

## INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y AUDITORÍA CON SISTEMAS. NUEVAS PERSPECTIVAS Y DESAFÍOS

*Artificial Intelligence and Systems Auditing: New Perspectives and Challenges*

Dairis Adalys Cárdenas Guerrero<sup>1</sup>  
<https://orcid.org/0009-0001-5068-1890>

Linda Brithanys Marín Rodríguez<sup>2</sup>  
<https://orcid.org/0009-0002-5705-4205>

Candy Guadalupe Roca Moreno<sup>3</sup>  
<https://orcid.org/0009-0002-3545-7775>

Manshi Naresh Ahir Ahir<sup>4</sup>  
<https://orcid.org/0009-0008-5170-053X>

Dora Rosaura Batista Peralta<sup>5</sup>  
<https://orcid.org/0000-0001-5203-8973>

Recibido: 26/10/2025

Aceptado: 01/04/2026

Publicado: 30/06/2026

Cómo citar este artículo: Cardenas Guerrero, D., Marín Rodríguez, L., Roca Moreno, C., Ahir Ahir, M., Batista Peralta, D. (2026). Inteligencia artificial y auditoría con sistemas. Nuevas perspectivas y desafíos. *Entrelíneas*, 5(1), e050106. <https://doi.org/10.56368/Entrelíneas516>

### RESUMEN

La cuarta revolución industrial ha consolidado a la inteligencia artificial como una tecnología disruptiva en auditoría financiera, desplazando los procesos manuales hacia el análisis predictivo y el monitoreo continuo, sin embargo, este cambio presenta dudas sobre cómo integrar la IA sin comprometer la transparencia y objetividad de la profesión. El objetivo fue analizar la relación entre la IA y la auditoría, identificando ventajas, desafíos y cambios que introduce esta tecnología en la práctica profesional. El estudio se desarrolló con un enfoque

<sup>1</sup> Universidad de Panamá, Facultad de Administración de Empresas y Contabilidad; [dairis-a.cardenas-gu@up.ac.pa](mailto:dairis-a.cardenas-gu@up.ac.pa)

<sup>2</sup> Universidad de Panamá, Facultad de Administración de Empresas y Contabilidad; [linda-b.marin@up.ac.pa](mailto:linda-b.marin@up.ac.pa)

<sup>3</sup> Universidad de Panamá, Facultad de Administración de Empresas y Contabilidad; [candy.roca@up.ac.pa](mailto:candy.roca@up.ac.pa)

<sup>4</sup> Universidad de Panamá, Facultad de Administración de Empresas y Contabilidad; [manshi.ahir-a@up.ac.pa](mailto:manshi.ahir-a@up.ac.pa)

<sup>5</sup> Universidad de Panamá, Facultad de Administración de Empresas y Contabilidad; [dora.batista-p@up.ac.pa](mailto:dora.batista-p@up.ac.pa)

cuantitativo con diseño documental exploratorio y descriptivo, realizando una revisión en Google Académico y el repositorio institucional, identificando 87 documentos entre 1997 y 2026 que, al aplicar el criterio de saturación teórica, redujo las referencias a 26. La confiabilidad se alcanzó mediante la codificación interevaluador, alcanzando un índice de concordancia del 89%. Los resultados más importantes señalan que la IA automatiza el 100% de las poblaciones, reduce el esfuerzo manual entre 30% y 50%, y mejora la detección de fraudes del 60% al 85%, sin embargo, falta transparencia en el funcionamiento interno de los algoritmos, sesgos en datos de entrenamiento y se necesitan transformar las competencias del auditor hacia habilidades técnicas, éticas y críticas. Como conclusiones se destaca que la IA no reemplaza sino que complementa sus funciones, dejándole tiempo para que se dedique a tareas de mayor valor analítico.

**Palabras clave:** IA, auditoría, sistemas de información, riesgos éticos, competencias profesionales.

---

## **ABSTRACT**

The Fourth Industrial Revolution has solidified artificial intelligence as a disruptive technology in financial auditing, shifting manual processes toward predictive analytics and continuous monitoring. However, this change raises questions about how to integrate AI without compromising the transparency and objectivity of the profession. The objective was to analyze the relationship between AI and auditing, identifying the advantages, challenges, and changes this technology introduces to professional practice. The study employed a qualitative approach with an exploratory and descriptive documentary design. A review was conducted in Google Scholar and the institutional repository, identifying 87 documents published between 1997 and 2026. Applying the theoretical saturation criterion reduced the number of references to 26. Reliability was established through inter-rater coding, achieving an 89% agreement rate. The most significant findings indicate that AI automates 100% of the data, reduces manual effort by 30% to 50%, and improves fraud detection from 60% to 85%. However, there is a lack of transparency in the inner workings of the algorithms, biases in training data, and a need to transform auditors' competencies toward technical, ethical, and critical skills. The conclusions highlight that AI does not replace, but rather complements, human functions, freeing up time for auditors to focus on tasks of greater analytical value.

**Keywords:** AI, auditing, information systems, ethical risks, professional skills.

## **Introducción**

La cuarta revolución industrial ha consolidado a la inteligencia artificial (IA) como una tecnología disruptiva que permea todos los sectores de la sociedad, desde la vida cotidiana hasta los ámbitos profesionales más especializados. En el campo de la auditoría financiera, la labor del auditor se ha basado en la revisión manual de documentos, la aplicación de muestreos estadísticos y la emisión de juicios profesionales con información limitada. Sin embargo, la introducción de la IA está cambiando este panorama, desplazando los procesos manuales y la búsqueda de información estática hacia un entorno de análisis predictivo, monitoreo continuo y automatización inteligente. Este cambio es prometedor, pero se presenta en un contexto de incertidumbre donde se encuentran el entusiasmo por la eficiencia con la preocupación por la falta de transparencia de los algoritmos y los nuevos riesgos éticos.

En el entorno académico y profesional de Panamá, sobre todo en la formación de los auditores, estas dos características permiten formular el problema de investigación al preguntar ¿cómo pueden los futuros profesionales integrar la inteligencia artificial en los procesos de auditoría para mejorar su eficacia, sin comprometer los principios de transparencia, objetividad y juicio crítico que son la base de su labor? Para responder a esta pregunta se presenta como objetivo analizar la relación entre la inteligencia artificial y la auditoría, identificando las nuevas ventajas que ofrece esta tecnología.

Es necesario preparar a los auditores para que se enfrenten a las nuevas competencias que está requiriendo el área ya que, como señalan Molina & Fernández (2018), la IA se crea con la promesa de agilizar los procesos contables y de auditoría, por lo que se necesita comprender sus mecanismos para evitar riesgos. El potencial de la IA en contabilidad (Nájera Núñez *et al.*, 2025) y su capacidad para disminuir riesgos aportando mayor seguridad razonable (Zemankova, 2019) ya ha sido documentado, aunque también se alerta sobre los problemas éticos que surgen al delegar los procesos más exigentes a un sistema que puede funcionar de forma poco transparente (Aparicio-Gómez & Cortés Gallego, 2024). Este artículo presenta el debate de este tema para continuar aportando información sobre cómo la auditoría puede avanzar de la mano de la IA, utilizando un enfoque responsable que prepare a los profesionales para conocer sus implicaciones.

### Revisión de la literatura

La inteligencia artificial ha dejado de ser una promesa y se ha convertido en un soporte de los procesos de auditoría que está cambiando los procesos. Binh (2025) analizó 465 publicaciones desde un período donde el término no era común a todas las áreas del conocimiento (1982) hasta 2024, mostrando que el tema 'IA en auditoría' conforma aproximadamente el 33.4% de la discusión académica y en la actualidad se posiciona como el centro de la investigación contemporánea. A este tema le sigue el de 'seguridad de datos en auditoría' con 21.2%, mostrando la preocupación que existe por la integridad y protección de la información auditada en entornos digitales.

En el mismo estudio se identifican los temas de 'auditoría y tecnologías contables' (12.7%) y 'IA y aprendizaje automático en auditoría' (11.1%), demostrando el interés que ha tenido en el desarrollo y aplicación de tecnologías como esta en la auditoría. También se identificaron otras áreas como 'IA ética en sistemas de auditoría' y 'procesamiento de imágenes en auditoría', aunque su representación (0.4% cada una) indica que estos temas todavía son secundarios en el medio académico.

Los beneficios que aporta la IA a la auditoría los explica Latifa (2025) cuando señala que la automatización habilitada por IA prueba el 100% de las poblaciones, reduce el esfuerzo manual entre un 30% y un 50%, y facilita el monitoreo de cumplimiento en tiempo real. muestra mejoras medibles en la detección de fraudes que con los métodos normales alcanzan una precisión del 60%, mientras que con técnicas de aprendizaje automático logran el 85% de efectividad en la identificación de irregularidades financieras.

En cuanto a técnicas específicas, el procesamiento del lenguaje natural ha avanzado en la superación de barreras comunicativas presentes en documentos financieros, facilitando la extracción de conocimientos para la toma de decisiones auditoras. De manera similar, el aprendizaje automático mediante técnicas como redes neuronales artificiales y árboles de decisión, ha demostrado tener un rendimiento superior en la detección de fraudes en estados financieros a las prácticas de auditoría normales (Binh, 2025). El impacto lo

confirman Abid & Lohar (2025), señalando que existe una tendencia hacia la auditoría continua, los procesos automatizados y la toma de decisiones basada en datos. Destacan que la tecnología promete reducir los costos y mejorar la precisión, aunque todavía quedan situaciones relacionadas con la adaptación profesional y las consideraciones éticas.

A pesar de sus ventajas, quedan pendiente los riesgos que señalan Li & Goel (2025) al abordar la auditabilidad de la IA, señalando que mientras existe para auditorías financieras y de sistemas de información porque ha sido ampliamente tratada, en los sistemas de IA todavía no ha recibido suficiente atención a nivel académico. Los autores identifican la equidad y los sesgos algorítmicos, la transparencia, la negación de los derechos individuales y la vulneración de la privacidad como preocupaciones a tomar en cuenta. Las auditorías de IA se realizan para que los sistemas funcionen de manera legal y sigan estándares éticos, pero la falta de normativas deja pendiente riesgos sin mitigar.

En el contexto del sector público también se revisaron datos que señalan que, aunque las grandes firmas de auditoría tipo Deloitte, EY, KPMG y PwC han integrado la IA para escrutar información financiera, los usuarios y partes interesadas han manifestado preocupaciones sobre sesgos que vayan en contra de los objetivos de promover la rendición de cuentas y la transparencia (Riva & Dom, 2025). Los autores señalan que la transición de las prácticas normales a sistemas impulsados por la IA en auditoría sigue siendo lenta.

Su incorporación necesita un cambio en el perfil de competencias del auditor, demostrado en la integración a las prácticas de auditoría interna y los resultados que hicieron necesaria una transformación en las habilidades requeridas (Arun, 2024). De acuerdo con estos datos, los auditores deben poseer habilidades técnicas normales como la gestión de riesgos y conocimiento de controles internos, además de habilidades blandas que incluyen la comunicación efectiva, el pensamiento crítico y la conducta ética. Enfatiza la importancia del aprendizaje continuo y el desarrollo profesional, destacando que los auditores deben buscar oportunidades para mejorar su experiencia con talleres y certificaciones. Agrega que el contexto cultural en el que operan los auditores influye en las habilidades específicas necesarias, donde las culturas jerárquicas colocan en primer lugar la toma de decisiones y la adhesión a los protocolos, mientras que las culturas de clan priorizan el trabajo en equipo y las relaciones interpersonales.

En respuesta a estas necesidades, el ISACA (*Information Systems Audit and Control Association*) presentó en mayo de 2025 la certificación *Advanced in AI Audit (AAIA)*, descrita como la primera certificación avanzada para auditoría en IA (Bramwell, 2025). La credencial está dirigida a auditores con certificaciones activas como CISA, CIA o CPA, abarcando tres dominios: gobernanza y riesgo de IA, operaciones de IA, y herramientas técnicas de auditoría de IA (Williams, 2025). El 85% de los profesionales de confianza digital, incluidos los auditores, consideran que necesitarán ampliar sus conocimientos y habilidades en IA en los próximos dos años para mantener o avanzar en sus roles (Global Data, 2025). Además, el 94% coincide en que las habilidades en IA serán importantes para los profesionales de este campo (Williams, 2025).

## Metodología

El presente estudio cualitativo empleó un diseño documental de tipo exploratorio y descriptivo con alcance temporal desde 1997 hasta 2026, para observar la evolución de los datos a partir de sus antecedentes.

La unidad de análisis estuvo conformada por 87 documentos académicos y técnicos a través de una búsqueda en las bases de datos Google Académico y el repositorio institucional, utilizando las combinaciones de palabras clave 'inteligencia artificial y auditoría' 'AI and Auditing' 'machine learning and financial audit', 'IA y riesgos éticos', 'competencias del auditor' y 'AI audit certification'. Se incluyeron artículos académicos, capítulos de libro, conferencias y documentos técnicos de organismos especializados en auditoría (ISACA), se incluyeron documentos en español e inglés, excluyendo resúmenes de artículos y congresos sin texto completo. Los artículos en idioma inglés se tradujeron utilizando IA.

Los autores seleccionaron los 87 documentos que cumplían con todos los criterios de inclusión, donde 46 (52.9%) corresponden a artículos en revistas académicas, 19 (21.8%) a capítulos de libro, 12(13.8%) a documentos de organismos profesionales, y 10 (11.5%) a actas de congresos especializados. La distribución temporal mostró el incremento en los tres últimos años (2023-2025), que redujo los documentos a 54 (62.1%). Posteriormente se aplicó el proceso de análisis y lectura donde se identificó el punto de saturación teórica, y a partir de allí se determinó que la incorporación de documentos nuevos no aportaba otras categorías adicionales. Con este proceso se seleccionaron al final las 26 referencias que se presentan en el estudio. la depuración representó un 70.1% de reducción con respecto al total inicial, quedando las fuentes más representativas y de mayor relevancia para los objetivos planteados.

Para la recolección de los datos se aplicó la revisión de la literatura a partir de una matriz en Excel con 12 campos: identificación del documento; año de publicación; tipo de fuente; objetivo del estudio; enfoque metodológico; principales resultados sobre los beneficios de la IA; principales resultados sobre riesgos y desafíos; cambios en las competencias profesionales; normas o certificaciones; contexto geográfico; sector de aplicación (público o privado); citas más importantes a criterio de cada investigador. Con esta matriz se extrajeron, categorizaron y resumieron los datos más importantes de cada fuente.

La validez del estudio se sustentó en la verificación cruzada de los resultados entre los autores y el uso de las bases teóricas más importantes. La confiabilidad se obtuvo mediante la codificación interevaluador explicada por Cole (2024), donde los autores revisaron de forma independiente los documentos y, al cruzar los datos, se alcanzó un índice de concordancia del 89% en la categorización temática.

## **Resultados**

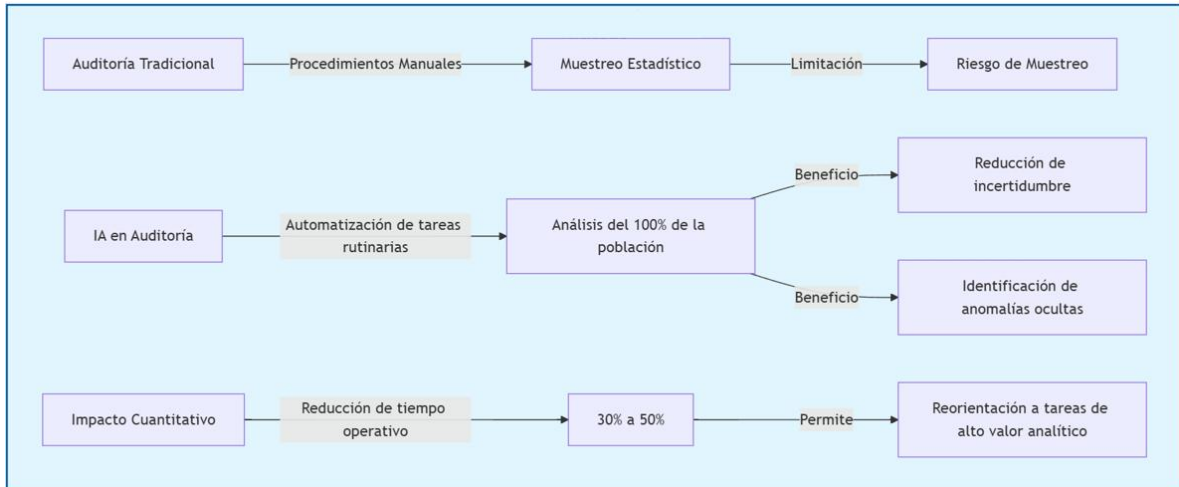
### **Cambios operativos impulsados por la IA**

La integración de la IA en auditoría lleva a pensar en la cantidad de cambios que afectan el tipo de evidencias obtenidas y la forma en que el auditor interactúa con la información financiera desde la perspectiva tradicional.

La automatización habilitada por IA representa uno de los cambios más visibles en la auditoría, al desplazar las tareas rutinarias que consumían una parte sustancial del tiempo del equipo auditor. Frente a los procedimientos manuales basados en estadística, los sistemas que trabajan con IA permiten examinar todas las transacciones de una población, eliminando las limitaciones propias a la extrapolación de los resultados desde una muestra pequeña hacia el universo auditado (Dalwai *et al.*, 2022). Al procesar el 100% de las operaciones se reduce la incertidumbre asociada al riesgo de muestreo y se amplía la capacidad del auditor para identificar cualquier clase de situaciones anómalas que pasan

inadvertidas en una revisión selectiva. En la Figura 1 se visualiza la transición de los procedimientos basados en el muestreo estadístico al análisis de poblaciones completas, destacando la reducción del riesgo de muestreo y la liberación de tiempo para tareas de mayor valor analítico:

**Figura 1**  
*Automatización y eficiencia*



La reducción del esfuerzo manual derivado de la automatización se ha cuantificado entre un 30% y 50% en términos de tiempo operativo (Latifa, 2025), lo que da como resultado la eficiencia de los procesos de los auditores. Sin embargo, el mejor beneficio de esta liberación de la carga operativa, después de la económica, es la posibilidad de reorientar el trabajo del auditor hacia otras tareas que requieren mayor valor analítico (Abid & Lohar, 2025). Cuando las labores de conciliación masiva, verificación rutinaria de transacciones y extracción manual de datos la asumen los sistemas automatizados, el profesional puede concentrarse en la interpretación de los resultados, la evaluación de los riesgos y aplicación del juicio del profesional en áreas complejas (Hamdan & Al Habashneh, 2024).

La auditoría continua cambia la lógica del aseguramiento que, en lugar de una revisión que trata de emitir una opinión sobre los espacios financieros históricos, se convierte en un proceso de validación permanente que acompaña la operación en tiempos reales. Este cambio necesita que el auditor incorpore a su trabajo otras herramientas y mantenga una mentalidad profesional, donde su capacidad de análisis de flujos continuos de información y la interpretación de alertas generadas con algoritmos se convierten en competencias principales. En la Figura 2 se representa el cambio en la concepción del aseguramiento, contrastando el modelo de revisión periódica con el enfoque de monitoreo continuo habilitado por la IA.

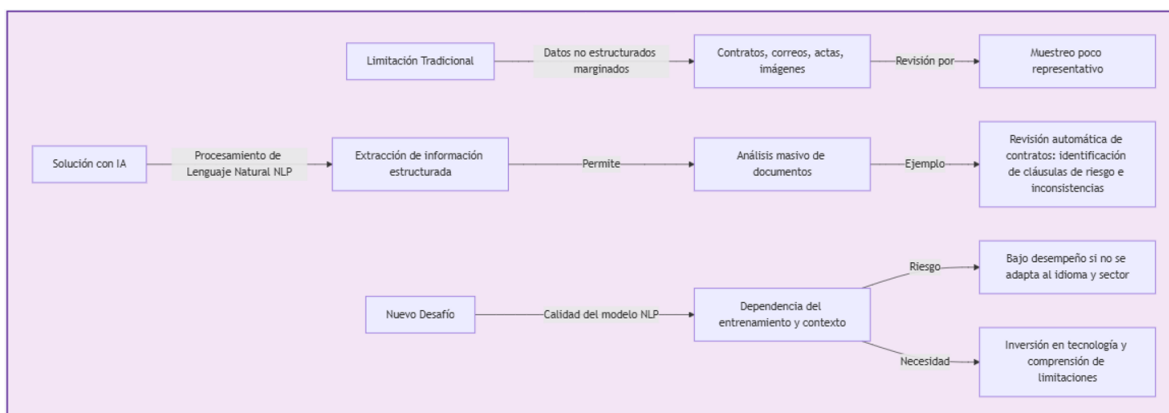
**Figura 2**  
*Auditoría continua*



Una de las limitaciones de la auditoría ha sido la dificultad para procesar eficientemente y de forma sistemática los datos sin estructurar. Los contratos, correos electrónicos, actas de reuniones, notas internas, correspondencia con terceros y documentos en formato de imagen (como los jpeg, jpg, png, tiff, bmp, gif o heic). Todo esto forma parte de las fuentes de evidencia que son potencialmente valiosas y que, por su volumen y como no están tabuladas, quedaban siempre marginadas del análisis o ser revisadas solo mediante muestreos poco representativos.

El procesamiento del lenguaje natural NLP, como rama de la IA, ha comenzado a superar estas barreras, porque permiten extraer información estructurada usando textos no estandarizados, identificando cláusulas que son relevantes en los contratos, detectando patrones de comunicación sospechosos o extrayendo términos de documentos extensos que pueden contener información relevante para la evaluación de riesgos (Binh, 2025). Esta capacidad amplía el alcance de las evidencias disponibles para la auditoría, incorporando otras fuentes que antes permanecían ocultas o poco revisadas por la incomodidad del formato. En la Figura 3 se muestran los tipos de datos no estructurados que quedaban lejos de la consideración del análisis del auditor (contratos, correos electrónicos, actas, notas internas, correspondencia y documentos en formato imagen), así como las capacidades del NLP para extraer información estructurada y ampliar el alcance de las evidencias disponibles.

**Figura 3**  
*NLP y datos no estructurados*



La inversión de las firmas de auditoría en software de análisis de contratos muestra la relevancia práctica de esta tecnología (Dalwai *et al.*, 2022). La capacidad de revisar automáticamente miles de documentos legales y financieros, identificando las inconsistencias, las cláusulas de riesgo o las desviaciones de políticas establecidas, cambia

el nivel con el que el auditor puede comprender las obligaciones contractuales de su cliente y los riesgos asociados. Se incluye aquí la posibilidad de analizar datos que provienen de tecnologías como Blockchain y criptoactivos, porque sus características y el volumen solamente pueden ser trabajadas con herramientas analíticas que superan las capacidades de los procedimientos convencionales de la auditoría (Mota Sánchez *et al.*, 2020).

El análisis de los datos que no están estructurados también han sido un desafío a lo largo del tiempo y con la IA, la confiabilidad de los resultados depende de la calidad del entrenamiento de los modelos de NLP y de la adaptación al contexto del sector económico y el idioma. Un modelo que ha sido entrenado con documentos financieros en inglés también puede tener un desempeño deficiente cuando analiza contratos en español si usa la terminología jurídica local. Por esta razón, la implementación de estas herramientas necesita que se invierta en tecnología y que se comprendan sus limitaciones según el contexto.

### **Desafíos y riesgos**

Aunque los beneficios de la IA con la auditoría son conocidos, existen desafíos y riesgos que acompañan la incorporación y que no se superan con inversión, sino con la práctica (Munoko *et al.*, 2020). La transparencia de los procedimientos, la equidad en los resultados, la confiabilidad de las evidencias y la configuración del mercado profesional tienen que ser abordados para que la adopción de la IA no comprometa los compromisos de objetividad, independencia y escepticismo profesional que forman la base ética de la auditoría.

La falta de transparencia en el funcionamiento interno de los algoritmos se conoce como el fenómeno de la caja negra (Chaudhary, 2024) a diferencia de los sistemas de información tradicionales, donde los procesos de cálculo y las reglas de negocio pueden ser documentados y comprendidos paso a paso, los modelos de aprendizaje automático, y especialmente los que están basados en redes neuronales, operan a través de capas de procesamiento con lógicas internas que resultan inaccesibles hasta para sus propios diseñadores (Li & Goel, 2025). Esta situación se contradice con los principios de la auditoría, ya que el auditor debe obtener evidencia suficiente y adecuada para respaldar sus opiniones y debe ser capaz de explicar y justificar sus conclusiones. Cuando una parte del trabajo es realizada por un sistema que cuenta con criterios de decisión que no pueden ser comprendidos ni reconstruidos, se inserta una zona de incertidumbre que desafía la auditabilidad del proceso, de acuerdo con Li & Goel. Por lo tanto, ¿el auditor puede confiar en un resultado en el que no puede examinar la lógica de producción?

En este tema Voronova *et al.* (2025) identifican como riesgos operativos y la probabilidad de incurrir en errores la falta de perfección de los algoritmos de la IA. Cuando un sistema genera un alerta de fraude, una clasificación de riesgo o una recomendación de ajuste, el auditor está en la disyuntiva de aceptar pasivamente un resultado que no comprende totalmente o de dedicar un esfuerzo desproporcionado a validar de forma manual lo que un sistema ha automatizado. En cualquiera de los casos, la eficiencia que promete la IA se puede ver comprometida si la falta de transparencia impide que se realice una supervisión como es debido. Ante esta situación se ha impulsado el desarrollo del campo de la IA explicable o XAI (Dwivedi *et al.*, 2023) que busca crear modelos cuyas decisiones puedan ser interpretadas por humanos. Sin embargo, adoptar estas técnicas en auditoría es muy reciente y no existe consenso sobre qué nivel de explicabilidad (capacidad de un sistema de IA para que sus decisiones y resultados sean comprendidos, interpretados y justificados por las personas de forma clara) es necesaria para cumplir con los estándares

profesionales, pero mientras tanto, el auditor debe operar con sistemas en los que la lógica interna, en gran parte, permanece inaccesible.

La preocupación ética en cuanto a la equidad en los resultados de los sistemas de IA, se debe a que los algoritmos de aprendizaje automático se entrenan con datos históricos que son el resultado de las prácticas, los sesgos y las desigualdades presentes en las organizaciones y la sociedad. Si estos datos contienen discriminaciones implícitas, bien sea en la asignación de créditos, evaluación de proveedores o detección de irregularidades el sistema aprende y reproduce este tipo de patrones e incluso puede amplificarlos al aplicarse a escala, de acuerdo con lo señalado por Li & Goel (2025) y Munoko *et al.* (2020).

Un sesgo algorítmico en auditoría es preocupante, porque un sistema que está entrenado para identificar las transacciones sospechosas basándose en datos de años anteriores, puede sobrerrepresentar ciertos tipos de operaciones o sectores y subestimar los riesgos que están surgiendo y que no estaban presentes en los datos históricos. De igual modo, si los datos de entrenamiento contienen sesgos geográficos o de tamaño de la empresa, el sistema puede generar evaluaciones de riesgo sistemáticamente diferentes para clientes de distintas características, sin que exista una justificación para esas diferencias (Riva & Dom, 2025).

Si esos sesgos se trasladan a la administración pública, el problema va más allá de la precisión técnica, porque a nivel público la auditoría cumple la función de rendición de cuentas y transparencia, pero la presencia de sesgos algorítmicos puede minar la confianza de los ciudadanos en las instituciones. Riva & Dom (2025) advierten que los usuarios y las partes interesadas han manifestado sus preocupaciones sobre sesgos posibles que comprometen la transparencia.

Voronova *et al.* (2025) incluyen la discriminación humana como otro riesgo, si los algoritmos no se diseñan y supervisan debidamente, debido a que generan resultados injustos que están siendo documentados en diversas áreas del conocimiento. Para mitigarlos hace falta combinar técnica y gobernanza, conociendo que depurar los datos de entrenamiento y aplicar métricas de equidad es apenas un paso que debe reforzarse con el desarrollo de competencias de los auditores para identificar esos posibles sesgos, al igual que el establecimiento de políticas de revisión de modelos por parte de las firmas, y el avance en los estándares de los reguladores que deben exigir una evaluación del impacto ético de los sistemas de IA utilizados en procesos de aseguramiento (Munoko *et al.*, 2020).

La eficacia se encuentra en la calidad de los datos con los que se alimentan los sistemas. El principio conocido como 'basura entra basura sale' (Reyero Lobo *et al.*, 2022) es más relevante cuando se trata de algoritmos que aprenden patrones a partir de datos históricos y que, sobre esa base generan conclusiones que sustentan el juicio profesional del auditor. El riesgo de que los datos queden incompletos es frecuente si ciertas transacciones o áreas del negocio no están bien representadas en el conjunto de datos, porque el análisis de la IA va a mostrar una visión sesgada de la realidad auditada (Universidad de Chile, 2026). También es una realidad que los datos pueden estar mal estructurados o ser interoperables entre distintos sistemas, dificultando su procesamiento automatizado (Voronova *et al.*, 2025).

La dependencia de la calidad de los datos traslada al auditor la responsabilidad de evaluar los resultados del análisis y de los insumos que lo alimentaron, sin embargo, la magnitud del volumen de datos procesables hace inviable realizar una verificación manual. En esta situación el auditor se encuentra en el dilema de que, para confiar en los resultados

de la IA debe confiar en la calidad de los datos, pero para validar esa calidad no tiene los medios normales para verificarlos.

Voronova *et al.* (2025) señalan la dependencia de la infraestructura técnica como un riesgo ante un fallo en los sistemas, un ataque cibernético o una manipulación de los datos de entrenamiento que pueden comprometer la integridad de todo el proceso de auditoría. Hamdan & Al Habashneh (2024) incorporan a este listado las preocupaciones de vulnerabilidad de seguridad y posibles ataques como un problema que debe tomarse en cuenta. La auditoría siempre se ha preocupado por la integridad de los sistemas de información del cliente y ahora debe incorporar la evaluación de seguridad e integridad de sus propios instrumentos de IA.

El costo de implementar tecnologías con IA (*software y hardware*, contratación de personal especializado, formación de los equipos de trabajo y adaptación de procesos) no es viable en las firmas pequeñas y medianas (Hamdan & Al Habashneh, 2024). Visto así, es una barrera económica que potencialmente genera una brecha estructural entre las firmas que disponen de los recursos para invertir y mejorar su tiempo de trabajo y precisión, y las más pequeñas que siempre estarán rezagadas al no contar con la misma capacidad técnica. La competitividad depende cada vez más de la capacidad de ofrecer análisis sofisticados y minuciosos, y este hecho se convierte en una concentración del mercado.

Nájera Núñez *et al.* (2025) señalan cómo la falta de capacitación y de recursos tecnológicos se están convirtiendo en barreras para implementar la IA, incluso cuando los profesionales reconocen el potencial de los beneficios que ofrece. Los contadores encuestados en ese estudio manifestaron que el uso de esas herramientas se ve deteriorado por la falta de formación, lo que genera una distancia entre el reconocimiento de las ventajas de la IA y la capacidad de aprovecharlas. De acuerdo con Soto Flórez *et al.* (2025), otro factor que obstaculiza la adopción de nuevos enfoques tecnológicos es la resistencia cultural al cambio. Entienden que la transición a modelos de auditoría con uso de la IA pasa por etapas técnicas y profesionales, donde cambia el rol del profesional, las rutinas se modifican y se debe aceptar que ciertas tareas que anteriormente realizaban los auditores junior pueden ser asumidas por los sistemas automatizados, lo que significa que el cambio genera situaciones que necesitan ser resueltas con procesos de cambio organizacional y cultural. Adicionalmente, Thottoli (2024) demuestra que la capacitación tiene un efecto mediador en la relación entre los beneficios percibidos de estas tecnologías y las prácticas de auditoría, lo que significa que para adoptarlas se necesita tener acompañamiento formativo para que el profesional las integre debidamente.

### **Cambios en las competencias del auditor**

En la revisión se encontraron cuatro tipos de cambios en las competencias del auditor: 1) técnicas, 2) éticas, 3) críticas, 4) por formación continua y certificaciones.

1. La formación técnica media en la relación entre los beneficios percibidos de la tecnología y su adopción en auditoría. Si se reconocen las ventajas, se debe tener formación que permita convertir ese reconocimiento en competencias aplicadas, porque sin esa conexión la herramienta usada de manera inadecuada, generando riesgos que podrían haberse evitado.

Si anteriormente las competencias que definían la excelencia en la profesión eran el dominio de las normas, la capacidad de muestreo y la redacción de informes, ahora deben complementarse con un conjunto de habilidades que se sitúan desde la comprensión técnica

de los algoritmos hasta el fortalecimiento del pensamiento crítico, ante el riesgo de quedar relegados en el mercado laboral que necesita profesionales que se integren cada vez más con tecnologías inteligentes. Debe tener una comprensión funcional de cómo operan los sistemas que utiliza, un proceso de alfabetización técnica que implica conocer los fundamentos del aprendizaje automático, las diferencias entre los modelos supervisados y no supervisados, las capacidades y limitaciones del procesamiento del lenguaje natural, y los criterios que determinan la calidad de un modelo predictivo. Sin esta base, el auditor se convierte en un usuario pasivo de cajas negras que lo hace incapaz de cuestionar los resultados o identificar cuándo un sistema está operando fuera de sus parámetros de diseño.

La incorporación de la IA en la auditoría interna ha hecho necesario un cambio en las habilidades que ahora necesitan incluir a la gestión de riesgos y conocimiento de controles internos la capacidad de comprender los riesgos asociados a los sistemas automatizados. El auditor debe familiarizarse con términos que anteriormente no necesitaba conocer, como la validación de modelos, la integridad de los datos de entrenamiento y la interpretación de métricas de desempeño algorítmico (Arun, 2024). Dalwai *et al.* (2022) explican que tienen que desarrollar la inteligencia para implementar la IA, entendiendo cómo utilizarlas, cómo se integran en los flujos de trabajo, qué controles deben establecerse para que funcione bien y cómo se documentan los procedimientos automatizados para cumplir con los estándares auditores.

2. Para Munoko *et al.* (2020), introducir sistemas autónomos en procesos que anteriormente eran parte del profesional ha pasado a ser un problema ético, debido a que es una ampliación de sus funciones: anteriormente era el garante de la integridad de la información financiera, y ahora lo debe ser también de los sistemas que utiliza. Tiene que asegurarse de que los algoritmos funcionan correctamente, de forma transparente y responsable.

Los beneficios de la tecnología también se acompañan de consecuencias no deseadas si no se establecen los marcos de gobernanza. Munoko *et al.* (2020) advierten que esta responsabilidad por los resultados de los sistemas de IA no puede dispersarse entre los diseñadores, implementadores y usuarios finales, porque debe existir una cadena de rendición de cuentas en la que el auditor, como profesional responsable del aseguramiento, ocupa el lugar principal.

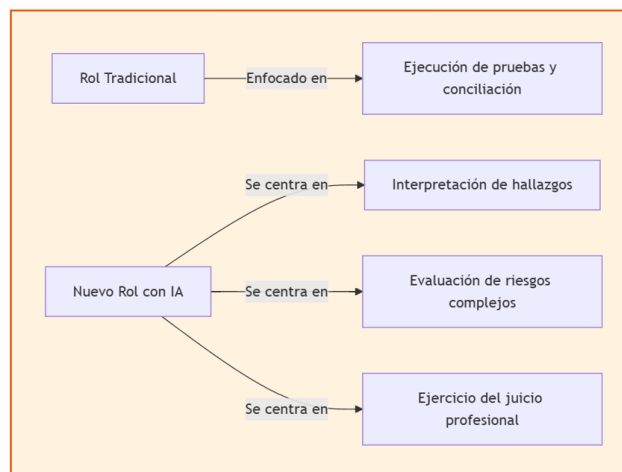
Li & Goel (2025) señalan que los sistemas entrenados con datos históricos aprenden de los datos con los que son entrenados, y si esos datos contienen sesgos o discriminaciones, el sistema los hereda y puede empeorarlos. Si se entrena para detectar fraudes y se le muestran transacciones ya clasificadas como fraudulentas o normales, el algoritmo va a aprender los patrones a partir de esos ejemplos; si ciertos tipos de empresas o sectores fueron más auditados o sancionados por razones no objetivas, el algoritmo aprende que esas características están asociadas a mayor riesgo y al aplicarse en el presente reproduce esa misma discriminación, como si la validara. Li & Goel explican que la diferencia entre auditar por cumplimiento legal y auditar por principios éticos persiguen propósitos distintos pero complementarios.

La auditoría basada en leyes y estándares verifica que los sistemas operen dentro del marco normativo vigente (que cumplan con regulaciones que exige la ley), respondiendo a la pregunta sobre si el sistema cumple con los que exige la norma; en cambio, la auditoría de IA basada en la ética se centra en garantizar que las decisiones automatizadas sean explicables (que las personas afectadas comprendan por qué se tomó una decisión),

impugnables (que exista un medio para cuestionar los resultados injustos), gobernables (que haya supervisión humana sobre el sistema), y que se asignen responsabilidades cuando ocurren daños, al tiempo que se equilibran los conflictos de interés entre desarrolladores, usuarios finales, auditados y sociedad. Mientras que la legalidad establece lo mínimo aceptable, la ética construye el estándar de confianza y legitimidad que permite que la IA se integre en procesos sensibles como la auditoría financiera sin comprometer los principios de objetividad, independencia y rendición de cuentas que sostienen la profesión.

3. A medida que a los sistemas se les incorporan más tareas analíticas, el juicio humano aumenta su valor y no disminuye. La IA puede procesar millones de transacciones en cuestión de segundos, pero carece de la capacidad para contextualizar los resultados, interpretar el comportamiento organizacional o aplicar el escepticismo profesional que es propio de una auditoría de alta calidad (Jarrahi, 2018), y esta relación entre la máquina y el humano es una conclusión que se encuentra de forma recurrente en la literatura académica. La Figura 4 muestra cómo se complementan la IA y el auditor, y cómo la automatización de las tareas rutinarias lo ayudan a concentrarse en la toma de decisiones.

**Figura 4**  
*Ampliación del alcance de la evidencia con NLP*



Dalwai *et al.* (2022) sostienen que la implementación de los procesos de IA no reemplaza la función de auditoría sino que la complementa, porque amplía las capacidades del auditor. Voronova *et al.* (2025) refuerzan la idea al señalar que, aunque la IA mejora la eficiencia y precisión en ciertos aspectos, el juicio profesional y la experiencia práctica de los especialistas humanos les permiten tomar decisiones innovadoras que la IA no puede replicar. El auditor aporta la capacidad de interpretar los números en el contexto en el que se encuentren los datos y bajo las condiciones del mercado, algo que los algoritmos no pueden hacer.

El auditor debe aprender a confiar en la IA cuando es apropiado, pero también a desconfiar cuando las circunstancias lo requieran, lo que implica cuestionar los resultados generados por los sistemas, diseñar procedimientos de validación independientes y mantener una actitud de alerta ante señales de datos que se aparten de lo esperado. Nájera Núñez *et al.* (2025) señala que el cambio responsable necesita adoptarlas de forma gradual, de modo que complementen el juicio profesional sin reemplazarlo. Es necesario permanecer

cuestionando su funcionamiento, preguntándose constantemente si el algoritmo está entrenado con datos suficientes y que sean representativos, si se han probado los modelos con escenarios adversos, o si existe la documentación adecuada sobre las decisiones de diseño que afecten los resultados. No existen respuestas automáticas y, precisamente por ello, es necesario crear un juicio informado que solamente se encuentra en la capacidad de raciocinio del profesional que tiene la debida formación técnica y la disposición crítica bien cultivada.

4. Dalwai *et al.* (2022) mencionan que la formación está empezando a incorporarse en las carreras y desde la Extensión universitaria, indicativo de que se está tomando conciencia sobre la urgencia de cubrir esta falta de habilidades. Battro & Denham (1997) advertían desde finales del siglo pasado que la evolución tecnológica ha sido tan rápida que el conocimiento de hoy puede quedar obsoleto en poco tiempo, pero con recursos basados en IA, el aumento de los recursos ha sido exponencial. Atrás queda la formación del auditor al inicio de su carrera y luego mantenerse actualizado con cursos generales; necesita comprometerse con el aprendizaje a lo largo de toda su vida profesional.

Arun (2024) destaca esta necesidad al señalar que los auditores deben buscar las oportunidades que considere necesarias para mejorar sus competencias con talleres y certificaciones. Señala que el contexto en el que trabajan los auditores determina muchas veces qué habilidades específicas necesitan, porque en las culturas jerárquicas la toma de decisiones y el cumplimiento de los protocolos es prioritario, mientras que en las culturas de clan el trabajo en equipo y las relaciones interpersonales ocupan un lugar central. Lo que explica es que la diversidad cultural implica que la formación en IA no puede verse de manera uniforme, por lo que la adaptación depende del entorno organizacional y social en los que el auditor desempeña su labor.

La respuesta institucional a esta demanda de nuevas competencias ha empezado a concretarse, según lo registra Bramwell (2025) al indicar que en mayo de 2025 el ISACA (*Information Systems Audit and Control Association*) lanzó la certificación *Advanced in AI Audit (AAIA)*, considerada como la primera certificación avanzada para auditoría en IA. Esta es una credencial dirigida a auditores que tienen certificaciones activas como CISA, CIA o CPA y abarca las áreas de gobernanza y riesgo de IA, operaciones de IA y herramientas técnicas para auditoría de IA (Williams, 2025). Esta iniciativa es importante porque se respalda con datos del sector: 85% de los profesionales de confianza digital, incluidos los auditores, considera que necesitará ampliar sus conocimientos y habilidades en IA en los próximos dos años para mantener o progresar en sus funciones, y el 94% coincide en que las competencias en IA serán determinantes para los profesionales en este campo (Global Data, 2025).

Sin embargo, la formación continua no puede limitarse a obtener certificaciones si no conlleva un cambio de actitud hacia el aprendizaje, entre las que se encuentran la disposición para desaprender prácticas que han quedado obsoletas, humildad para reconocer limitaciones técnicas y apertura para colaborar con profesionales de otras áreas ligadas a la computación.

### **Visión integradora**

Con los puntos desarrollados anteriormente, queda entendido que la IA dejó de ser una innovación periférica para convertirse en un medio estructural para hacer auditoría. A futuro no se plantea sustituir al auditor sino cambiar los procesos y su rol profesional. La

literatura mostró tres temas que pueden integrar esta visión: 1) la estandarización de la auditoría asistida por IA, 2) el desarrollo de normas para auditar los sistemas de IA, y 3) la evolución del auditor hacia funciones con más valor estratégico.

1. El uso de la IA ha dejado de ser una práctica innovadora que utilizan las firmas grandes para generalizarse en la profesión. Abid & Lohar (2025) identificaron a la auditoría continua, los procesos automatizados y la toma de decisiones basada en datos como una tendencia que es poco probable que se revierta. La aparición de las certificaciones (Bramwell, 2025) es una confirmación de que el mercado laboral está solicitando estas habilidades de forma habitual y Williams (2025) reporta que el 94% de los profesionales del sector considera que las competencias en IA van a ser determinantes en su campo. Sin embargo, según Nájera Núñez *et al.* (2025), la estandarización no será uniforme porque es normal que existan las barreras de capacitación, los recursos y la resistencia cultural que puede ralentizar la adopción en firmas pequeñas, países en desarrollo o sectores que no están a la vanguardia tecnológica.

2. Una de las situaciones más difíciles de solucionar es la creación de normas que permitan auditar los sistemas de IA, porque los auditores usan IA para revisar los procesos de sus clientes, pero no existen estándares para evaluar si los sistemas que emplean o auditan funcionan de forma confiable, justa y transparente. Li & Goel (2025) señalan que, a diferencia de los sistemas de información normales, los sistemas de IA todavía no han recibido suficiente atención regulatoria. Al depender de datos de entrenamiento y la forma de evolucionar se hace más difícil auditar los procesos que la hacen funcionar. La falta de normativas también es un riesgo que deja muchas amenazas que pueden detectarse sin protección para disminuirlas o eliminarlas (Voronova *et al.*, 2025).

3. Sin las tareas operativas y repetitivas, el auditor puede orientarse a funciones analíticas, porque la IA mejora la eficiencia y la precisión. Arun (2024) añade que la comunicación efectiva, el pensamiento crítico y la conducta ética están incrementando su relevancia y, basados en esto, el auditor del futuro debe ser un profesional híbrido que combine el conocimiento del negocio con la capacidad de realizar cualquier tipo de análisis interpretando, contextualizando y tomando decisiones que, como señalan Dalwai *et al.* (2022), no puede hacer la IA porque simplemente complementa la función de la auditoría sin reemplazar al auditor.

## Conclusiones

El objetivo de la investigación se ha cumplido, ya que los resultados confirman que la IA aporta beneficios que han sido cuantificados, como la automatización del 100% de las poblaciones, la reducción del esfuerzo manual entre 30% y 50%, y mejora en la detección de los fraudes del 60% al 85%, para demostrar que la tecnología es un soporte para la auditoría. Sin embargo, el nivel de eficiencia contiene también el riesgo de la caja negra, sesgos que se incorporan en los datos de entrenamiento y la dependencia de la calidad de la información; si no son resueltos o regulados se puede comprometer la objetividad e independencia del profesional y con ella la credibilidad de las auditorías.

La IA no reemplaza al auditor, lo que hace es cambiar su función, porque la automatización de las tareas operativas hace que se concentre en actividades con mayor valor de análisis (interpretación según el contexto, evaluación de riesgos y del juicio del profesional en áreas complejas). Este cambio necesita que sus competencias abarquen habilidades técnicas de comprensión de algoritmos y validación de modelos, competencias

éticas para saber cómo gestionar los sesgos y la rendición de cuentas, querer aprender continuamente, respaldando sus estudios con certificaciones de alto nivel como las respaldadas por la AAIA de ISACA.

Se identificaron dos características que marcarán el futuro de la profesión: la necesidad de estandarizar la auditoría asistida por IA, estableciendo metodologías para mantener la consistencia y comparabilidad de los procedimientos automatizados. Por otro lado, se considera más urgente todavía la creación de normas específicas para auditar los sistemas de IA, ya que los marcos regulatorios actuales resultan ser insuficientes para evaluar la confiabilidad, equidad y transparencia de estos algoritmos. Sin esta doble estandarización, la profesión está en riesgo de operar en una zona de incertidumbre donde la eficiencia técnica no se relaciona con los principios éticos.

La velocidad en el desarrollo de la IA contrasta con la lentitud en el desarrollo de las normas y programas formativos que preparen a los profesionales para enfrentar lo que implica esta es una brecha técnica que constituye un desafío ético y político que necesita de la participación de las firmas, los reguladores, las universidades y los auditores. Su incorporación en auditoría necesita de la elección sobre qué tipo de profesión se desea construir, si es una que delegue sus decisiones en cajas negras o una que, aprovechando el poder que tienen los algoritmos, fortalezca su capacidad crítica, tenga la independencia necesaria para efectuar sus labores y que se comprometa con la transparencia y la rendición de cuentas.

#### Referencias

- Abid, M. & Lohar, H. (2025). The impact of technology on financial accounting and auditing: a comprehensive review. *International Educational Scientific Research Journal*, 11(10), 20-23. <https://doi.org/10.5281/zenodo.17265338>
- Aparicio-Gómez, O. Y., & Cortés Gallego, M. A. (2024). Desafíos éticos de la Inteligencia Artificial en la personalización del aprendizaje. *Revista Interamericana de Investigación Educación y Pedagogía RIIEP*, 17(2), 377-392. <https://doi.org/10.15332/25005421.10000>
- Arun, K. (2024). Artificial intelligence and internal audit staffing practices: necessitating a different skill set from auditors. *Denetışim*, (31), 7-17. <https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/4084731>
- Battro, A., & Denham, P. (1997). *La educación digital. Una nueva era del conocimiento*. Emecé. <https://n9.cl/a8orzw>
- Binh, N. T. T. (2025). Transforming auditing in the AI era: a comprehensive review. *Information*, 16(5), 400. <https://doi.org/10.3390/info16050400>
- Bramwell, J. (2025). *ISACA Launches Advanced AI Audit Certification*. CPA Practice Advisor. <https://www.cpapracticeadvisor.com/2025/05/21/isaca-launches-advanced-ai-audit-certification/161442/>
- Chaudhary, G. (2024). Unveiling the black box: Bringing algorithmic transparency to AI. *Masaryk University Journal of Law and Technology*, 18(1), 93-122. <https://journals.muni.cz/mujlt/article/download/36881/32877>
- Cole, R. (2024). Inter-rater reliability methods in qualitative case study research. *Sociological Methods & Research*, 53(4), 1944-1975. <https://doi.org/10.1177/00491241231156971>
- Dalwai, T. A. R., Madbouly, A., & Mohammadi, S. S. (2022). An investigation of artificial intelligence application in auditing. In *Artificial intelligence and COVID effect on accounting* (101-114). Singapore: Springer Nature Singapore. [https://doi.org/10.1007/978-981-19-1036-4\\_7](https://doi.org/10.1007/978-981-19-1036-4_7)

- Dwivedi, R., Dave, D., Naik, H., Singhal, S., Omer, R., Patel, P., ... & Ranjan, R. (2023). Explainable AI (XAI): Core ideas, techniques, and solutions. *ACM computing surveys*, 55(9), 1-33. <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3561048>
- Global Data. (2025). *ISACA introduces new Advanced in AI Audit Certification*. <https://finance.yahoo.com/news/isaca-introduces-advanced-ai-audit-092757546.html?guccounter=1>
- Hamdan, S. A. R., & Al Habashneh, A. K. (2024). The advantages and difficulties of using AI and BT in the auditing procedures: A literature review. *Artificial intelligence-augmented digital twins: Transforming industrial operations for innovation and sustainability*, 111-126. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-43490-7\\_9](https://doi.org/10.1007/978-3-031-43490-7_9)
- Jarrahi, M. H. (2018). Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business Horizons*, 61(4), 577-586. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.03.007>
- Latifa, A. (2025). Automated Auditing: A Paradigm Shift in Financial Assurance. In "Conference of Natural and Applied Sciences in Scientific Innovative Research", 2(5), 95-101. <https://doi.org/10.5281/zenodo.15413014>
- Li, Y., & Goel, S. (2025). Artificial intelligence auditability and auditor readiness for auditing artificial intelligence systems. *International Journal of Accounting Information Systems*, 56, 100739. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2025.100739>
- Molina Flores, F., & Fernández López, L. E. (2018). La inteligencia artificial en el ámbito contable. *Contribuciones a la Economía*, (julio). <https://www.eumed.net/rev/ce/2018/3/inteligencia-artificial-contable.html>
- Mota Sánchez, E., Fraile, V., & Balbi, D. D. (2020). Blockchain, criptoactivos e inteligencia artificial (BCIA): desafíos para la contabilidad y la auditoría 4.0. In *XVI Simposio Regional de Investigación Contable y XXVI Encuentro Nacional de Investigadores Universitarios del Área Contable* (Modalidad virtual, 3 de diciembre de 2020). [https://sedici.unlp.edu.ar/bitstream/handle/10915/111565/Documento\\_completo.O%20-%20Proyectando%20un%20futuro,%20hoy.pdf?sequence=1](https://sedici.unlp.edu.ar/bitstream/handle/10915/111565/Documento_completo.O%20-%20Proyectando%20un%20futuro,%20hoy.pdf?sequence=1)
- Munoko, I., Brown-Liburd, H. L., & Vasarhelyi, M. (2020). The Ethical Implications of Using Artificial Intelligence in Auditing: I. Munoko et al. *Journal of business ethics*, 167(2), 209-234. <https://doi.org/10.1007/s10551-019-04407-1>
- Nájera Núñez, B. C., Blum Alcivar, H. M., López Coloma, R. V. & Villegas-Yagual, F. E. (2025). La inteligencia artificial en contabilidad y finanzas. Una revisión sistemática. *RECIMUNDO*, 9(2), 262-277. [https://doi.org/10.26820/recimundo/9.\(2\).abril.2025.262-277](https://doi.org/10.26820/recimundo/9.(2).abril.2025.262-277)
- Reyero Lobo, P., Daga, E., Alani, H., & Fernandez, M. (2022). Semantic Web technologies and bias in artificial intelligence: A systematic literature review. *Semantic Web*, 14(4), 745-770. <https://doi.org/10.3233/SW-223041>
- Riva, P., & Dom, B. K. (2025). Challenges and opportunities of artificial intelligence in public sector auditing: a systematic literature review. [Conference presentation]. International Research Society in Public Management Conference 2025 (IRSPM 2025), Bologna, Italy. <https://irep.ntu.ac.uk/id/eprint/53402/>
- Soto Flórez, B. E., Hernández Suárez, C. A. & Cordero Diaz, M. C. (2025). Impacto de la Inteligencia Artificial en el Desarrollo de Competencias del Auditor Financiero: Una Revisión Teórica. *Mundo Fesc*, 15(31), 133-155. [https://www.researchgate.net/publication/392578343\\_Impacto\\_de\\_la\\_Inteligencia\\_Artificial\\_en\\_el\\_Desarrollo\\_de\\_Competiciones\\_del\\_Auditor\\_Financiero\\_Una\\_Revisi%00f3n\\_Te%00f3rica](https://www.researchgate.net/publication/392578343_Impacto_de_la_Inteligencia_Artificial_en_el_Desarrollo_de_Competiciones_del_Auditor_Financiero_Una_Revisi%00f3n_Te%00f3rica)

- Thottoli, M. M. (2024). Leveraging information communication technology (ICT) and artificial intelligence (AI) to enhance auditing practices. *Accounting Research Journal*, 37(2), 134-150. <https://doi.org/10.1108/ARJ-09-2023-0269>
- Universidad de Chile. (2026). *IA y finanzas: el riesgo de decidir con datos incompletos*. FEN UChile. <https://blog.unegocios.uchile.cl/noticias/ia-y-finanzas-el-riesgo-de-decidir-con-datos-incompletos>
- Voronova, E. Y., Lukina, Y. A., & Chernaya, S. N. (2025). Implementing Artificial Intelligence in Accounting and Auditing: Risks and Benefits. In *Big Data and Artificial Intelligence for Decision-Making in the Smart Economy* (335-342). Cham: Springer Nature Switzerland. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-78686-0\\_35](https://doi.org/10.1007/978-3-031-78686-0_35)
- Williams, S. (2025). *ISACA launches first advanced AI audit certification for auditors*. IT Brief Australia. <https://itbrief.com.au/story/isaca-launches-first-advanced-ai-audit-certification-for-auditors>
- Zemankova, A. (2019). Artificial intelligence in audit and accounting: Development, current trends, opportunities and threats-literature review. In *2019 International Conference on Control, Artificial Intelligence, Robotics & Optimization (ICCAIRO)* (148-154). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICCAIRO47923.2019.00031>