

La inteligencia artificial en la auditoría externa: avances, desafíos y oportunidades de transformación

Año
2025

Autores

Ruiz, Juan Ignacio; Olocco, Verónica; Baronio, Alfredo Mario y Sattler, Silvana Andrea

Este documento está disponible para su consulta y descarga en el portal on line de la Biblioteca Central "Vicerrector Ricardo Alberto Podestá", en el Repositorio Institucional de la **Universidad Nacional de Villa María**.

CITA SUGERIDA

Ruiz, J. I., Olocco, V., Baronio, A. M. y Sattler, S. A. (Octubre, 2025). *La inteligencia artificial en la auditoría externa: avances, desafíos y oportunidades de transformación*. IX Congreso de Ciencias Económicas, XIII Congreso de Administración, X Encuentro Internacional de Administración del Centro de la República. Innovación y sostenibilidad: Aportes de las Ciencias Económicas ante los desafíos y oportunidades de la Inteligencia Artificial. Villa María: Universidad Nacional Villa María

http://biblio.unvm.edu.ar/opac_css/index.php?lvl=cmspage&pageid=9&id_notice=48198



La Inteligencia Artificial en la Auditoría Externa: Avances, Desafíos y Oportunidades de Transformación

Artificial Intelligence in External Auditing: Advances, Challenges, and Opportunities for Transformation

Ruiz Juan Ignacio, Universidad Siglo 21, Córdoba, Argentina, ignacio.ruiz@ues21.edu.ar

Olocco Verónica, Universidad Siglo 21, Córdoba, Argentina, veronica.olocco@ues21.edu.ar

Baronio Alfredo Mario, Universidad Siglo 21, Córdoba, Argentina, alfredo.baronio@ues21.edu.ar

Sattler Silvana Andrea, Universidad Siglo 21, Córdoba, Argentina, silvana.sattler@ues21.edu.ar

ABSTRACT

The study examines the adoption of artificial intelligence (AI) technologies in external auditing in Argentina, identifying the factors that facilitate or inhibit their use. Using a mixed-methods approach with a descriptive design, 236 accounting professionals were surveyed between August 2024 and February 2025, and the findings were enriched by semi-structured interviews to explore their perceptions in greater depth. Although 97 % are familiar with the concept of AI, only 12 % incorporate it into their auditing practice. The main barriers include a lack of specialized training, insufficient technical upskilling, and resistance to change. Conversely, respondents value benefits such as time savings, enhanced accuracy, and improved detection of irregularities. Multivariate analysis revealed three user profiles: young innovators, neutral professionals, and older practitioners who are willing but lack training. The study concludes that fostering AI adoption requires targeted training programs, a robust regulatory framework, and an organizational culture that champions innovation.

Keywords: Artificial Intelligence; External Audit; Technology Adoption.

RESUMEN

Esta investigación analiza la adopción de tecnologías de inteligencia artificial (IA) en la auditoría externa en Argentina. A través de un enfoque mixto y un diseño descriptivo, se relevaron datos entre agosto de 2024 y febrero de 2025, mediante encuestas y entrevistas a 236 profesionales contables. Aunque el 97 % conoce el concepto de IA, solo el 12 % la ha aplicado en auditoría externa. Las principales barreras detectadas fueron la falta de formación especializada, la escasa capacitación técnica y la resistencia al cambio. A pesar de ello, los encuestados reconocen beneficios como el ahorro de tiempo, la mejora en la detección de irregularidades y la mayor precisión en los resultados. El análisis multivariado reveló tres perfiles: profesionales jóvenes y formados que aplican IA; profesionales de mediana edad con actitud neutral; y profesionales mayores sin capacitación, aunque con disposición favorable. Se concluye que la adopción efectiva de IA exige superar obstáculos estructurales, regulatorios y culturales.

Palabras Clave: Inteligencia Artificial; Auditoría Externa; Adopción Tecnológica.

INTRODUCCIÓN

Motivación

La auditoría externa se encuentra en un punto de inflexión ante el despliegue de herramientas como la automatización robótica de procesos, el análisis de grandes volúmenes de datos y la inteligencia artificial, que prometen optimizar procedimientos, ampliar la cobertura de pruebas y mejorar la detección de irregularidades; sin embargo, su aplicación práctica sigue siendo limitada por brechas en la formación especializada, resistencia cultural en las firmas y vacíos regulatorios que generan riesgos de sesgos y comprometen la calidad del dictamen. Esta tensión entre oportunidades y barreras impulsa la necesidad de generar evidencia empírica local que cuantifique el nivel de conocimiento, revele casos de uso concretos y explore la percepción de los profesionales contables argentinos frente a estas tecnologías emergentes. A lo largo de la presente investigación, la pregunta guía de investigación es ¿Cómo se adoptan las tecnologías de inteligencia artificial en la auditoría externa en Argentina y qué nivel de conocimiento, casos de uso, beneficios y barreras percibidas por los profesionales contables explican su grado de implementación efectiva?

Objetivos de investigación

El objetivo general de esta investigación es analizar la adopción de tecnologías de inteligencia artificial en la auditoría externa en Argentina; para ello se plantean como objetivos específicos: (i) determinar el nivel de conocimiento y familiaridad de los profesionales contables con estas tecnologías, (ii) identificar los casos de uso y grado de implementación concretos de la IA en sus prácticas de auditoría externa, y (iii) evaluar los beneficios y barreras percibidas que influyen en su incorporación efectiva.

Estructura del artículo

El artículo se estructura en seis secciones principales. La Sección 1 (Introducción) abarca la motivación que justifica el estudio, los objetivos de investigación y un breve esquema de su organización. En la Sección 2 (Revisión de la literatura) se re-visan los fundamentos de la inteligencia artificial, los modelos de aceptación y uso de tecnologías y el estado del arte de la auditoría externa apoyada en herramientas digitales. La Sección 3 (Métodos) describe el enfoque y diseño del estudio, la población y muestra, los instrumentos de recolección de datos y los procedimientos de análisis empleados. La Sección 4 (Resultados) presenta los hallazgos sobre el nivel de conocimiento y familiaridad con la IA, los casos de uso y grado de adopción, las barreras y facilitadores percibidos y los perfiles de adopción identificados. En la Sección 5 (Discusión) se interpreta cada hallazgo, se contrasta con estudios previos, se analizan sus implicaciones prácticas y regulatorias y se reconocen las limitaciones del estudio. Finalmente, la Sección 6 (Conclusiones) sintetiza las conclusiones principales, ofrece recomendaciones para la práctica y propone líneas futuras de investigación.

REVISIÓN DE LA LITERATURA

Inteligencia artificial

La inteligencia artificial (IA) se concibe como un conjunto de técnicas y sistemas capaces de emular procesos cognitivos humanos, tales como el aprendizaje automático, el procesamiento de lenguaje natural y el análisis predictivo (Caner y Bhatti, 2020). Estas capacidades permiten a las máquinas interpretar datos externos, aprender de ellos y ejecutar tareas complejas sin programación explícita para cada caso, lo que las distingue de las aplicaciones tradicionales de automatización (Salvatierra, 2024). En el ámbito empresarial, la IA se asocia tanto con la meta de alcanzar resultados óptimos —

donde el “cohete” tecnológico es el *machine learning* y el “combustible” es el *big data*— como con el diseño de estrategias que integren su potencial económico, funcional y ético (Caner y Bhatti, 2020; Salvatierra, 2024).

A lo largo del siglo XX, la disciplina ganó entidad propia con hitos como la conferencia de Dartmouth en 1956, los inviernos de la IA y sucesivos renacimientos impulsados por avances en algoritmos, potencia de cómputo y disponibilidad de datos (Rai, 2024). En décadas recientes, el desplazamiento desde enfoques simbólicos hacia modelos conexionistas —particularmente las redes neuronales profundas— ha marcado un nuevo paradigma, catalizado por aplicaciones prácticas en visión por computador, PLN y automatización inteligente de procesos (Román-Acosta, 2024; Longo et al., 2020).

En el campo de la auditoría, la IA ha emergido como un factor transformador, habilitando desde el análisis de grandes volúmenes de transacciones hasta la generación de *insights* en tiempo real que mejoran la detección de riesgos e irregularidades (Zhang, 2019; Asif Qureshi, 2020). Revisiones recientes evidencian que, al combinar técnicas de *machine learning* con automatización robótica de procesos (RPA), es posible dotar a la auditoría de una cobertura exhaustiva y procedimientos continuos, reduciendo la dependencia de muestreos y fortaleciendo el control basado en datos (Rojas Amado y Escobar Ávila, 2021). No obstante, su adopción se ve frenada por limitaciones formativas, desafíos éticos y la necesidad de marcos regulatorios adaptados a la nueva era analítica (Mpofu, 2023).

Modelos de aceptación y uso

El modelo unificado de aceptación y uso de la tecnología (UTAUT), propuesto por Venkatesh et al. (2003), se ha consolidado como marco de referencia para investigar la adopción de sistemas de IA en contextos organizacionales. Según UTAUT, la intención de uso de una tecnología por parte de los individuos está determinada por cuatro constructos clave:

- El desempeño esperado (expectativa de que la tecnología mejorará los resultados laborales),
- El esfuerzo esperado (facilidad percibida en su uso),

- La influencia social (percepción de que personas importantes consideran que se debe usar la tecnología) y
- Las condiciones facilitadoras (infraestructura técnica y organizacional que apoya el uso).

La expectativa de desempeño se refiere al grado en que un usuario cree que la IA mejorará su eficacia laboral; la expectativa de esfuerzo, a la facilidad percibida de emplear dichas herramientas; la influencia social, al grado de presión o respaldo que otros individuos relevantes ejercen para su adopción; y las condiciones facilitadoras, a la infraestructura técnica y organizacional que apoya el uso continuo de la IA. En conjunto, estos constructos permiten diagnosticar tanto los incentivos como las barreras percibidas y orientar acciones para maximizar la aceptación y el uso sostenido de la tecnología dentro de la firma auditora.

Más allá del UTAUT, algunos autores han desarrollado marcos conceptuales específicos para la estrategia empresarial de IA. Caner y Bhatti (2020) articulan un modelo que consolida visiones técnicas y de negocio, identificando cinco elementos fundamentales: capacidades y limitaciones de la IA, economía de la IA, funciones organizacionales, fuerza laboral y consideraciones regulatorias y éticas. Al integrar tanto los determinantes individuales de adopción como las exigencias estratégicas y regulatorias, estos enfoques complementan el UTAUT, ofreciendo una visión holística para planificar e implementar con éxito proyectos de auditoría basados en inteligencia artificial.

Auditoría externa y tecnologías digitales

El proceso de auditoría externa ha experimentado una transformación profunda gracias a la incorporación de tecnologías digitales que permiten pasar de revisiones puntuales a auditorías continuas basadas en el análisis de grandes volúmenes de datos. Herramientas de *Big Data* y análisis de datos (*data analytics*) posibilitan el muestreo del 100 % de las transacciones, la identificación automática de *outliers* y la generación de indicadores de riesgo en tiempo real, lo cual optimiza significativamente los recursos y mejora la calidad de las conclusiones de auditoría (Rojas Amado y Escobar Ávila, 2021). Asimismo, la adopción de técnicas de aprendizaje automático y automatización robótica de procesos ha potenciado la detección de irregularidades y la eficiencia en

tareas repetitivas, liberando a los auditores para concentrarse en el juicio profesional y el análisis de excepción (Espinoza et al., 2024).

A pesar de estos beneficios, la implementación de tecnologías digitales en la auditoría externa enfrenta importantes desafíos derivados de la ciberseguridad, la integridad de la evidencia digital y la falta de marcos normativos adaptados a la era analítica. Informes de la industria subrayan la necesidad de fortalecer la capacitación en nuevas herramientas y de establecer políticas claras para el uso ético de la IA, evitando sesgos algorítmicos y garantizando la trazabilidad de las decisiones automatizadas (KPMG, 2023). Además, los auditores deben adecuar sus metodologías de evaluación de riesgo para incorporar modelos de análisis predictivo, siguiendo lineamientos como los propuestos por Asif Qureshi (2020).

MÉTODOS

Enfoque y diseño del estudio

El diseño metodológico adoptado fue de tipo descriptivo con enfoque mixto, combinando estrategias cuantitativas y cualitativas para obtener una visión integral del fenómeno investigado: la adopción de tecnologías de IA en la auditoría externa y los factores que motivan o dificultan su uso por parte de los profesionales. Este enfoque fue adecuado para abordar un tema emergente, caracterizado por su novedad, complejidad y escasa investigación empírica previa en el contexto latinoamericano.

La investigación se desarrolló en Argentina, entre agosto de 2024 y febrero de 2025. El contexto estuvo marcado por una creciente adopción de tecnologías digitales avanzadas en el sector contable, aunque con importantes asimetrías en términos de infraestructura tecnológica y capacidades profesionales entre firmas grandes y pequeñas. Estas condiciones ofrecieron un terreno fértil para explorar las percepciones, conocimientos y experiencias de los auditores externos frente a la adopción de IA en su práctica profesional.

Población y muestra

Se recolectaron 236 respuestas válidas, que fueron analizadas mediante técnicas de estadística descriptiva, como frecuencias, porcentajes y cruces simples por edad, tipo de

firma y nivel de experiencia, aplicando Análisis Factorial de Correspondencias Múltiples (AFCM).

Instrumentos de recolección

Para determinar el nivel de conocimiento y familiaridad con las tecnologías de IA entre los profesionales de auditoría externa, se diseñó una encuesta estructurada que permitió obtener datos cuantificables sobre este aspecto. El instrumento incluyó preguntas cerradas de opción múltiple y preguntas abiertas, orientadas a medir el grado de conocimiento, la experiencia previa, el nivel de formación tecnológica y la disposición a capacitarse en herramientas de IA.

La encuesta fue distribuida mediante formularios digitales a través de redes profesionales y canales institucionales académicos. Se utilizó un muestreo no probabilístico intencional, enfocado en auditores, contadores públicos y especialistas vinculados al área de auditoría externa. También se incorporaron entrevistas a 10 gerentes de auditoría de grandes firmas de auditoría (*big four*).

Procedimientos de análisis de datos

La recolección de datos permitió desarrollar un análisis estadístico robusto que incluyó técnicas univariadas, bivariadas y multivariadas. En la etapa univariada se analizaron frecuencias y porcentajes para describir variables sociodemográficas (edad, años de ejercicio profesional, experiencia en firmas *Big Four*), así como aspectos relacionados con el conocimiento, uso y percepción de la inteligencia artificial (IA) en auditoría. Este primer enfoque permitió establecer patrones generales sobre el grado de familiaridad, los usos actuales y las barreras percibidas en torno a la adopción tecnológica.

Posteriormente, se desarrollaron análisis bivariados para explorar relaciones entre variables, como por ejemplo entre la antigüedad en la profesión y el uso efectivo de IA, o entre el tipo de firma y el nivel de capacitación recibida. Finalmente, se aplicó un análisis factorial de correspondencias múltiples (AFCM) con el objetivo de identificar perfiles diferenciados entre los participantes según sus respuestas.

Esta técnica multivariada permitió aplicar una clasificación jerárquica y segmentar a los profesionales en tres clústeres con características distintas en cuanto a edad,

experiencia, nivel de formación y actitud frente a la IA. Esta metodología de análisis estadístico integral resultó fundamental para comprender no solo los niveles individuales de adopción, sino también las dinámicas y condicionantes estructurales que influyen en la implementación de tecnologías emergentes en la práctica profesional de la auditoría externa.

RESULTADOS

Nivel de conocimiento y familiaridad con la IA

Los resultados muestran un nivel de conocimiento muy alto de la inteligencia artificial entre los profesionales de auditoría externa: el 97 % de los encuestados declara estar familiarizado con el concepto y sus aplicaciones básicas en el ámbito contable. Sin embargo, esta familiaridad resulta, en la mayoría de los casos, de un conocimiento teórico o de alto nivel—adquirido principalmente mediante lecturas especializadas, seminarios y conferencias sectoriales—más que de una experiencia práctica. Este hallazgo sugiere que, si bien el término “IA” ha permeado el discurso profesional, el entendimiento profundo de sus componentes (aprendizaje automático, procesamiento de lenguaje natural, análisis predictivo) y sus posibles usos concretos en auditoría aún es incipiente entre quienes conocen la tecnología, pero no la han empleado activamente para transformar sus procesos de trabajo.

Por otra parte, aunque existe una aceptación casi unánime de la relevancia de la IA—reflejada en la alta tasa de reconocimiento—solo un 12 % de los encuestados ha incorporado herramientas basadas en IA en sus procedimientos de auditoría externa. Estos profesionales, en su mayoría jóvenes y con formación complementaria en tecnologías digitales, han llevado a cabo pilotos o pruebas de concepto que ilustran beneficios como el ahorro de tiempo y la mejora en la detección de irregularidades. No obstante, el grupo mayoritario se encuentra en una fase de “observadores” o “evaluadores”, pendiente de recibir una capacitación más estructurada y de acceder a entornos de aplicación real en sus firmas para poder dar el salto de la teoría a la práctica.

Barreras y facilitadores percibidos

Los encuestados identificaron principalmente tres obstáculos para la adopción de la IA en la auditoría externa. En primer lugar, la falta de formación especializada emerge

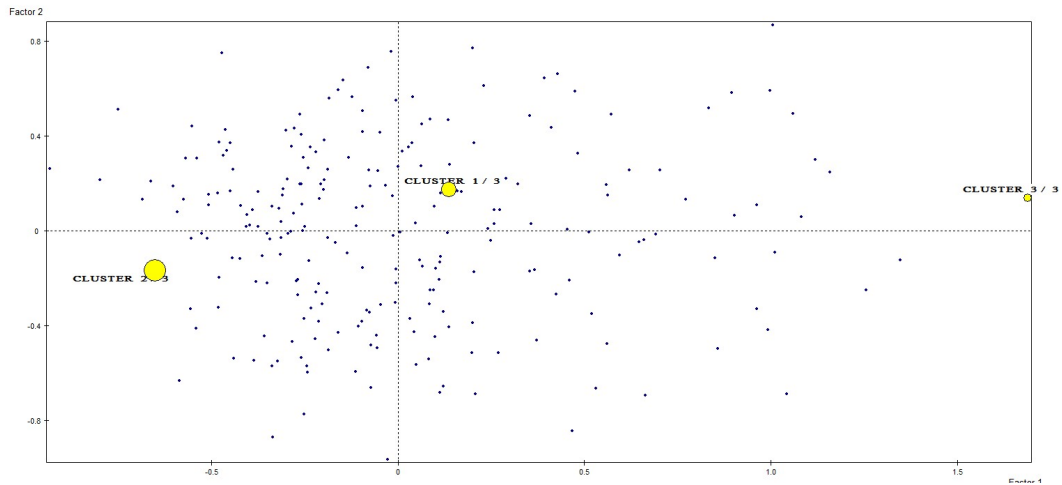
como la barrera más crítica: solo un 12 % de los profesionales declaró haber aplicado IA en sus trabajos, lo cual se relaciona con carencias formativas tanto en la universidad como en la capacitación continua en firma. En segundo lugar, la escasa capacitación técnica disponible impide que los auditores se sientan cómodos operando herramientas avanzadas de aprendizaje automático o procesamiento de datos masivos. Finalmente, persiste una resistencia al cambio cultural, especialmente en profesionales de mediana y mayor edad, que tienden a confiar más en metodologías tradicionales y muestran reticencia a delegar tareas de juicio profesional en algoritmos.

Como contrapunto, los auditores reconocen varios factores que facilitan la integración de la IA en sus procesos. La percepción de ahorro significativo de tiempo en rutinas de muestreo y análisis de documentos, junto con la mejora en la detección de irregularidades gracias a la capacidad de los algoritmos para escanear grandes volúmenes de datos, sobresale como el principal incentivo. Además, valoraron la mayor precisión en los resultados, al reducir la probabilidad de errores humanos en cálculos repetitivos. Desde el análisis multivariado, se detectó un perfil de “profesionales jóvenes y formados” que ya han incorporado IA en sus auditorías, actuando como agentes de cambio y modelos a seguir dentro de sus equipos.

Perfiles de adopción

El análisis de clasificación, reveló tres perfiles bien diferenciados en cuanto a la adopción de IA en auditoría externa. El primer perfil agrupa a profesionales jóvenes, con formación reciente en tecnologías digitales y elevada predisposición a experimentar con herramientas de IA; suelen haber participado en proyectos piloto o haber integrado algoritmos de análisis predictivo en sus procedimientos (perfil “innovador”). El segundo corresponde a profesionales de mediana edad, con experiencia sólida en auditoría tradicional, pero sin formación específica en IA; muestran una actitud neutral —ni entusiasta ni reacia— y se mantienen a la espera de resultados más concluyentes antes de incorporar la tecnología (perfil “observador”). El tercer grupo lo conforman profesionales de mayor edad, con escasa o nula capacitación en IA, aunque con disposición favorable y curiosidad por entender sus aplicaciones; dependen de formaciones externas y de la presión institucional para dar el salto de la teoría a la práctica (perfil “aprendiz”).

Figura 1. Clasificación de las observaciones (SpadWin5.6).



Fuente: Elaboración propia en base a AFCM.

Estos perfiles de adopción tienen implicaciones directas para la estrategia de implementación de IA en firmas de auditoría. Para el perfil innovador, basta con ofrecer plataformas piloto y casos de uso avanzados que les permitan escalar sus proyectos. En el perfil observador, es clave generar evidencia concreta de ahorro de tiempo y mejora en la detección de riesgos, mediante talleres demostrativos y la difusión de “*quick wins*”.

A continuación, se comparten los resultados del análisis multivariado que permite observar los *clusters*:

Tabla N°1: Cluster 1/3 – Perfil “Innovador”.

Group: CLUSTER 1/ 3 (Count: 82 - Percentage: 34.75)							
Variable label	Characteristic categories	% of category in group	% of category in set	% of group in category	Test-value	Probability	Weight
POSI	Circularización e información	36,59	19,49	65,22	4,56	0,000	46
POSI	Análisis de datos	28,05	14,41	67,65	4,06	0,000	34
BARR	Falta de conocimiento sobre la tecnología	47,56	30,93	53,42	3,84	0,000	73
MOTI	Mejorar la eficiencia de los procesos	68,29	53,81	44,09	3,14	0,001	127
NEGA	Inspección física de activo	15,85	7,63	72,22	3,13	0,001	18
FORM	No	97,56	89,41	37,91	2,97	0,001	211
NEGA	Análisis de saldos	12,20	5,51	76,92	2,91	0,002	13
EDAD	55 años o mas	13,41	6,36	73,33	2,89	0,002	15
IAPP	Detección de fraudes Procesamiento de	8,54	3,39	87,50	2,76	0,003	8
IAVT	Ahorro de tiempo en la realización de	8,54	3,39	87,50	2,76	0,003	8
NEGA	Ninguna	6,10	2,12	100,00	2,60	0,005	5
IAPP	Herramientas de análisis predictivo De	7,32	2,97	85,71	2,42	0,008	7
IAFU	Análisis de datosAutomatización de ta	8,54	3,81	77,78	2,35	0,009	9

Fuente: Elaboración propia en base a AFCM.

Tabla N°2: Cluster 2/3 - Perfil “Observador”.

Group: CLUSTER 2/ 3 (Count: 116 - Percentage: 49.15)							
Variable label	Characteristic categories	% of category in group	% of category in set	% of group in category	Test-value	Probability	Weight
NEGA	No responde	68,97	43,22	78,43	7,90	0,000	102
POSI	NS/NC	53,45	30,93	84,93	7,46	0,000	73
IAPP	No conozco aplicaciones específicas	75,86	53,39	69,84	6,79	0,000	126
IAAU	No	100,00	87,71	56,04	6,12	0,000	207
IAOT	No	92,24	75,85	59,78	5,83	0,000	179
IAFU	No utilizo IA	56,90	42,80	65,35	4,20	0,000	101
AUEX	No	63,79	49,58	63,25	4,19	0,000	117
BIG4	No	92,24	82,63	54,87	3,74	0,000	195
MOTI	Reducir el tiempo dedicado a tareas re	31,03	20,76	73,47	3,71	0,000	49
FORM	No	96,55	89,41	53,08	3,41	0,000	211
TITU	Mas de 10 años	16,38	9,75	82,61	3,25	0,001	23
COMI	No responde	91,38	83,05	54,08	3,23	0,001	196
IADS	Riesgo de errores en la programación d	24,14	16,95	70,00	2,74	0,003	40
IAVT	Ahorro de tiempo en la realización de	12,93	8,05	78,95	2,51	0,006	19
EDAD	45 - 54 años	9,48	5,51	84,62	2,41	0,008	13
EDAD	45-54 años	29,31	22,46	64,15	2,33	0,010	53

Fuente: Elaboración propia en base a AFCM.

Tabla N°3: Cluster 3/3 – Perfil “Aprendiz”.

Group: CLUSTER 3 / 3 (Count: 38 - Percentage: 16.10)							
Variable label	Characteristic categories	% of category in group	% of category in set	% of group in category	Test-value	Probability	Weight
IAOT	Si	84,21	24,15	56,14	8,60	0,000	57
IAAU	Si	60,53	12,29	79,31	8,22	0,000	29
FORM	Si	50,00	10,59	76,00	7,07	0,000	25
BIG4	Si	47,37	17,37	43,90	4,64	0,000	41
AUEX	Si	81,58	50,42	26,05	4,13	0,000	119
IAPP	Software de automatización de auditoría	23,68	6,36	60,00	3,80	0,000	15
IAPP	Procesamiento de grandes volúmenes	31,58	13,14	38,71	3,13	0,001	31
NEGA	Pericias de bienes	52,63	29,66	28,57	3,08	0,001	70
IAFU	Automatización de tareas rutinarias	15,79	4,24	60,00	2,96	0,002	10
EDAD	35-44 años	44,74	26,27	27,42	2,54	0,006	62
IADS	Complejidad en la implementación	18,42	7,20	41,18	2,35	0,009	17

Fuente: Elaboración propia en base a AFCM.

Finalmente, el perfil aprendiz requiere programas de formación básica y mentorías, así como incentivos claros —por ejemplo, inclusión de métricas de uso de IA en las evaluaciones de desempeño— que reduzcan la resistencia cultural y consoliden el cambio hacia prácticas auditivas más analíticas.

DISCUSIÓN

Interpretación de los hallazgos

Los altos niveles de conocimiento reportados (97 %) contrastan con la baja adopción práctica de la IA (12 %), lo cual evidencia una brecha entre la disponibilidad de información y la transferencia al entorno laboral. Esta desconexión sugiere que la mera familiaridad teórica con conceptos de IA no es suficiente para impulsar cambios operativos, sino que se requiere una articulación efectiva entre formación, infraestructura y cultura organizacional. La identificación de tres perfiles —innovador, observador y aprendiz— pone de manifiesto la heterogeneidad de experiencias y actitudes dentro de las firmas, lo que implica que las estrategias de implementación deben ser segmentadas y dirigidas a cada grupo específico.

Comparación con estudios previos

Nuestros resultados coinciden con Zhang (2019), quien destacó que, pese al reconocimiento generalizado de las ventajas de las herramientas digitales en auditoría, persisten limitaciones formativas y técnicas que restringen su aplicación efectiva. De manera similar, Mpofu (2023) documentó resistencia cultural y preocupaciones éticas como frenos al uso de IA en auditoría externa mientras que Caner y Bhatti (2020),

remarcaron la importancia de las condiciones facilitadoras (infraestructura y apoyo institucional) para que las nuevas tecnologías se incorporen con éxito a la estrategia empresarial.

Implicaciones prácticas y regulatorias

En el ámbito práctico, las firmas de auditoría deben diseñar programas de capacitación modulares que aborden desde fundamentos de *machine learning* hasta casos de uso específicos —por ejemplo, detección de anomalías en *Big Data*—, alineados con los perfiles de adopción identificados. Además, es esencial integrar pilotos de IA en procesos reales, documentar “*quick wins*” y comunicar resultados a todos los niveles de la organización para generar impulso y legitimidad interna. Desde la perspectiva regulatoria, los organismos de control y los consejos profesionales deberían actualizar las normas de auditoría —por ejemplo, la RT 37 modificada por la RT 53 en Argentina— para incluir lineamientos sobre la validez de evidencia digital generada por IA, la transparencia de algoritmos y la gestión de riesgos asociados a sesgos algorítmicos.

Limitaciones del estudio

Las principales limitaciones de este estudio derivan de su diseño transversal y del muestreo por conveniencia entre profesionales contables de firmas ubicadas en Argentina, lo cual restringe la generalización de los resultados a otros contextos y puede haber introducido sesgos de autoselección. Además, la medición del conocimiento, las actitudes y las prácticas de IA se basó exclusivamente en un cuestionario autoadministrado y entrevistas semiestructuradas, por lo que está sujeta a sesgos de deseabilidad social y a la discrepancia entre lo declarado y el comportamiento real. El carácter estático de la investigación, acotada a un periodo de seis meses, impide capturar la dinámica evolutiva de las tecnologías de IA y sus usos emergentes en auditoría, así como los efectos de iniciativas de formación o cambios normativos posteriores al cierre de campo. Finalmente, aunque el análisis multivariado, permitió perfilar a los encuestados, no se contó con indicadores objetivos de desempeño —por ejemplo, ahorros de tiempo o mejoras en la detección de riesgos— que permitieran cuantificar empíricamente el impacto real de la adopción de IA en la calidad de la auditoría.

CONCLUSIONES

Este estudio confirma que, aunque existe un reconocimiento casi unánime de la relevancia de la IA en la auditoría externa (97 % de conocimiento), su adopción práctica sigue siendo marginal (12 %) y está limitada por brechas formativas, resistencia cultural y vacíos regulatorios. El contraste entre el alto nivel de familiaridad teórica y el bajo uso real de herramientas de IA revela que la disponibilidad de información no se traduce directamente en transformación operativa. La identificación de tres perfiles de adopción (innovador, observador y aprendiz) evidencia la necesidad de estrategias diferenciadas: unos ya experimentan con pilotos de IA; otros, aun siendo receptivos, demandan evidencia concreta de beneficios; y un tercer grupo requiere formación básica y acompañamiento institucional.

Superar la brecha entre el conocimiento y la práctica de la IA en auditoría requiere un enfoque integral que combine formación, evidencia empírica y adaptación normativa. Sólo así las firmas podrán transformar sus procesos, maximizar el valor de los datos y mantener la confianza de los usuarios en un entorno cada vez más digitalizado.

Respecto a recomendaciones para la práctica, y a los fines de acelerar la incorporación efectiva de la IA, las firmas de auditoría deberían diseñar programas de capacitación modulados a cada perfil: formación avanzada y proyectos piloto para los innovadores; talleres demostrativos y difusión de “*quick wins*” para los observadores; y cursos introductorios con mentorías para los aprendices. Es vital además documentar y comunicar sistemáticamente casos de éxito (ahorro de tiempo, mayor cobertura de pruebas, detección de anomalías) para legitimar el cambio cultural. A nivel institucional, se aconseja actualizar las normas de auditoría —por ejemplo, incorporar en la RT 37 modificada criterios sobre evidencia digital y transparencia de algoritmos— y fomentar colaboraciones con proveedores de soluciones de IA para asegurar la compatibilidad y gobernanza de las nuevas herramientas.

Se sugiere profundizar en estudios longitudinales que midan el impacto real de la IA en la eficiencia y calidad del dictamen —por ejemplo, comparando métricas de error, tiempo de ejecución y detección de irregularidades antes y después de la implementación—, así como ampliar el análisis a contextos internacionales para evaluar

cómo factores culturales y regulatorios influyen en la adopción. También convendría explorar casos de uso avanzados en subáreas de la auditoría (por ejemplo, análisis forense, auditoría continua) y estudiar metodologías de evaluación de riesgos algorítmicos, con objeto de desarrollar marcos de control interno adaptados a entornos híbridos humano-máquina.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Caner, S., & Bhatti, F. (2020). A conceptual framework on defining businesses strategy for artificial intelligence. *Contemporary Management Research*, 16(3), 175-206. Recuperado de <https://cmr-journal.org/article/download/19970/13775>
2. Salvatierra, A. J. T. (2024). Impacto de la Inteligencia Artificial, Blockchain y Contabilidad en la Nube en la Transformación de las Prácticas Contables y Auditorías en México: Oportunidades, Desafíos y Estrategias de Integración. *Ciencia Latina: Revista Multidisciplinar*, 8(4), 12491-12510.
3. Rai, D. H. (2024). Artificial Intelligence Through Time A Comprehensive Historical Re-view. Recuperado de https://www.researchgate.net/profile/Dilli-Hang-Rai/publication/385939923_Artificial_Intelligence_Through_Time_A_Comprehensive_Historical_Review/links/676fb15600aa3770e0c2516f/Artificial-Intelligence-Through-Time-A-Comprehensive-Historical-Review.pdf
4. Román-Acosta, D. (2024). Exploración filosófica de la epistemología de la inteligencia artificial: Una revisión sistemática. *Uniandes Episteme*, 11(1), 101-122. Recuperado de <https://revista.uniandes.edu.ec/ojs/index.php/EPISTEME/article/download/3388/3932>
5. Longo, L., Goebel, R., Lecue, F., Kieseberg, P., & Holzinger, A. (2020). Explainable artificial intelligence: Concepts, applications, research challenges and visions. In *International cross-domain conference for Machine Learning and knowledge extraction* (pp. 1-16). Cham: Springer International Publishing. Recuperado de <https://inria.hal.science/hal-03414756/document>

6. Zhang, C. (2019). Intelligent Process Automation in Audit (July 19, 2019). Forthcoming, *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, DOI: 10.2308/jeta-5265. Recuperado de <https://ssrn.com/abstract=3448091>
7. Asif Qureshi, M. (2020). Auditoría de tecnologías emergentes: Afrontar los desafíos de la nueva era. *ISACA Journal*. Recuperado de <https://www.isaca.org/es-es/resources/isaca-journal/issues/2020/volume-2/auditing-emerging-technologies>
8. Rojas Amado, J. C., & Escobar Ávila, M. E. E. (2021). Beneficios del uso de tecnologías digitales en la auditoría externa: una revisión de la literatura. *Revista Facultad de Ciencias Económicas: Investigación y Reflexión*, 29(2), 45-65. Recuperado de http://www.scielo.org.co/scielo.php?pid=S0121-68052021000200045&script=sci_arttext
9. Mpfu, F. (2023). The application of Artificial Intelligence in external auditing and its implications on audit quality? A review of the ongoing debates. *International Journal of Research in Business and Social Science* (2147-4478), 12(9), 496-512. Recuperado de <https://www.ssbfnct.com/ojs/index.php/ijrbs/article/download/2737/2139>
10. Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS quarterly*, 425-478. Recuperado de <https://www.jstor.org/stable/30036540>
11. Espinoza, J. M. P., Quezada, J. C. A., & YUMBLA, J. A. J. (2024). La innovación en la auditoría, nuevas tendencias y alcance: Una revisión. *Economía y Negocios*, 15(2), 20-44.
12. KPMG. (2023). El desafío de las nuevas tecnologías aplicadas en la auditoría. Redactado por Augusto Damiani, Socio de Auditoría de KPMG Argentina. Recuperado de <https://assets.kpmg.com/content/dam/kpmg/ar/pdf/2023/el-desafio-de-las-nuevas-tecnologias-aplicadas-en-la-auditoria.pdf>

FINANCIACIÓN

Los autores no recibieron financiación para el desarrollo de la presente investigación.

CONFLICTO DE INTERESES

Los autores declaran que no existe conflicto de intereses.