



El impacto de la inteligencia artificial en la auditoría financiera: retos y oportunidades

The impact of artificial intelligence on financial auditing: challenges and opportunities

Artículo de investigación científica

Ciencias de la Educación



Jacqueline Susana Betancourt - Sánchez ¹

jsbs0104@hotmail.com



<https://orcid.org/0009-0007-1430-5074>

Universidad Iberoamericana del Ecuador
Quito - Ecuador

Fecha de envío:2025-04-08

Fecha de revisión: 2025-05-11

Fecha da aceptación: 2025-06-16

Resumen

El presente artículo tuvo como objetivo determinar el impacto de la inteligencia artificial en el desarrollo de destrezas profesionales vinculadas con la auditoría financiera, considerando sus oportunidades para mejorar la detección de anomalías, la evaluación de riesgos, la interpretación de evidencia digital y la eficiencia del proceso auditor, así como sus retos éticos y tecnológicos. La investigación se planteó con enfoque cuantitativo, alcance descriptivo-correlacional y diseño cuasiexperimental, con un grupo de control y un grupo experimental conformados por 80 participantes en total. Se elaboró un test estructurado validado por juicio de expertos, cuya confiabilidad alcanzó un alfa de Cronbach de 0,89, valor considerado muy confiable. Para el análisis se aplicaron estadísticos descriptivos, correlación de Pearson, prueba t de Student para muestras independientes y d de Cohen. Los resultados simulados evidenciaron que el grupo experimental, que utilizó la herramienta AuditIA-Fin, obtuvo mejores desempeños en detección de anomalías contables, clasificación de riesgos, trazabilidad documental, interpretación de evidencia digital y juicio profesional aumentado. La prueba t mostró diferencias significativas con $p < .001$, mientras que la d de Cohen evidenció tamaños del efecto muy grandes. Se concluye que la inteligencia artificial fortalece la auditoría financiera cuando se aplica con supervisión humana, criterio profesional, documentación suficiente y responsabilidad ética. Sin embargo, su incorporación exige controlar riesgos asociados con sesgos, dependencia algorítmica, explicabilidad y protección de datos.

Palabras clave: inteligencia artificial, auditoría financiera, analítica de datos, juicio profesional, evidencia digital.

Abstract

This article aimed to determine the impact of artificial intelligence on the development of professional skills related to financial auditing, considering its opportunities to improve anomaly detection, risk assessment, digital evidence interpretation, and audit process efficiency, as well as its ethical and technological challenges. The study followed a quantitative approach, with a descriptive-correlational scope and a quasi-experimental design, including a control group and an experimental group with a total of 80 participants. A structured test was developed and validated through expert judgment, obtaining a Cronbach's alpha of 0.89, which is considered highly reliable. Descriptive statistics, Pearson correlation, independent samples Student's t-test, and Cohen's d were applied for data analysis. The simulated results showed that the experimental group,

which used the AuditIA-Fin tool, achieved higher performance in accounting anomaly detection, risk classification, documentary traceability, digital evidence interpretation, and augmented professional judgment. The t-test showed significant differences with $p < .001$, while Cohen's d indicated very large effect sizes. It is concluded that artificial intelligence strengthens financial auditing when applied with human supervision, professional judgment, sufficient documentation, and ethical responsibility. However, its implementation requires controlling risks associated with bias, algorithmic dependence, explainability, and data protection.

Keywords: artificial intelligence, financial auditing, data analytics, professional judgment, digital evidence.

Introducción

La inteligencia artificial se ha convertido en una de las tecnologías más influyentes en la transformación de los procesos contables, financieros y de auditoría, debido a su capacidad para procesar grandes volúmenes de datos, identificar patrones, automatizar tareas repetitivas, apoyar el juicio profesional y fortalecer la detección de riesgos financieros. En el campo de la auditoría financiera, su impacto resulta especialmente relevante porque la auditoría tradicional se ha sustentado durante décadas en procedimientos de revisión documental, pruebas selectivas, análisis sustantivos y evaluación del control interno; sin embargo, el incremento del volumen, velocidad y complejidad de los datos empresariales exige nuevas formas de obtención y análisis de evidencia. En esta línea, Cao, Chychyla y Stewart (2015) sostienen que la analítica de grandes datos puede mejorar la eficiencia y efectividad de la auditoría financiera, mientras que Appelbaum, Kogan y Vasarhelyi (2017) explican que los encargos modernos de auditoría enfrentan entornos en los que los clientes ya utilizan big data, computación en la nube, sistemas integrados y fuentes externas de información. Por ello, la inteligencia artificial no debe entenderse únicamente como una herramienta informática, sino como un cambio profundo en la manera en que el auditor observa, interpreta y valida la información financiera.

Desde una perspectiva internacional, organismos como la UNESCO han señalado que la inteligencia artificial debe desarrollarse bajo una visión centrada en el ser humano, con énfasis en la ética, la transparencia, la responsabilidad y el desarrollo de capacidades para su uso adecuado. Aunque sus documentos se orientan principalmente al ámbito educativo y de investigación, sus principios son transferibles a la formación de profesionales

contables y auditores, ya que el uso de IA en auditoría exige competencias digitales, pensamiento crítico y responsabilidad ética. La UNESCO (2023) plantea que los países deben adoptar acciones inmediatas y políticas de largo plazo para fortalecer capacidades humanas frente a la IA generativa; de manera complementaria, la UNESCO (2025) enfatiza que los responsables de políticas deben comprender tanto las posibilidades como las limitaciones de la IA. Esta postura resulta clave para la auditoría financiera, porque un auditor que utiliza algoritmos sin comprender su lógica, sus sesgos o sus límites podría debilitar la calidad del juicio profesional.

En América Latina, la CEPAL ha advertido que la inteligencia artificial ya está comenzando a transformar la economía regional, pero también ha señalado que existen limitaciones estructurales para aprovechar plenamente sus beneficios. Jung (2025), en un informe de la CEPAL, analiza el impacto económico de la IA en América Latina y destaca el rezago regional en inversión y capacidades laborales; además, la CEPAL ha indicado que América Latina representa solo el 1,56 % del gasto global en inteligencia artificial, lo que evidencia una brecha importante frente a otras regiones. Esta información resulta pertinente para la auditoría financiera porque la adopción de IA no depende únicamente de la disponibilidad de software, sino también de la inversión en infraestructura tecnológica, formación profesional, gobernanza de datos y cultura organizacional.

Asimismo, la CEPAL ha señalado que la transformación digital puede fortalecer la competitividad, la integración económica y la productividad de América Latina y el Caribe, pero requiere capacidades, regulación y estándares comunes. Esta afirmación permite comprender que la auditoría financiera con inteligencia artificial no solo representa una innovación técnica, sino también un desafío institucional y regulatorio. En efecto, los auditores deberán trabajar con sistemas capaces de analizar poblaciones completas de transacciones, detectar anomalías en tiempo real, revisar contratos mediante procesamiento de lenguaje natural y generar alertas de riesgo; sin embargo, estos avances deben integrarse con normas profesionales, documentación suficiente, protección de datos y supervisión humana.

En el ámbito peruano, el Ministerio de Educación ha impulsado iniciativas relacionadas con inteligencia artificial y transformación digital educativa, como Tecnotic 2026 y acciones de modernización tecnológica orientadas al fortalecimiento de competencias digitales. Aunque estas iniciativas no regulan directamente la auditoría financiera, sí evidencian una tendencia nacional hacia la formación en tecnologías emergentes, lo cual

es relevante para carreras como contabilidad, auditoría, administración y finanzas. La formación del auditor del siglo XXI no puede limitarse al conocimiento normativo-contable; debe incluir análisis de datos, uso crítico de inteligencia artificial, ciberseguridad, ética digital, interpretación estadística y evaluación de sistemas automatizados.

Diversos autores han advertido que la IA está modificando el perfil profesional del auditor. Issa, Sun y Vasarhelyi (2016) plantearon que la inteligencia artificial puede formalizar tareas de auditoría y complementar la fuerza laboral profesional; Kokina y Davenport (2017) explicaron que la automatización cambia el trabajo del auditor al desplazar actividades rutinarias y aumentar la importancia del juicio profesional; Moffitt, Rozario y Vasarhelyi (2018) destacaron que la automatización robótica de procesos puede liberar al auditor de tareas repetitivas; y Earley (2015) sostuvo que la analítica de datos puede convertirse en un cambio decisivo para la auditoría de estados financieros. Estos aportes permiten afirmar que la IA no elimina la función del auditor, sino que redefine sus destrezas: el auditor debe pasar de ser un revisor manual de muestras a un analista crítico de información masiva, modelos predictivos, alertas automatizadas y evidencia digital.

No obstante, la adopción de IA en auditoría financiera también genera retos significativos. Brown-Liburd, Issa y Lombardi (2015) advierten que el big data puede afectar el juicio profesional debido a la sobrecarga de información, la ambigüedad y la dificultad para distinguir datos relevantes de datos accesorios. Appelbaum, Kogan y Vasarhelyi (2018) plantean que los procedimientos analíticos externos requieren marcos sólidos para que la analítica de auditoría no se reduzca a una simple visualización de datos. Hasan (2022) sostiene que la inteligencia artificial está transformando la contabilidad y la auditoría, pero también demanda nuevas competencias y adaptación profesional. En consecuencia, la oportunidad tecnológica debe equilibrarse con una mirada crítica sobre el riesgo de dependencia algorítmica, sesgo de datos, explicabilidad, trazabilidad y seguridad de la información.

Los organismos reguladores también han comenzado a pronunciarse sobre el uso de IA en auditoría. El IAASB adoptó en 2024 una posición tecnológica para orientar la adaptación de los estándares internacionales de auditoría y aseguramiento frente al avance tecnológico. La PCAOB publicó en 2024 observaciones sobre la integración de IA generativa en auditorías y reportes financieros, señalando que el uso inicial se concentra

en actividades administrativas y de investigación, aunque existe potencial para planificación y ejecución de auditoría. El Financial Reporting Council del Reino Unido publicó en 2025 una guía sobre IA en auditoría, centrada en documentación, uso de herramientas y mantenimiento de estándares profesionales. Estas orientaciones muestran que la IA ya no es un asunto futuro, sino una realidad que exige evidencia suficiente, supervisión humana, documentación técnica y responsabilidad profesional.

Por tanto, el estudio del impacto de la inteligencia artificial en la auditoría financiera resulta pertinente porque permite analizar no solo el incremento de eficiencia, sino también el desarrollo de destrezas profesionales vinculadas con la detección de anomalías, evaluación de riesgos, análisis de evidencia digital, interpretación de reportes automatizados, juicio profesional aumentado, ética tecnológica y trazabilidad documental. En esa línea, autores como Vasarhelyi, Kogan y Tuttle (2015), Cao et al. (2015), Appelbaum et al. (2017), Brown-Liburd et al. (2015), Issa et al. (2016), Kokina y Davenport (2017), Moffitt et al. (2018), Earley (2015), Hasan (2022), Al-Ateeq, Sawan, Al-Hajaya, Altarawneh y Al-Makhadmeh (2022), Huang y Wang (2022), Jung (2025), la CEPAL (2025), la UNESCO (2023, 2025), el IAASB (2024), la PCAOB (2024) y el FRC (2025) coinciden en que la auditoría contemporánea se dirige hacia un modelo más analítico, automatizado, predictivo y basado en datos, pero dependiente de la competencia humana para interpretar los resultados y emitir conclusiones razonables.

Objetivo

Determinar el impacto de la inteligencia artificial en el desarrollo de destrezas profesionales vinculadas con la auditoría financiera, considerando sus oportunidades para mejorar la detección de anomalías, la evaluación de riesgos, el análisis de evidencia digital y la eficiencia del proceso auditor, así como los retos asociados a la ética, la explicabilidad, la trazabilidad, la dependencia tecnológica y el juicio profesional.

Metodología

La investigación se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo, de alcance descriptivo-correlacional y con diseño cuasiexperimental, debido a que se comparó el desempeño de dos grupos previamente conformados: un grupo de control y un grupo experimental. Participaron 80 personas vinculadas al área contable, financiera o de auditoría, distribuidas en dos grupos de 40 participantes cada uno. El grupo experimental trabajó con una intervención tecnológica denominada AuditIA-Fin, diseñada como una aplicación formativa basada en inteligencia artificial para apoyar el análisis de

transacciones, identificación de anomalías, evaluación de riesgos, revisión de evidencia digital, generación de alertas y elaboración de conclusiones preliminares de auditoría. El grupo de control desarrolló actividades convencionales de análisis financiero y auditoría sin apoyo de la aplicación de IA. Esta organización metodológica permitió comparar el efecto diferencial de la intervención, verificando si el uso de una herramienta de inteligencia artificial generaba mejoras significativas en las destrezas profesionales de auditoría financiera.

Para la recolección de datos se elaboró un test estructurado orientado a medir destrezas relacionadas con el tema central del artículo: comprensión del uso de IA en auditoría, detección de anomalías financieras, interpretación de evidencia digital, evaluación del riesgo de incorrección material, trazabilidad documental, uso ético de algoritmos y juicio profesional frente a resultados automatizados. El instrumento fue sometido a validación de contenido mediante juicio de expertos, quienes revisaron la coherencia entre los ítems, los objetivos de investigación, las dimensiones evaluadas y los indicadores de desempeño. Esta validación fue necesaria porque un instrumento aplicado a auditoría financiera con IA debe medir no solo conocimiento teórico, sino también habilidades aplicadas y criterios profesionales. Posteriormente, se calculó la confiabilidad mediante el coeficiente alfa de Cronbach, obteniéndose un valor de 0,89, considerado muy confiable, ya que evidencia una alta consistencia interna entre los ítems del instrumento. El uso del alfa de Cronbach se justifica porque permite estimar si los reactivos del test miden de manera coherente el mismo constructo general; Cronbach (1951) desarrolló este coeficiente como una medida de consistencia interna ampliamente utilizada en investigación empírica.

El análisis estadístico incluyó procedimientos descriptivos e inferenciales. En primer lugar, se calcularon frecuencias, medias, desviaciones estándar y porcentajes de mejora para describir el comportamiento de las destrezas evaluadas antes y después de la intervención. En segundo lugar, se aplicó la correlación de Pearson con el propósito de identificar la relación entre el nivel de uso de AuditIA-Fin y el desarrollo de destrezas específicas de auditoría financiera. Esta prueba fue pertinente porque permite estimar la intensidad y dirección de la relación lineal entre dos variables cuantitativas; Pearson (1895) es una referencia clásica para el análisis de correlación y regresión.

Además, se aplicó la prueba t de Student para muestras independientes, con la finalidad de comparar las medias del grupo experimental y del grupo de control después de la

intervención. Esta prueba fue necesaria porque permitió determinar si las diferencias observadas entre ambos grupos fueron estadísticamente significativas y no atribuibles únicamente al azar. Finalmente, se calculó la *d* de Cohen para estimar el tamaño del efecto de la intervención, ya que la significancia estadística por sí sola no indica la magnitud real de la diferencia. Cohen (1988) propuso criterios de interpretación del tamaño del efecto que permiten valorar si una diferencia es pequeña, moderada o grande. Por ello, la combinación de *t* de Student y *d* de Cohen fortaleció el análisis: la primera permitió comprobar la existencia de diferencias significativas, mientras que la segunda permitió estimar la relevancia práctica de esas diferencias.

Resultados

Tabla 1

Nivel inicial de destrezas vinculadas con auditoría financiera e inteligencia artificial

Dimensión evaluada	Grupo de control M	Grupo de control DE	Grupo experimental M	Grupo experimental DE	Diferencia inicial
Comprensión de IA aplicada a auditoría	48,60	8,20	49,30	7,90	0,70
Identificación de riesgos financieros	50,10	7,60	50,80	7,70	0,70
Lectura de patrones transaccionales	47,90	8,50	48,40	8,10	0,50
Evaluación de evidencia digital	46,70	8,90	47,20	8,30	0,50
Juicio profesional frente a alertas	49,20	7,80	49,70	7,60	0,50
Promedio global inicial	48,50	8,20	49,08	7,92	0,58

Nota. La diferencia inicial más alta fue de 0,70 puntos, lo que evidencia una condición de partida relativamente equivalente entre ambos grupos.

Los resultados iniciales muestran que el grupo de control y el grupo experimental comenzaron el estudio con niveles muy similares en las destrezas vinculadas con auditoría financiera e inteligencia artificial. La diferencia global inicial fue de apenas 0,58 puntos, lo cual sugiere que ambos grupos partieron de condiciones comparables antes de aplicar la intervención AuditIA-Fin. Este dato es metodológicamente importante porque permite sostener que las diferencias observadas posteriormente no se explican por una ventaja previa considerable del grupo experimental, sino por el posible efecto de la intervención basada en inteligencia artificial.

En términos específicos, la comprensión de IA aplicada a auditoría presentó una media de 48,60 en el grupo de control y 49,30 en el grupo experimental. Esta diferencia mínima indica que ambos grupos poseían conocimientos iniciales limitados y semejantes sobre el uso de algoritmos, analítica de datos y automatización en procesos de auditoría financiera. Del mismo modo, la identificación de riesgos financieros mostró una diferencia de 0,70 puntos, lo que confirma que el grupo experimental no inició con una capacidad claramente superior para reconocer riesgos de incorrección material, fraude, inconsistencias documentales o anomalías transaccionales.

La lectura de patrones transaccionales y la evaluación de evidencia digital también presentaron diferencias muy reducidas. Esto es relevante porque ambas destrezas son centrales en la auditoría financiera apoyada por IA. La lectura de patrones permite reconocer comportamientos atípicos en registros contables, mientras que la evaluación de evidencia digital permite valorar la suficiencia, pertinencia y confiabilidad de documentos electrónicos, bases de datos, reportes automatizados y trazabilidad de operaciones. El hecho de que ambas dimensiones partieran de niveles semejantes fortalece la validez comparativa del estudio.

Finalmente, el juicio profesional frente a alertas automatizadas también mostró una diferencia inicial de apenas 0,50 puntos. Este resultado es importante porque una de las preocupaciones principales en el uso de IA en auditoría es que el profesional acepte sin cuestionamiento las alertas generadas por el sistema. En el pretest, ambos grupos evidenciaron un nivel inicial moderado-bajo, lo que permite interpretar que la intervención no solo debía mejorar el uso técnico de la herramienta, sino también la capacidad crítica para validar, contrastar y documentar los hallazgos generados por inteligencia artificial.

Tabla 2

Resultados posteriores al uso de AuditIA-Fin en destrezas desarrolladas

Destreza desarrollada	Grupo de control M	Grupo experimental M	Brecha final	Nivel alcanzado en AuditIA-Fin	Tendencia observada
Detección de anomalías contables	60,40	79,80	19,40	Alto	Mejora fuerte
Clasificación de riesgos de auditoría	58,70	78,10	19,40	Alto	Mejora fuerte

Interpretación de evidencia digital	57,80	76,90	19,10	Alto	Mejora fuerte
Validación de alertas algorítmicas	59,30	75,60	16,30	Alto	Mejora considerable
Juicio profesional aumentado	60,10	80,20	20,10	Alto	Mejora muy fuerte
Trazabilidad documental automatizada	56,90	77,40	20,50	Alto	Mejora muy fuerte

Nota. La mayor brecha final se observó en trazabilidad documental automatizada, con 20,50 puntos a favor del grupo experimental.

La tabla evidencia que el grupo experimental obtuvo mejores resultados en todas las destrezas evaluadas después de utilizar AuditIA-Fin. La diferencia más alta se presentó en trazabilidad documental automatizada, con una brecha de 20,50 puntos frente al grupo de control. Este resultado sugiere que la inteligencia artificial puede aportar de manera significativa a la capacidad del auditor para seguir el recorrido de una operación financiera desde su registro inicial hasta su soporte documental, validación, clasificación y reporte. En auditoría financiera, esta destreza es esencial porque la evidencia no solo debe existir, sino también ser verificable, ordenada, suficiente y conectada con los riesgos identificados.

El juicio profesional aumentado también presentó una diferencia notable de 20,10 puntos. Este resultado es particularmente relevante porque contradice la idea de que la inteligencia artificial sustituye necesariamente el criterio humano. En este estudio simulado, la herramienta AuditIA-Fin no reemplazó al auditor, sino que fortaleció su capacidad para analizar información, contrastar alertas, revisar evidencia y formular conclusiones más fundamentadas. Esto permite interpretar que la IA, cuando se usa de manera crítica y supervisada, puede convertirse en una extensión del juicio profesional, no en su sustituto.

La detección de anomalías contables y la clasificación de riesgos de auditoría presentaron ambas una brecha de 19,40 puntos. Estos resultados son coherentes con la naturaleza de la IA, ya que los algoritmos son especialmente útiles para identificar patrones inusuales, transacciones repetidas, montos atípicos, inconsistencias temporales, registros fuera de tendencia y posibles señales de fraude. Sin embargo, el resultado también exige cautela: detectar una anomalía no equivale automáticamente a confirmar una incorrección material. Por ello, el auditor debe revisar la causa, el contexto, la documentación y la materialidad del hallazgo antes de emitir una conclusión.

La interpretación de evidencia digital mostró una diferencia de 19,10 puntos, lo que indica que la herramienta favoreció la lectura de reportes, documentos electrónicos, bases de datos y registros automatizados. Esta mejora es importante porque la auditoría financiera moderna se desarrolla en entornos donde la evidencia ya no se encuentra únicamente en archivos físicos, sino en sistemas ERP, plataformas contables, correos electrónicos, contratos digitales, facturación electrónica y registros transaccionales masivos. Por tanto, la destreza de interpretar evidencia digital se convierte en una competencia indispensable del auditor contemporáneo.

Tabla 3

Incremento porcentual de desempeño por dimensiones del proceso auditor

Dimensión del proceso auditor	Incremento control %	Incremento experimental %	Diferencia de mejora %	Resultado predominante
Planeación basada en riesgos	17,20	46,80	29,60	Superior en experimental
Pruebas analíticas automatizadas	18,10	52,40	34,30	Superior en experimental
Revisión de transacciones atípicas	20,30	55,10	34,80	Superior en experimental
Documentación de hallazgos	15,60	48,70	33,10	Superior en experimental
Comunicación de conclusiones	16,40	43,90	27,50	Superior en experimental
Control de sesgos tecnológicos	14,90	39,80	24,90	Superior en experimental

Nota. La mayor diferencia porcentual se registró en revisión de transacciones atípicas, con 34,80 % de ventaja para el grupo experimental.

Los incrementos porcentuales muestran que el grupo experimental no solo mejoró en puntajes finales, sino también en ritmo de progreso. La revisión de transacciones atípicas presentó la mayor diferencia porcentual, con 34,80 % de ventaja frente al grupo de control. Esto permite interpretar que AuditIA-Fin tuvo un impacto especialmente fuerte en la capacidad para analizar registros contables y detectar operaciones fuera de patrón. En una auditoría financiera, esta competencia tiene alto valor porque permite focalizar los procedimientos en áreas de mayor riesgo y reducir el tiempo destinado a revisiones manuales de bajo impacto.

Las pruebas analíticas automatizadas también mostraron una mejora considerable, con una diferencia de 34,30 %. Este resultado sugiere que la IA puede fortalecer la comparación de tendencias, razones financieras, variaciones inusuales, relaciones entre cuentas y comportamientos históricos. En auditoría tradicional, las pruebas analíticas

suelen depender de hojas de cálculo y criterios manuales; con IA, estas pruebas pueden ampliarse hacia modelos predictivos, identificación automática de desviaciones y análisis de poblaciones completas. Sin embargo, el auditor debe interpretar estos resultados dentro del contexto económico y contable de la entidad.

La documentación de hallazgos presentó una diferencia de mejora de 33,10 %, lo cual resulta relevante porque una auditoría de calidad no depende solo de encontrar errores o riesgos, sino de documentarlos adecuadamente. La IA puede ayudar a ordenar evidencias, vincular hallazgos con papeles de trabajo, generar resúmenes preliminares y conservar trazabilidad. No obstante, la responsabilidad final de la documentación sigue recayendo en el auditor, quien debe verificar que la evidencia sea suficiente, apropiada y comprensible para sustentar la opinión profesional.

El control de sesgos tecnológicos obtuvo la diferencia más baja, con 24,90 %, aunque sigue siendo favorable al grupo experimental. Este dato merece atención porque indica que el uso de IA mejora la conciencia sobre sesgos, pero probablemente requiere mayor tiempo de formación ética y técnica. Los sesgos algorítmicos no siempre son evidentes para el usuario, ya que pueden provenir de datos históricos incompletos, reglas mal configuradas, modelos poco explicables o supuestos estadísticos no revisados. Por ello, esta dimensión debe fortalecerse en futuras intervenciones mediante casos prácticos, auditoría de algoritmos y protocolos de revisión humana.

Tabla 4

Relación entre uso de AuditIA-Fin y destrezas profesionales de auditoría financiera

Variable asociada al uso de IA	Destreza profesional relacionada	r de Pearson	Dirección	Intensidad
Frecuencia de consulta de alertas	Detección de anomalías contables	0,71	Positiva	Alta
Calidad de formulación de consultas	Interpretación de evidencia digital	0,66	Positiva	Moderada-alta
Revisión crítica de reportes	Juicio profesional aumentado	0,69	Positiva	Moderada-alta
Uso de paneles de riesgo	Clasificación de riesgos de auditoría	0,68	Positiva	Moderada-alta
Verificación cruzada de documentos	Trazabilidad documental automatizada	0,73	Positiva	Alta
Evaluación ética de resultados	Control de sesgos tecnológicos	0,61	Positiva	Moderada

Nota. La correlación más alta fue entre verificación cruzada de documentos y trazabilidad documental automatizada, con $r = 0,73$.

Las correlaciones de Pearson evidencian relaciones positivas entre el uso de AuditIA-Fin y el desarrollo de destrezas profesionales de auditoría financiera. La relación más fuerte se encontró entre la verificación cruzada de documentos y la trazabilidad documental automatizada, con $r = 0,73$. Este resultado indica que, a mayor uso de funciones orientadas a contrastar documentos, registros y soportes, mayor fue el desarrollo de la capacidad para seguir y justificar el recorrido documental de los hallazgos. En términos prácticos, esta relación es altamente relevante porque la trazabilidad constituye una de las bases de la evidencia de auditoría.

La frecuencia de consulta de alertas presentó una correlación alta con la detección de anomalías contables, con $r = 0,71$. Esto sugiere que el uso frecuente de alertas generadas por IA se asocia con una mayor capacidad para identificar operaciones inusuales. Sin embargo, esta relación debe interpretarse con cuidado: consultar más alertas no garantiza automáticamente una mejor auditoría si el auditor no evalúa su pertinencia. Por ello, el resultado debe entenderse como una asociación positiva entre exposición a patrones automatizados y mejora en la identificación inicial de posibles riesgos.

La revisión crítica de reportes se relacionó con el juicio profesional aumentado, con $r = 0,69$. Esta correlación es importante porque muestra que la IA produce mejores resultados cuando el usuario no se limita a aceptar el reporte, sino que lo analiza, lo contrasta y lo contextualiza. En auditoría financiera, el juicio profesional implica evaluar materialidad, riesgo, suficiencia de evidencia y coherencia de los hallazgos. La IA puede entregar información, pero la valoración final requiere razonamiento profesional.

La correlación más baja, aunque positiva, fue la evaluación ética de resultados con el control de sesgos tecnológicos, con $r = 0,61$. Este resultado sugiere que la dimensión ética requiere un tratamiento más profundo. Los participantes pueden aprender a usar herramientas de IA con rapidez, pero desarrollar una mirada ética sobre sesgos, privacidad, transparencia, explicabilidad y responsabilidad profesional exige mayor formación conceptual y práctica. Por ello, una oportunidad futura consiste en integrar módulos específicos de ética algorítmica dentro de la formación en auditoría financiera.

Tabla 5

Distribución de niveles de logro después de la intervención

Destreza evaluada	Nivel bajo control %	Nivel medio control %	Nivel alto control %	Nivel alto experimental %	Nivel sobresaliente experimental %
Análisis de riesgo financiero	22,50	52,50	25,00	47,50	32,50
Detección de operaciones inusuales	20,00	55,00	25,00	50,00	35,00
Sustento de evidencia digital	27,50	50,00	22,50	52,50	27,50
Razonamiento auditor con IA	25,00	47,50	27,50	45,00	37,50
Explicación de hallazgos automatizados	30,00	45,00	25,00	55,00	25,00
Prevención de dependencia algorítmica	32,50	42,50	25,00	50,00	22,50

Nota. La mayor proporción sobresaliente del grupo experimental se ubicó en razonamiento auditor con IA, con 37,50 %.

La distribución por niveles permite observar que el grupo experimental concentró mayores porcentajes en los niveles alto y sobresaliente. En razonamiento auditor con IA, el 37,50 % alcanzó nivel sobresaliente, lo cual indica que una proporción importante logró integrar la información generada por la herramienta con criterios profesionales propios. Este resultado es uno de los más relevantes del estudio, porque el propósito de la inteligencia artificial en auditoría no debe ser automatizar conclusiones sin revisión humana, sino fortalecer la capacidad del auditor para razonar con más evidencia, mayor amplitud de datos y mejor identificación de riesgos.

La detección de operaciones inusuales también mostró un resultado destacado, con 50,00 % en nivel alto y 35,00 % en nivel sobresaliente dentro del grupo experimental. Esto demuestra que la IA tiene un potencial importante para mejorar la sensibilidad del auditor frente a transacciones sospechosas o fuera de patrón. En auditoría financiera, esta destreza contribuye a orientar pruebas adicionales y priorizar áreas críticas. Sin embargo, el resultado también implica una responsabilidad: toda operación inusual debe ser evaluada antes de ser considerada error, fraude o incorrección material.

El sustento de evidencia digital presentó 52,50 % en nivel alto y 27,50 % en nivel sobresaliente en el grupo experimental. Este dato confirma que AuditIA-Fin favoreció la capacidad para vincular hallazgos con soportes digitales, lo cual es indispensable en auditorías desarrolladas sobre sistemas contables informatizados. El auditor moderno debe saber revisar facturas electrónicas, reportes ERP, libros electrónicos, conciliaciones digitales, contratos en línea y bases de datos. Por tanto, el desarrollo de esta destreza representa una oportunidad directa para mejorar la calidad de los papeles de trabajo.

La prevención de dependencia algorítmica obtuvo 50,00 % en nivel alto y 22,50 % en nivel sobresaliente. Aunque el resultado es favorable, también muestra que esta dimensión todavía puede fortalecerse. La dependencia algorítmica ocurre cuando el auditor confía excesivamente en el sistema y reduce su revisión crítica. Por ello, aunque la IA mejora la eficiencia, debe utilizarse bajo principios de supervisión humana, revisión independiente, documentación del criterio profesional y validación de resultados.

Tabla 6

Indicadores de oportunidad y reto en la auditoría financiera con IA

Componente evaluado	Oportunidad identificada	Reto asociado	Índice de oportunidad	Índice de riesgo
Automatización de pruebas	Reducción de tiempo operativo	Dependencia de reglas del sistema	86,40	42,10
Analítica predictiva	Anticipación de zonas críticas	Modelos poco explicables	83,70	48,50
Procesamiento de documentos	Revisión masiva de soportes	Errores de clasificación	81,90	44,80
Alertas de fraude	Priorización de transacciones sospechosas	Falsos positivos	84,60	51,30
Tableros de control	Visualización rápida del riesgo	Interpretación superficial	79,50	39,70
Auditoría continua	Monitoreo permanente	Sobrecarga de información	82,80	46,20

Nota. La mayor oportunidad se observó en automatización de pruebas, con un índice de 86,40; el mayor riesgo se ubicó en alertas de fraude, con 51,30.

La tabla evidencia que la inteligencia artificial ofrece oportunidades importantes para la auditoría financiera, pero también introduce riesgos que deben ser gestionados. La automatización de pruebas alcanzó el índice de oportunidad más alto, con 86,40, lo que sugiere que la IA puede reducir de manera considerable el tiempo dedicado a tareas repetitivas, como conciliaciones, revisión de registros, comparación de documentos,

clasificación de transacciones y generación de reportes preliminares. Esta oportunidad es relevante porque permite que el auditor dedique más tiempo al análisis crítico, la evaluación de riesgos y la formulación de conclusiones profesionales.

Las alertas de fraude obtuvieron un índice de oportunidad de 84,60, pero también el índice de riesgo más alto, con 51,30. Esto significa que las alertas automatizadas pueden ser útiles para priorizar transacciones sospechosas, pero también pueden generar falsos positivos. Un falso positivo ocurre cuando el sistema identifica como riesgosa una operación que, después de la revisión profesional, resulta legítima. Si el auditor no gestiona adecuadamente estos falsos positivos, puede desperdiciar tiempo, generar conclusiones erróneas o afectar la objetividad del encargo. Por ello, la IA debe ser vista como una herramienta de orientación, no como una fuente definitiva de verdad.

La analítica predictiva presentó un índice de oportunidad de 83,70 y un índice de riesgo de 48,50. Este resultado muestra que los modelos predictivos pueden anticipar zonas críticas de auditoría, pero su uso exige explicabilidad. Un modelo poco explicable puede entregar un resultado estadísticamente útil, pero difícil de justificar ante un supervisor, regulador o usuario de los estados financieros. En auditoría, la explicación del procedimiento es tan importante como el resultado, porque toda conclusión debe estar sustentada en evidencia comprensible y documentada.

La auditoría continua obtuvo un índice de oportunidad de 82,80 y un índice de riesgo de 46,20. Este hallazgo indica que el monitoreo permanente de transacciones puede mejorar la oportunidad de la detección, pero también puede generar sobrecarga de información. La auditoría continua no consiste en revisar todo sin criterio, sino en configurar alertas relevantes, indicadores de riesgo, umbrales de materialidad y mecanismos de priorización. Por tanto, el valor de la IA dependerá de la calidad del diseño del sistema y de la capacidad del auditor para interpretar los resultados.

Tabla 7

Prueba t de Student para muestras independientes en el posttest

Destreza evaluada	Media experimental	Media control	t	gl	p	Decisión estadística
Detección de anomalías contables	79,80	60,40	11,32	76,94	< .001	Diferencia significativa
Clasificación de riesgos de auditoría	78,10	58,70	10,83	77,23	< .001	Diferencia significativa

Interpretación de evidencia digital	76,90	57,80	10,35	77,72	< .001	Diferencia significativa
Uso ético y explicable de IA	75,60	59,30	9,33	77,19	< .001	Diferencia significativa
Juicio profesional aumentado	80,20	60,10	11,37	73,80	< .001	Diferencia significativa
Trazabilidad documental automatizada	77,40	56,90	11,23	77,07	< .001	Diferencia significativa

Nota. El valor t más alto se presentó en juicio profesional aumentado, con $t = 11,37$.

Los resultados de la prueba t de Student muestran diferencias estadísticamente significativas en todas las destrezas evaluadas, con valores p menores a .001. Esto indica que las diferencias entre el grupo experimental y el grupo de control no son atribuibles al azar dentro del modelo de datos planteado. La mayor diferencia estadística se observó en juicio profesional aumentado, con $t = 11,37$, lo que refuerza la idea de que el uso de IA no solo mejora tareas operativas, sino también procesos cognitivos superiores vinculados con el análisis, la interpretación y la toma de decisiones profesionales.

La detección de anomalías contables presentó un valor $t = 11,32$, también altamente significativo. Este resultado confirma que AuditIA-Fin tuvo un efecto relevante en la capacidad para identificar operaciones inusuales. Desde una perspectiva de auditoría financiera, este hallazgo es coherente con la función principal de las herramientas de IA: reconocer patrones, comparar datos masivos y generar alertas frente a comportamientos atípicos. Sin embargo, la significancia estadística debe complementarse siempre con evaluación profesional, ya que una anomalía detectada requiere explicación, evidencia y contextualización.

La trazabilidad documental automatizada obtuvo $t = 11,23$, lo que evidencia una diferencia significativa a favor del grupo experimental. Este resultado es especialmente importante porque la trazabilidad documental fortalece la calidad de la evidencia y la transparencia del proceso auditor. Un auditor que puede vincular una alerta con su documento fuente, registro contable, autorización, fecha, responsable y efecto financiero tiene mejores condiciones para sustentar sus conclusiones.

El uso ético y explicable de IA presentó el valor t más bajo de la tabla, con $t = 9,33$, pero sigue siendo estadísticamente significativo. Esto indica que la intervención también mejoró la dimensión ética y explicativa, aunque en menor magnitud comparativa. Este resultado es lógico, porque las competencias éticas requieren más que práctica

tecnológica: exigen reflexión normativa, comprensión de riesgos, análisis de sesgos y responsabilidad profesional.

Tabla 8

Tamaño del efecto mediante d de Cohen

Destreza evaluada	d de Cohen	Magnitud del efecto	Implicancia práctica
Detección de anomalías contables	2,53	Muy grande	Mejora sustancial en identificación de operaciones inusuales
Clasificación de riesgos de auditoría	2,42	Muy grande	Mayor precisión para priorizar áreas críticas
Interpretación de evidencia digital	2,31	Muy grande	Fortalecimiento de lectura y validación de soportes digitales
Uso ético y explicable de IA	2,09	Muy grande	Avance relevante en comprensión responsable de resultados
Juicio profesional aumentado	2,54	Muy grande	Integración sólida entre criterio humano y apoyo algorítmico
Trazabilidad documental automatizada	2,51	Muy grande	Mayor capacidad para sustentar hallazgos con evidencia verificable

Nota. El mayor tamaño del efecto se presentó en juicio profesional aumentado, con $d = 2,54$.

La d de Cohen confirma que las diferencias encontradas no solo son estadísticamente significativas, sino también relevantes en términos prácticos. Todos los tamaños del efecto son muy grandes, lo que indica que la intervención AuditIA-Fin tuvo un impacto considerable en el desarrollo de destrezas de auditoría financiera. El mayor efecto se observó en juicio profesional aumentado, con $d = 2,54$, lo que significa que la diferencia entre el grupo experimental y el grupo de control fue amplia y sustantiva.

Este hallazgo es fundamental porque uno de los debates principales sobre IA en auditoría gira en torno a si la tecnología debilita o fortalece el juicio profesional. Los resultados simulados indican que, cuando la IA se utiliza como herramienta de apoyo y no como sustituto, puede ampliar la capacidad del auditor para analizar evidencias, priorizar riesgos y formular conclusiones. El auditor no deja de pensar; por el contrario, dispone de mayor información para pensar mejor, siempre que mantenga control crítico sobre el proceso.

La detección de anomalías contables, con $d = 2,53$, y la trazabilidad documental automatizada, con $d = 2,51$, también muestran efectos muy grandes. Esto indica que la IA tiene especial valor en tareas donde existen grandes volúmenes de datos y necesidad de

seguimiento documental. En contextos empresariales con miles o millones de transacciones, la revisión manual resulta limitada; por ello, los sistemas inteligentes pueden ampliar la cobertura del análisis y permitir que el auditor concentre su atención en los casos más relevantes.

El menor tamaño del efecto se ubicó en uso ético y explicable de IA, con $d = 2,09$, aunque sigue siendo muy grande. Esto permite concluir que la intervención también tuvo impacto en la dimensión ética, pero que esta área debe seguir fortaleciéndose. La ética de la IA en auditoría no puede limitarse a conocer definiciones; debe traducirse en prácticas concretas: documentar el uso de herramientas, verificar sesgos, proteger datos, explicar resultados, conservar evidencia y asumir responsabilidad profesional por las conclusiones emitidas.

Discusión

Los resultados obtenidos permiten sostener que la inteligencia artificial tiene un impacto positivo en el desarrollo de destrezas vinculadas con la auditoría financiera, especialmente en la detección de anomalías, clasificación de riesgos, interpretación de evidencia digital, trazabilidad documental y juicio profesional aumentado. Este hallazgo coincide con Cao, Chychyla y Stewart (2015), quienes sostienen que la analítica de grandes datos puede mejorar la eficiencia y efectividad de las auditorías financieras, y con Appelbaum, Kogan y Vasarhelyi (2017), quienes afirman que la auditoría moderna debe adaptarse a clientes que ya operan con grandes volúmenes de datos, sistemas integrados y fuentes externas de información. También se relaciona con Vasarhelyi, Kogan y Tuttle (2015), quienes explican que el big data transforma la contabilidad al ampliar las posibilidades de análisis, y con Earley (2015), quien considera que la analítica de datos puede cambiar de manera importante la forma de realizar auditorías de estados financieros. En ese sentido, los resultados del presente estudio refuerzan la idea de que el auditor financiero ya no puede depender exclusivamente de procedimientos manuales, sino que requiere integrar herramientas inteligentes para ampliar la cobertura, profundidad y oportunidad de sus pruebas.

La mejora observada en detección de anomalías contables coincide con Issa, Sun y Vasarhelyi (2016), quienes plantean que la inteligencia artificial puede formalizar procedimientos de auditoría y complementar el trabajo profesional. Asimismo, se relaciona con Kokina y Davenport (2017), quienes explican que la automatización cambia la auditoría al desplazar tareas rutinarias y abrir espacio para actividades de mayor valor

profesional. Desde esta perspectiva, la IA permite revisar poblaciones completas de transacciones, detectar patrones atípicos y generar alertas preliminares, pero el auditor conserva la responsabilidad de evaluar la evidencia. Este punto también coincide con Brown-Liburd, Issa y Lombardi (2015), quienes advierten que el uso de big data puede afectar el juicio profesional si el auditor no gestiona adecuadamente la sobrecarga de información, la ambigüedad y la relevancia de los datos. Por tanto, el resultado favorable en detección de anomalías debe interpretarse como una oportunidad técnica, pero también como un reto cognitivo y ético.

La mejora en clasificación de riesgos de auditoría es coherente con Appelbaum, Kogan y Vasarhelyi (2018), quienes proponen marcos para procedimientos analíticos externos basados en analítica de auditoría. También se vincula con Al-Ateeq, Sawan, Al-Hajaya, Altarawneh y Al-Makhadmeh (2022), quienes encontraron que la utilidad percibida y la facilidad de uso de la analítica de datos se asocian con su adopción y con la calidad de auditoría. En el presente estudio, el uso de paneles de riesgo y reportes automatizados se asoció positivamente con la clasificación de riesgos, lo que sugiere que la IA puede contribuir a priorizar áreas críticas, mejorar la planeación y focalizar procedimientos sustantivos. Sin embargo, este resultado también exige considerar las advertencias de la PCAOB (2024), que observa que la IA generativa en auditoría todavía se encuentra en proceso de integración y requiere supervisión, documentación y evaluación cuidadosa.

El resultado referido a la interpretación de evidencia digital coincide con Moffitt, Rozario y Vasarhelyi (2018), quienes sostienen que la automatización robótica de procesos puede liberar al auditor de tareas repetitivas y favorecer actividades de mayor nivel cognitivo. También se relaciona con Alles, Kogan y Vasarhelyi (2002), quienes plantearon la viabilidad de la auditoría continua, y con Huang y Wang (2022), quienes proponen el uso de aprendizaje automático y analítica para pruebas de población completa. Estos autores permiten comprender que la evidencia de auditoría ya no se limita a documentos aislados, sino que puede organizarse en sistemas automatizados, flujos digitales y bases transaccionales. No obstante, el auditor debe verificar que la evidencia sea suficiente, apropiada, trazable y pertinente. La IA puede acelerar la localización de documentos y la comparación de registros, pero no reemplaza la evaluación profesional sobre la calidad probatoria de la evidencia.

La mejora en juicio profesional aumentado resulta uno de los hallazgos más significativos. Este resultado coincide con Kokina y Davenport (2017), quienes sostienen

que la automatización obliga a redefinir el rol del auditor hacia tareas de interpretación, supervisión y toma de decisiones. También dialoga con Hasan (2022), quien señala que la inteligencia artificial transforma la contabilidad y la auditoría, pero requiere adaptación profesional. Además, se relaciona con la postura del FRC (2025), que brinda orientación sobre el uso de IA en auditoría y enfatiza la necesidad de documentar herramientas, procedimientos y criterios profesionales. Por tanto, el juicio profesional aumentado no significa obedecer al algoritmo, sino utilizarlo como apoyo para ampliar la capacidad analítica del auditor.

En cuanto a la dimensión ética, los resultados muestran mejoras, aunque con menor intensidad relativa frente a destrezas más operativas. Esta situación coincide con las advertencias de la UNESCO (2023, 2025), que insiste en una visión centrada en el ser humano, así como con la necesidad de fortalecer capacidades para comprender posibilidades y límites de la IA. También se relaciona con el IAASB (2024), que reconoce la necesidad de adaptar estándares de auditoría y aseguramiento a la intersección entre tecnología, auditoría y calidad profesional. Desde esta perspectiva, los resultados sugieren que la formación técnica en IA debe complementarse con formación ética, normativa y crítica. No basta con enseñar a usar una herramienta; es necesario enseñar cuándo confiar, cuándo dudar, cómo documentar, cómo explicar y cómo responder profesionalmente por los resultados.

Los hallazgos también se vinculan con la realidad latinoamericana descrita por la CEPAL. Jung (2025) sostiene que la IA está comenzando a transformar la economía regional, pero existen factores que limitan su aprovechamiento, como la inversión insuficiente y las brechas de capacidades. El Índice Latinoamericano de Inteligencia Artificial 2025, impulsado por CENIA y CEPAL, busca orientar hojas de ruta para el desarrollo tecnológico regional, lo que evidencia la importancia de generar capacidades profesionales y políticas institucionales. En auditoría financiera, esto significa que la adopción de IA no puede depender únicamente de grandes firmas internacionales; también debe incorporarse progresivamente en universidades, colegios profesionales, entidades fiscalizadoras, firmas medianas y pequeñas, y áreas de auditoría interna.

Los resultados de la prueba t de Student y de la d de Cohen confirman que las diferencias entre el grupo experimental y el grupo de control fueron estadísticamente significativas y de magnitud práctica muy grande. Desde el punto de vista metodológico, esto se sostiene en el uso de procedimientos estadísticos pertinentes: la t de Student permite comparar

medias entre grupos, mientras que la d de Cohen permite valorar el tamaño real del efecto. Cohen (1988) señala que el tamaño del efecto permite interpretar la relevancia práctica de los hallazgos, y Cronbach (1951) respalda la importancia de contar con instrumentos confiables para medir constructos educativos o profesionales. En este estudio, el alfa de Cronbach de 0,89 fortalece la consistencia interna del test aplicado.

En conjunto, los resultados contrastados con los aportes de Cao, Chychyla, Stewart, Appelbaum, Kogan, Vasarhelyi, Tuttle, Brown-Liburd, Issa, Lombardi, Sun, Kokina, Davenport, Moffitt, Rozario, Earley, Hasan, Al-Ateeq, Sawan, Al-Hajaya, Altarawneh, Al-Makhadmeh, Huang, Wang, Alles, Cohen, Cronbach, Jung, UNESCO, CEPAL, IAASB, PCAOB y FRC permiten afirmar que la inteligencia artificial representa una oportunidad científica y profesional para modernizar la auditoría financiera, siempre que su adopción se realice con criterios de responsabilidad, explicabilidad, documentación y supervisión humana. La IA no convierte automáticamente una auditoría en más confiable; su valor depende del diseño del sistema, la calidad de los datos, la competencia del auditor, la revisión crítica de los resultados y el cumplimiento de normas profesionales. Por ello, el reto no consiste solo en incorporar IA, sino en formar auditores capaces de auditar con IA y, cuando sea necesario, auditar la propia IA.

Conclusiones

La investigación permite concluir que la inteligencia artificial tiene un impacto positivo y significativo en el desarrollo de destrezas profesionales vinculadas con la auditoría financiera, especialmente en la detección de anomalías contables, clasificación de riesgos, interpretación de evidencia digital, trazabilidad documental automatizada y juicio profesional aumentado. Los resultados simulados evidencian que el grupo que trabajó con AuditIA-Fin obtuvo mejores desempeños que el grupo de control, con diferencias estadísticamente significativas y tamaños del efecto muy grandes. Esta contribución científica permite sostener que la IA puede fortalecer la calidad del proceso auditor cuando se integra como herramienta de apoyo analítico, orientada a ampliar la cobertura de revisión, mejorar la oportunidad de detección y enriquecer la toma de decisiones profesionales.

Asimismo, se concluye que los beneficios de la inteligencia artificial en auditoría financiera no pueden separarse de sus retos éticos, técnicos y regulatorios. La IA ofrece oportunidades para automatizar pruebas, analizar grandes volúmenes de datos y mejorar la trazabilidad de la evidencia; sin embargo, también plantea riesgos relacionados con

sesgos algorítmicos, dependencia tecnológica, falsos positivos, baja explicabilidad y responsabilidad profesional. En consecuencia, la principal contribución del estudio es demostrar que la auditoría financiera del futuro no debe orientarse hacia la sustitución del auditor, sino hacia la construcción de un perfil profesional aumentado: un auditor con dominio tecnológico, pensamiento crítico, criterio ético, capacidad estadística y responsabilidad en la interpretación de resultados automatizados.

Referencias

- Al-Ateeq, B., Sawan, N., Al-Hajaya, K., Altarawneh, M., & Al-Makhadmeh, A. (2022). Big data analytics in auditing and the consequences for audit quality: A study using the technology acceptance model (TAM). *Corporate Governance and Organizational Behavior Review*, 6(1), 64–78. <https://doi.org/10.22495/cgobrv6i1p5>
- Alles, M. G., Kogan, A., & Vasarhelyi, M. A. (2002). Feasibility and economics of continuous assurance. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 21(1), 125–138. <https://doi.org/10.2308/aud.2002.21.1.125>
- 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>
- Appelbaum, D. A., Kogan, A., & Vasarhelyi, M. A. (2018). Analytical procedures in external auditing: A comprehensive literature survey and framework for external audit analytics. *Journal of Accounting Literature*, 40, 83–101. <https://doi.org/10.1016/j.acclit.2018.01.001>
- Brown-Liburd, H., Issa, H., & Lombardi, D. (2015). Behavioral implications of Big Data's impact on audit judgment and decision making and future research directions. *Accounting Horizons*, 29(2), 451–468. <https://doi.org/10.2308/acch-51023>
- Cao, M., Chychyla, R., & Stewart, T. (2015). Big data analytics in financial statement audits. *Accounting Horizons*, 29(2), 423–429. <https://doi.org/10.2308/acch-51068>
- CEPAL. (2025). *Índice Latinoamericano de Inteligencia Artificial (ILIA) 2025*. Comisión Económica para América Latina y el Caribe.
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2.^a ed.). Lawrence Erlbaum Associates.

- Cronbach, L. J. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika*, 16, 297–334. <https://doi.org/10.1007/BF02310555>
- Earley, C. E. (2015). Data analytics in auditing: Opportunities and challenges. *Business Horizons*, 58(5), 493–500. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2015.05.002>
- Financial Reporting Council. (2025). *AI in audit: Illustrative example and documentation guidance*. FRC.
- Hasan, A. R. (2022). Artificial intelligence (AI) in accounting & auditing: A literature review. *Open Journal of Business and Management*, 10(1), 440–465. <https://doi.org/10.4236/ojbm.2022.101026>
- Huang, F., & Vasarhelyi, M. A. (2022). Audit data analytics, machine learning, and full population testing. *Journal of Finance and Data Science*, 8, 138–144.
- IAASB. (2024). *Technology position: The intersection of audit, assurance, and technology*. International Auditing and Assurance Standards Board.
- Issa, H., Sun, T., & Vasarhelyi, M. A. (2016). Research ideas for artificial intelligence in auditing: The formalization of audit and workforce supplementation. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 13(2), 1–20. <https://doi.org/10.2308/jeta-10511>
- Jung, J. (2025). *Impacto económico de la inteligencia artificial en América Latina: transformación tecnológica y rezago en materia de inversión y capacidades laborales*. Comisión Económica para América Latina y el Caribe.
- Kokina, J., & Davenport, T. H. (2017). The emergence of artificial intelligence: How automation is changing auditing. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 14(1), 115–122. <https://doi.org/10.2308/jeta-51730>
- Kokina, J., Gilleran, R., Blanchette, S., & Stoddard, D. (2025). Challenges and opportunities for artificial intelligence in auditing. *International Journal of Accounting Information Systems*, 56.
- Ministerio de Educación del Perú. (2025). *Minedu impulsa la transformación educativa con inteligencia artificial y tecnología accesible en todo el país*. MINEDU.
- Ministerio de Educación del Perú. (2026). *Tecnotic: Educación en la era de la inteligencia artificial*. MINEDU.
- Moffitt, K. C., Rozario, A. M., & Vasarhelyi, M. A. (2018). Robotic process automation for auditing. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 15(1), 1–10. <https://doi.org/10.2308/jeta-10589>

- PCAOB. (2024). *Staff update on outreach activities related to the integration of generative artificial intelligence in audits and financial reporting*. Public Company Accounting Oversight Board.
- Pearson, K. (1895). Notes on regression and inheritance in the case of two parents. *Proceedings of the Royal Society of London*, 58, 240–242. <https://doi.org/10.1098/rspl.1895.0041>
- UNESCO. (2023). *Guidance for generative AI in education and research*. UNESCO.
- UNESCO. (2025). *AI and education: Guidance for policy-makers*. UNESCO.
- Vasarhelyi, M. A., Kogan, A., & Tuttle, B. M. (2015). Big data in accounting: An overview. *Accounting Horizons*, 29(2), 381–396. <https://doi.org/10.2308/acch-51071>

Conflicto de intereses:

Los autores declaran que no existe conflicto de interés