internacionales (Sutton et al., 2021; Fedyk et al., 2022).

Estos escenarios no son excluyentes sino posibles trayectorias que dependerán de las decisiones políticas, educativas y normativas que se tomen en los próximos años.

Estudios de Caso: Experiencias Reales de Implementación

Uno de los elementos clave en esta revisión sistemática fue la identificación de experiencias reales sobre el uso de IA en auditoría. Estos casos permiten observar no solo la viabilidad técnica de las herramientas utilizadas sino también los impactos organizacionales, éticos y operativos que conllevan. A continuación se exponen casos representativos, con una breve descripción de su contexto, resultados y lecciones aprendidas, con base en la literatura revisada.

Caso 1 – KPMG y la Plataforma Clara

KPMG desarrolló Clara, una plataforma inteligente que integra automatización, análisis avanzado de datos y supervisión en tiempo real para auditores. Según Han et al. (2023), Clara

permite evaluar riesgos financieros con mayor precisión, procesar grandes volúmenes de datos estructurados y no estructurados, y mantener trazabilidad completa de los hallazgos. Este caso se considera un éxito por su integración ética y técnica, aunque su uso se restringe a firmas altamente digitalizadas.

Caso 2 – EY y Helix

Ernst & Young (EY) implementó Helix, un sistema de análisis masivo de datos financieros y contables, utilizado globalmente en auditorías. Fedyk et al. (2022) destacan que Helix mejora la detección de fraudes y facilita el trabajo colaborativo entre auditores permitiendo una visualización detallada de transacciones inusuales. La lección clave es que la IA no reemplaza al auditor, sino que potencia su capacidad analítica, siempre que exista formación previa.

Caso 3 – Banco en Australia

Un banco australiano aplicó IA para auditoría de cumplimiento normativo. Aunque en principio el sistema mejoró la velocidad de revisión, Munoko et al. (2020) reportan que el algoritmo replicó sesgos de exclusión financiera afectando a usuarios con bajos historiales crediticios. Este caso ilustra el riesgo de una adopción sin marco ético claro donde la eficiencia se antepone a la justicia financiera.

Caso 4 – Contraloría General de la Republica

En el ámbito nacional, la CGR ha dado pasos significativos hacia el control fiscal digital mediante la implementación de sistemas de inteligencia artificial y analítica de datos. De acuerdo con Bullock et al. (2020), la CGR ha desarrollado plataformas que permiten el análisis en tiempo real de la ejecución presupuestal, la identificación de patrones atípicos en el gasto público y la detección automática de irregularidades.

Además de su impacto en la transparencia y la lucha contra la corrupción, esta apuesta tecnológica está transformando el rol del auditor fiscal hacia una labor más preventiva y predictiva. No obstante, aún existen barreras críticas como la escasa alfabetización digital de algunos funcionarios, la calidad desigual de los datos públicos y las limitaciones de interoperabilidad entre sistemas (Appelbaum et al., 2017; Abreu et al., 2018). Estos retos limitan el aprovechamiento total del potencial de la IA, pero el caso representa un hito en la transformación digital del control estatal. Bullock et al. (2020) informan que, aunque el proyecto representa un avance en transparencia pública, enfrenta barreras como las limitaciones en el acceso a datos abiertos lo que ha restringido su impacto. Es un caso de oportunidad, pero con implementación parcial.

Caso 5 – Dirección de Impuestos y Aduanas Nacionales (DIAN)

La DIAN ha comenzado a incorporar IA en sus procesos de fiscalización y control tributario, especialmente en tareas como la detección de evasión fiscal, el análisis de facturación electrónica y la revisión masiva de declaraciones de renta. Según Albitar et al. (2021), estas herramientas se articulan con técnicas de minería de datos y machine learning para identificar contribuyentes de riesgo y establecer alertas automáticas de comportamiento anómalo.

Una de las fortalezas del enfoque de la DIAN ha sido su integración con sistemas de facturación electrónica y big data, lo que ha permitido cruzar información en tiempo real y reducir la evasión en sectores tradicionalmente opacos. Sin embargo, como señalan Ahmad et al. (2022), el éxito de estas herramientas depende de la calidad de los datos capturados, así como de la transparencia de los algoritmos utilizados, para evitar sesgos en la toma de decisiones.

Caso 6 – Contaduría General de la Nación

La Contaduría General de la Nación (CGN) ha adoptado tecnologías de análisis masivo de datos y herramientas de IA para mejorar los procesos de consolidación contable, armonización

normativa y fiscalización del gasto público. De acuerdo con Giviasusa (2024), uno de los avances más relevantes ha sido el uso de sistemas de cruce masivo de información provenientes de entidades territoriales, organismos autónomos y empresas estatales.

Estos sistemas permiten detectar inconsistencias contables, evaluar la oportunidad del registro presupuestal y generar reportes automatizados para mejorar la rendición de cuentas. Entre los beneficios identificados por la entidad están el ahorro de tiempo operativo, la trazabilidad digital y la capacidad de generar alertas tempranas sobre desviaciones presupuestales lo que representa un ejemplo exitoso de cómo la IA puede aportar valor en procesos públicos altamente normativizados (Appelbaum et al., 2017; Brown-Liburd & Vasarhelyi, 2015).

Estos casos reflejan que la efectividad del uso de IA en auditoría no depende exclusivamente del software (Clara, Helix, RPA), sino de la forma en que se implementa, se evalúa y se regula. La postura de esta investigación es clara: la IA debe ser un recurso auditado y no un oráculo incuestionable.

Balance Crítico y Proyección Investigativa

Esta discusión ampliada reafirma que la implementación de IA en auditoría financiera es un proceso complejo, con múltiples dimensiones interrelacionadas. A diferencia de una visión puramente técnica, esta monografía adopta un enfoque ético-sistémico proponiendo lineamientos concretos y diferenciados según tipo de organización, nivel de madurez tecnológica y tipo de auditoría (pública o privada). Este enfoque permite comprender la auditoría como un proceso vivo, profundamente influido por el juicio profesional, el entorno regulatorio y la cultura organizacional (Appelbaum, Kogan & Vasarhelyi, 2017).

Uno de los aportes más relevantes de esta investigación es el modelo conceptual integrador y el diagrama sistémico propuesto que permiten visualizar cómo interactúan la tecnología, el juicio

profesional y la gestión del cambio. Este marco facilita el diseño de estrategias éticas de implementación y la evaluación crítica del impacto organizacional de la IA. A partir del análisis, se destaca que el uso de tecnologías disruptivas en auditoría no debe centrarse únicamente en la eficiencia operativa, sino en asegurar procesos justos, verificables y transparentes, alineados con las buenas prácticas internacionales (Albitar et al., 2021; Brown-Liburd & Vasarhelyi, 2015).

Desde la postura como futuros magísteres en gestión financiera, este trabajo representa una contribución al perfil profesional en tres dimensiones clave: primero, en el desarrollo de competencias investigativas, al aplicar una revisión sistemática de literatura con enfoque ético y metodológico riguroso, siguiendo lineamientos PRISMA y analizando fuentes indexadas que permiten producir conocimiento útil para la toma de decisiones estratégicas. Segundo, fortalece las competencias financieras al profundizar en cómo la IA transforma los sistemas de control interno, la gestión del riesgo y la confiabilidad de la información contable en contextos tanto públicos como privados (Han et al., 2023; Commerford et al., 2022). Esta perspectiva prepara al egresado para liderar procesos de transformación digital con mirada integral y financiera. Finalmente, el trabajo promueve y consolida las competencias éticas propias del magíster, al problematizar los riesgos de sesgo algorítmico, la pérdida de discrecionalidad y el uso irresponsable de tecnologías en auditoría (Díaz Rodríguez et al., 2023; Munoko, Brown-Liburd & Vasarhelyi, 2020). Esta postura crítica es esencial en escenarios donde el uso de IA puede tensionar los principios de equidad, responsabilidad y acceso a la información. En consecuencia, la formación del auditor del futuro no puede limitarse al dominio técnico, sino que debe incluir pensamiento estratégico, integridad profesional y una visión de justicia organizacional que responda a los desafíos del siglo XXI. Desde esta perspectiva, el auditor del futuro no es un técnico ni un supervisor pasivo, sino un agente ético que vela por la integridad del proceso y el valor social

del control financiero. En lugar de aceptar o rechazar la IA, se propone comprenderla como una tecnología que debe ser guiada, auditada y contextualizada. Solo así, la auditoría del futuro será no solo más eficiente, sino también más justa, transparente y socialmente relevante, aportando desde la gestión financiera a la consolidación de organizaciones confiables, sostenibles y centradas en las personas.

Por último, se concluye que el verdadero desafío no está en el avance de la IA sino en la capacidad humana de gobernarla éticamente. Solo así la auditoría del futuro será no solo más eficiente sino también más justa, transparente y socialmente relevante.

Conclusiones

La inteligencia artificial ha transformado profundamente el panorama de la auditoría financiera al introducir tecnologías que mejoran la eficiencia, la precisión y la cobertura de los procesos de revisión contable. A partir del análisis sistemático de los estudios seleccionados se evidencia que la IA no representa una amenaza directa para el rol del auditor humano sino que se debe entender como una herramienta que complementa su labor al optimizar tareas repetitivas, que permite el análisis de grandes volúmenes de datos y amplía el alcance de la supervisión financiera (Appelbaum et al., 2017; Huang & Vasarhelyi, 2019). Esto refuerza la tesis de que su implementación no desplaza al profesional sino que redefine su papel hacia funciones más analíticas, interpretativas y estratégicas.

La gestión humana se mantiene como un eje fundamental incluso en entornos altamente tecnificados. Si bien la IA permite automatizar procesos, el juicio profesional, la ética y la comprensión contextual continúan siendo insustituibles en la toma de decisiones financieras (Munoko et al., 2020; Manita et al., 2020). Los hallazgos apuntan a que el futuro de la auditoría no radica en reemplazar al humano con algoritmos sino en diseñar modelos colaborativos donde la inteligencia humana y artificial se complementen. Esta sinergia resulta clave para garantizar la integridad, imparcialidad y confiabilidad de los procesos de control financiero.

La IA no solo representa una disrupción tecnológica sino también una oportunidad para fortalecer la auditoría financiera. Las herramientas inteligentes permiten una mayor cobertura de revisión, análisis continuo de transacciones y detección temprana de anomalías lo que contribuye a mejorar la confiabilidad y transparencia de los informes financieros (Snyder, 2019; Xiao & Watson, 2019). Sin embargo, su uso debe estar anclado a principios éticos, entrenamiento

profesional continuo y estándares de calidad que equilibren los beneficios técnicos con la dimensión humana del control financiero.

Desde la perspectiva financiera, se abre una línea de investigación relevante en torno al impacto de la inteligencia artificial en la gestión del riesgo financiero y la evaluación de solvencia. Los sistemas inteligentes podrían fortalecer modelos predictivos en auditoría para identificar signos tempranos de deterioro financiero, manipulación contable o exposición excesiva al riesgo, lo cual tendría un valor estratégico para las firmas auditoras y reguladores del mercado. Investigar cómo la IA puede contribuir a mejorar los modelos de alerta temprana representa una ruta prometedora para el control financiero preventivo.

Otra línea de investigación emergente se relaciona con la evaluación del retorno de inversión (ROI) en la implementación de IA en procesos de auditoría financiera. Determinar el valor agregado tangible que generan estas tecnologías, en términos de reducción de costos, mitigación de riesgos, cumplimiento normativo y eficiencia operativa, puede aportar evidencia empírica para apoyar la toma de decisiones estratégicas en firmas auditoras. Asimismo, esto podría derivar en modelos comparativos entre auditorías tradicionales, semiautomatizadas y completamente digitalizadas.

Referencias Bibliográficas

- Abreu, P. W., Aparicio, M., & Costa, C. J. (2018). Blockchain technology in the auditing environment. En A. Rocha, M. P. Cota, A. Lozano Tello, & R. Gonçalves (Eds.), *Proceedings of the 13th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI 2018)* (pp. 1–6). IEEE Computer Society.
<https://doi.org/10.23919/CISTI.2018.8399460> SCIRP
- Ahmad, K., Maabreh, M., Ghaly, M., Khan, K., Qadir, J., & Al Fuqaha, A. (2022). Developing future human centered smart cities: Critical analysis of smart city security, data management, and ethical challenges. *Computer Science Review*, 43, 100452.
<https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2021.100452> MDPI
- Albitar, K., Gerged, A. M., Kikhia, H., & Hussainey, K. (2021). Auditing in times of social distancing: The effect of COVID 19 on auditing quality. *International Journal of Accounting & Information Management*, 29(1), 169–178. <https://doi.org/10.1108/IJAIM-08-2020-0128> University of Birmingham
- Appelbaum, D., Kogan, A., & Vasarhelyi, M. A. (2017). Big data and analytics in the modern audit engagement: Research needs. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 36(4), 1–27. <https://doi.org/10.2308/ajpt> 51684 ResearchGate+6SCIRP+6ijrpr.com+6
- Appelbaum, D., Kogan, A., & Vasarhelyi, M. A. (2017). Artificial intelligence in auditing: Looking back and looking forward. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 36(4), 1–27. <https://doi.org/10.2308/ajpt> 51684 ScienceDirect+15SCIRP+15esge.com+15
- Brown Liburd, H., & Vasarhelyi, M. A. (2015). Big data and audit evidence. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 12(1), 1–16. <https://doi.org/10.2308/jeta> 10468 papers.ssrn.com+8semanticsscholar.org+8ouci.dntb.gov.ua+8

- Bullock, J. B., Young, M. M., & Wang, Y. F. (2020). Artificial intelligence, bureaucratic form, and discretion in public service. *Information Polity*, 25(4), 491–506.
<https://doi.org/10.3233/IP 200223>
- Cabitza, F., & Campagner, A. (2021). The need to separate the wheat from the chaff in medical informatics: Introducing a comprehensive checklist for the (self) assessment of medical AI studies. *International Journal of Medical Informatics*, 153, 104510.
<https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2021.104510> search.lib.uiowa.edu
- Castka, P., Searcy, C., & Fischer, S. (2020). Technology enhanced auditing in voluntary sustainability standards: The impact of COVID 19. *Sustainability*, 12(11), Article 4740.
<https://doi.org/10.3390/su12114740> MDPI
- Contaduría General de la Nación. (2023). *Informe de rendición de cuentas y avances en interoperabilidad contable*. Bogotá, Colombia.
<https://www.contaduria.gov.co/informes/informe-de-rendicion-de-cuentas-2023/>
- Contraloría General de la República. (2023). *Transformación digital del control fiscal: Analítica de datos e inteligencia artificial*. Bogotá, Colombia.
<https://www.contraloria.gov.co/web/guest/transformacion-digital>
- Commerford, B. P., Dennis, S. A., Joe, J. R., & Ulla, J. W. (2022). Man Versus Machine: Complex estimates and auditor reliance on artificial intelligence. *Journal of Accounting Research*, 60(1), 171–201. <https://doi.org/10.1111/1475-679X.12407> MDPI
- Damerji, H., & Salimi, A. (2021). Mediating effect of use perceptions on technology readiness and adoption of artificial intelligence in accounting. *Accounting Education*, 30(2), 107–130. <https://doi.org/10.1080/09639284.2021.1872035> ResearchGate

- Díaz Rodríguez, N., Del Ser, J., Coeckelbergh, M., López de Prado, M., Herrera Viedma, E., & Herrera, F. (2023). Connecting the dots in trustworthy Artificial Intelligence: From AI principles, ethics, and key requirements to responsible AI systems and regulation. *Information Fusion*, 99, Article 101896. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2023.101896> SCIRP+9SCIRP+9research.science.eus+9
- Dilla, W. N., Janvrin, D. J., & Raschke, R. L. (2010). Interactive data visualization: New directions for accounting information systems research. *Journal of Information Systems*, 24(2), 149–177. <https://doi.org/10.2308/jis.2010.24.2.1> University of Birmingham
- Dirección de Impuestos y Aduanas Nacionales (DIAN). (2023). *Plan de modernización tecnológica 2023-2026*. Bogotá, Colombia. <https://www.dian.gov.co/Transparencia/PlaneacionGestion/Paginas/Plan-de-Modernizacion.aspx>
- Falagas, M. E., Pitsouni, E. I., Malietzis, G. A., & Pappas, G. (2008). Comparison of PubMed, Scopus, Web of Science, and Google Scholar: Strengths and weaknesses. *FASEB Journal*, 22(2), 338–342. <https://doi.org/10.1096/fj.07.9492LSF> University of Birmingham
- Fedyk, A., Hodson, J., Khimich, N., & Fedyk, T. (2022). Is artificial intelligence improving the audit process? *Journal of Accounting & Economics*. <https://doi.org/10.1007/s11142-022-09697-x> SpringerLink
- Garanina, T., Ranta, M., & Dumay, J. (2022). Blockchain in accounting research: Current trends and emerging topics. *Accounting, Auditing & Accountability Journal*. <https://doi.org/10.1108/AAAJ-10-2020-4991> University of Birmingham

- Ghanem, M. C., & Chen, T. M. (2020). Reinforcement Learning for Efficient Network Penetration Testing. *Information*, 11(1), 6. <https://doi.org/10.3390/info11010006>
scite.ai+9MDPI+9arXiv+9
- Giviasusa, J. A. (2024). La inteligencia artificial como herramienta en la rendición de cuentas de la Contaduría General de la Nación [Tesis de pregrado.—Universidad Nacional Abierta y a Distancia, Colombia]. Repositorio institucional UNAD.
<https://repository.unad.edu.co/bitstream/handle/10596/61482/giviasusa.pdf>
- Grønsund, T., & Aanestad, M. (2020). Augmenting the algorithm: Emerging human in the loop work configurations. *Journal of Strategic Information Systems*, 29, Article 101614.
<https://doi.org/10.1016/j.jsis.2020.101614> semanticscholar.org+8uia.brage.unit.no+8ouci.dntb.gov.ua+8
- Han, H., Shiwakoti, R. K., Jarvis, R., Mordi, C., & Botchie, D. (2023). Accounting and auditing with blockchain technology and artificial intelligence: A literature review. *International Journal of Accounting Information Systems*, 48, Article 100598.
<https://doi.org/10.1016/j.accinf.2022.100598> search.lib.uiowa.edu
- Hardy, M., & Harvey, H. (2020). Artificial intelligence in diagnostic imaging: Impact on the radiography profession. *British Journal of Radiology*, 93(1108), Article 20190840.
<https://doi.org/10.1259/bjr.20190840>
- Houwen, B. B. S. L., Hassan, C., Coupe, V. M. H., Greuter, M. J. E., Hazewinkel, Y., Vleugels, J. L. A., et al. (2022). Definition of competence standards for optical diagnosis of diminutive colorectal polyps: European Society of Gastrointestinal Endoscopy (ESGE) Position Statement. *Endoscopy*, 54(6), 652–668. <https://doi.org/10.1055/a-1689-5615>
ResearchGate+15esge.com+15ResearchGate+15

- Huang, F., & Vasarhelyi, M. A. (2019). Applying robotic process automation (RPA) in auditing: A framework. *International Journal of Accounting Information Systems*, 35, Article e100433. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2019.100433>
ijrpr.com+14scilit.com+14impactio.com+14
- Jagatheesaperumal, S. K., Rahouti, M., Ahmad, K., Al Fuqaha, A., & Guizani, M. (2021). The duo of artificial intelligence and big data for Industry 4.0: Applications, techniques, challenges, and future research directions. *IEEE Internet of Things Journal*, 8(17), 13726–13750. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2021.3139827>
SciSpace+6dclibrary.mbzuai.ac.ae+6liuc.primo.exlibrisgroup.com+6
- Jeppesen, K. K. (2019). The role of auditing in the fight against corruption. *British Accounting Review*, 51(5), Article 100798. <https://doi.org/10.1016/j.bar.2018.06.001>
search.lib.uiowa.edu+9papers.ssrn.com+9Studocu+9
- Kend, M., & Nguyen, L. A. (2020). Big Data Analytics and Other Emerging Technologies: The Impact on the Australian Audit and Assurance Profession. *Australian Accounting Review*, 30(4), 269–282. <https://doi.org/10.1111/auar.12305>
- Kocak, B., Akinci D'Antonoli, T., Mercaldo, N., Alberich Bayarri, A., Baessler, B., Ambrosini, I., ... Cuocolo, R. (2024). METHodological RadiomICs Score (METRICS): a quality scoring tool for radiomics research endorsed by EuSoMII. *Insights into Imaging*, 15(1), 8. <https://doi.org/10.1186/s13244-023-01572-w>
Radiopaedia+6SpringerLink+6healthmanagement.org+6
- Krieger, F., Drews, P., & Velte, P. (2021). Explaining the (non) adoption of advanced data analytics in auditing: A process theory. *International Journal of Accounting Information*

- Systems, 41, Article 100511. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2021.100511>
ouci.dntb.gov.ua+9analysisdata.co.id+9Google Académico+9
- Landers, R. N., & Behrend, T. S. (2023). Auditing the AI auditors: A framework for evaluating fairness and bias in high stakes AI predictive models. *American Psychologist*, 78(1), 36–49. <https://doi.org/10.1037/amp0000972> University of Birmingham
- Liu, X., Glocker, B., McCradden, M. M., Ghassemi, M., Denniston, A. K., & Oakden Rayner, L. (2022). The medical algorithmic audit. *The Lancet Digital Health*, 4(5), e384–e397. [https://doi.org/10.1016/S2589-7500\(22\)00003-6](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(22)00003-6) Oxford Academic+12PubMed+12PMC+12
- Manita, R., Elommal, N., Baudier, P., & Hikkerova, L. (2020). The digital transformation of external audit and its impact on corporate governance. *Technological Forecasting and Social Change*, 157, 119751. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2019.119751>
librarysearch.williams.edu+8ouci.dntb.gov.ua+8semanticsscholar.org+8
- Moher, D., Liberati, A., Tetzlaff, J., Altman, D. G., & The PRISMA Group. (2009). Preferred reporting items for systematic reviews and meta analyses: The PRISMA Statement. *PLoS Medicine*, 6(7), e1000097. <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1000097>
semanticsscholar.org+5docs.edtechhub.org+5journals.sagepub.com+5Wikipedia
- Mökander, J., Axente, M., Casolari, F., & Floridi, L. (2021). Conformity Assessments and Post market Monitoring: A Guide to the Role of Auditing in the Proposed European AI Regulation. *Minds and Machines*, 32(2), 241–268. <https://doi.org/10.1007/s11023-021-09577-4> ouci.dntb.gov.ua+9SpringerLink+9ora.ox.ac.uk+9

- Mökander, J., Morley, J., Taddeo, M., & Floridi, L. (2021). Ethics Based Auditing of Automated Decision Making Systems: Nature, scope, and limitations. *Science and Engineering Ethics*, 27(4), 44. <https://doi.org/10.1007/s11948-021-00319-4> arXiv
- Mökander, J., & Floridi, L. (2021). Ethics Based Auditing to Develop Trustworthy AI. *Minds and Machines*, 31(4), 639–659. <https://doi.org/10.1007/s11023-021-09557-8> arXiv
- Mosteanu, N. R., & Faccia, A. (2020). Digital systems and new challenges of financial management – fintech, XBRL, blockchain and cryptocurrencies. *Quality – Access to Success*, 21(174), 159–166. Sin DOI; disponible en https://www.calitatea.ro/assets/arhiva/2020/QAS_Vol.21_No.174_Feb.2020.pdf dl.acm.org+6University of Birmingham+6pure.coventry.ac.uk+6
- 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> ouci.dntb.gov.ua
- Oakden Rayner, L., Gale, W., Bonham, T. A., Lungren, M. P., Carneiro, G., Bradley, A. P., & Palmer, L. J. (2022). Validation and algorithmic audit of a deep learning system for the detection of proximal femoral fractures in patients in the emergency department: A diagnostic accuracy study. *The Lancet Digital Health*, 4(5), e384–e397. [https://doi.org/10.1016/S2589-7500\(22\)00004-8](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(22)00004-8) ouci.dntb.gov.ua+6The Lancet+6ajronline.org+6
- Oluleye, B. I., Chan, D. W. M., & Antwi Afari, P. (2023). Adopting Artificial Intelligence for Enhancing the Implementation of Systemic Circularity in the Construction Industry: A Critical Review. *Sustainable Production and Consumption*, 35, 509–524.

<https://doi.org/10.1016/j.spc.2022.12.002>

ouci.dntb.gov.ua+6research.polyu.edu.hk+6mdpi.com+6

Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., ...

Moher, D. (2021). PRISMA 2020 explanation and elaboration: Updated guidance and exemplars for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372, n160.

<https://doi.org/10.1136/bmj.n160> Wiley Online Library

Popolin Neto, M., & Paulovich, F. V. (2021). Explainable Matrix – Visualization for Global and Local Interpretability of Random Forest Classification Ensembles. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 27(2), 1427–1437.

<https://doi.org/10.1109/TVCG.2020.3030354>

repositorio.usp.br+8repositorio.usp.br+8popolinneto.gitlab.io+8

Snyder, H. (2019). Literature Review as a Research Methodology: An Overview and Guidelines. *Journal of Business Research*, 104, 333–339.

<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.07.039> emerald.com+8colab.ws+8scirp.org+8

Truby, J. (2020). Governing Artificial Intelligence to benefit the UN Sustainable Development Goals. *Sustainable Development*, 28(4), 946–959. <https://doi.org/10.1002/sd.2048>

Vasarhelyi, M. A., & Romero, S. (2014). Cloud computing and assurance services: A call for action. *Journal of Information Systems*, 28(1), 189–196. <https://doi.org/10.2308/isys-50792> Wiley Online Library

Xiao, Y., & Watson, M. (2019). Guidance on conducting a systematic literature review. *Journal of Planning Education and Research*, 39(1), 93–112.

<https://doi.org/10.1177/0739456X17723971>[ResearchGate](https://ResearchGate.com)+10ideas.repec.org+10papers.ssrn.com+10

Yu, H., Yang, Z., & Sinnott, R. O. (2019). Decentralized big data auditing for smart city environments leveraging blockchain technology. *IEEE Access*, 7, 6288–6296.

<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2894323> ResearchGate+4dblp.org+4dblp.org+4.