

REVISIÓN

Adoption of artificial intelligence technologies in Argentina external auditing

Adopción de tecnologías de inteligencia artificial en la auditoría externa Argentina

Juan Ignacio Ruiz¹  , Verónica Olocco¹  , Alfredo Mario Baronio¹  

¹Universidad Siglo 21, VAA-VIIP. Córdoba, Argentina.

Citar como: Ruiz JI, Olocco V, Baronio AM. Adoption of artificial intelligence technologies in Argentine external auditing. LatIA. 2025; 3:310. <https://doi.org/10.62486/latia2025310>

Enviado: 02-06-2024

Revisado: 22-12-2024

Aceptado: 28-05-2025

Publicado: 29-05-2025

Editor: Misael Ron 

Autor para la correspondencia: Juan Ignacio Ruiz 

ABSTRACT

This study analyzes the adoption of artificial intelligence (AI) technologies in external auditing in Argentina, within a context where these tools promise to optimize processes and enhance the quality of professional judgment. Despite a high level of awareness regarding AI, its practical application remains limited and uneven. The objective was to analyze the adoption of artificial intelligence technologies in external auditing in Argentina. A mixed-methods approach with a descriptive design was employed. A total of 236 certified public accountants were surveyed between August 2024 and February 2025, and the quantitative findings were complemented by semi-structured interviews. The results show that although 97 % of respondents are familiar with the concept of AI, only 12 % apply it in their auditing work. The main barriers identified were the lack of specialized training, limited technical skills, and organizational resistance to change. Among the most valued benefits are time savings, increased accuracy, and improved detection of irregularities. The analysis allowed for the identification of three user profiles: young innovators, neutral professionals, and older individuals willing to adopt but lacking training. The study concludes that promoting targeted training programs, clear regulatory frameworks, and an innovation-oriented organizational culture is essential to bridge the gap between technological discourse and its effective implementation.

Keywords: Artificial Intelligence; External Auditing; Professional Transformation; Technology Adoption.

RESUMEN

Este estudio analiza la adopción de tecnologías de inteligencia artificial (IA) en la auditoría externa argentina, en un contexto donde estas herramientas prometen optimizar procesos y mejorar la calidad del dictamen profesional. A pesar del alto nivel de conocimiento sobre IA, su aplicación práctica aún es limitada y desigual. El objetivo fue analizar la adopción de tecnologías de inteligencia artificial en la auditoría externa en Argentina. Se empleó un enfoque metodológico mixto con diseño descriptivo. Se encuestó a 236 contadores públicos entre agosto de 2024 y febrero de 2025, complementando el relevamiento con entrevistas semiestructuradas. Los resultados revelan que, aunque el 97 % conoce el concepto de IA, solo el 12 % la aplica en su labor. Las principales barreras identificadas fueron la falta de formación especializada, la escasa capacitación técnica y la resistencia al cambio. Entre los beneficios más valorados se destacan el ahorro de tiempo, la mayor precisión y la detección de irregularidades. El análisis permitió definir tres perfiles de adopción: jóvenes innovadores, profesionales neutrales y mayores dispuestos sin formación. Se concluye que es necesario promover políticas de formación, marcos regulatorios claros y una cultura organizacional pro innovación para cerrar la brecha entre el discurso tecnológico y su implementación efectiva.

Palabras clave: Inteligencia Artificial; Auditoría Externa; Transformación Profesional; Adopción Tecnológica.

INTRODUCCIÓN

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.⁽¹⁾ 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.⁽²⁾ En el ámbito empresarial, la IA se asocia tanto con la meta de alcanzar resultados óptimos —donde el “cohetes” 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.^(1,2)

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.⁽³⁾ 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.^(4,5)

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.^(6,7) 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.⁽⁸⁾ No obstante, su adopción se ve frenada por limitaciones formativas, desafíos éticos y la necesidad de marcos regulatorios adaptados a la nueva era analítica.⁽⁹⁾

Modelos de aceptación y uso

El modelo unificado de aceptación y uso de la tecnología (UTAUT), propuesto por Venkatesh et al.⁽¹⁰⁾, 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⁽¹¹⁾ 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.⁽⁸⁾ 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.⁽¹¹⁾

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.⁽¹²⁾ 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.⁽⁷⁾

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.

MÉTODO

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.

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

La población objetivo del estudio estuvo conformada por profesionales contables matriculados en Argentina que se desempeñan en funciones vinculadas a la auditoría externa, tanto en firmas grandes como en estudios medianos y pequeños. Se utilizó un muestreo no probabilístico de tipo intencional, dirigido a aquellos profesionales con experiencia o conocimiento en procesos de auditoría. La recolección de datos colectó un total de 236 respuestas válidas. Los participantes incluyeron auditores externos en ejercicio, socios y gerentes de firmas de auditoría, así como profesionales independientes, distribuidos en diversas regiones del país. Los datos fueron analizados mediante técnicas de estadística descriptiva (frecuencias, porcentajes y cruces simples por edad, tipo de firma y nivel de experiencia), complementadas con un Análisis Factorial de Correspondencias Múltiples (AFCM) para identificar perfiles y patrones de adopción tecnológica. También se incorporaron entrevistas a 10 gerentes de auditoría de grandes firmas de auditoría (*big four*).

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 fue validado mediante juicio de expertos en auditoría y tecnologías emergentes, quienes evaluaron su claridad, pertinencia y coherencia con los objetivos de investigación. 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.

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.

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”).

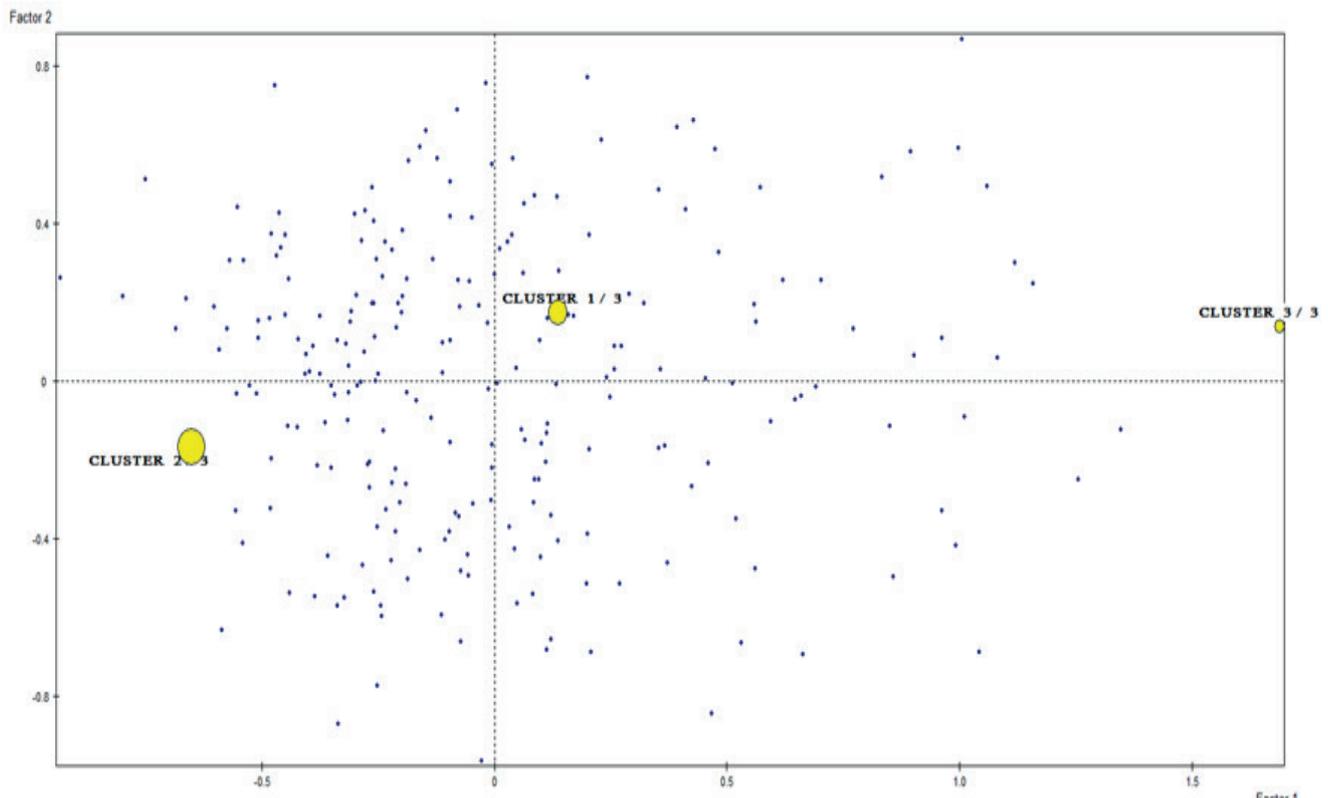


Figura 1. Clasificación de las observaciones (SpadWin5.6)

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:

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 internos	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 datos	8,54	3,39	87,50	2,76	0,003	8
IAVT	Ahorro de tiempo en la realización de tareas	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 tareas	8,54	3,81	77,78	2,35	0,009	9

Figura 2. Cluster 1/3 - Perfil “Innovador”

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	Más 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

Figura 3. Cluster 2/3 - Perfil “Observador”

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 auditor	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	Pérdidas 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 de	18,42	7,20	41,18	2,35	0,009	17

Figura 4. Cluster 3/3 - Perfil “Aprendiz”

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

El primer resultado relevante es el alto nivel de conocimiento teórico sobre inteligencia artificial entre los profesionales encuestados (97 %), contrastado con una baja adopción práctica en auditoría externa (12 %). Este hallazgo confirma lo señalado por Mpofo⁽⁹⁾ y Asif Qureshi⁽⁷⁾, quienes advierten que el reconocimiento conceptual de la IA no se traduce automáticamente en su uso operativo. La brecha entre el saber y el hacer puede atribuirse a la falta de formación especializada, la insuficiente infraestructura tecnológica y una cultura organizacional aún reticente a la innovación, tal como lo destaca también KPMG.⁽¹²⁾ El segundo hallazgo relevante es la identificación de tres perfiles de adopción: innovador, observador y aprendiz. Esta segmentación refleja la diversidad de actitudes frente a la tecnología dentro de las firmas auditoras. Coincide con el modelo UTAUT de Venkatesh et al.⁽¹⁰⁾, donde la expectativa de desempeño, el esfuerzo percibido y la influencia social impactan de forma diferenciada según el perfil profesional. En este sentido, los “innovadores” responden positivamente a condiciones facilitadoras y muestran una disposición activa, mientras que los “observadores” presentan un conocimiento pasivo sin integración práctica, y los “aprendices” manifiestan interés pero carecen de competencias técnicas. Estos resultados también se alinean con lo propuesto por Caner y Bhatti⁽¹⁾, quienes sostienen que una estrategia efectiva de adopción de IA debe considerar no solo la dimensión tecnológica, sino también las capacidades humanas, la cultura organizacional y el contexto normativo. En consecuencia, se justifica

la necesidad de diseñar estrategias diferenciadas por perfil: capacitación intensiva para los “aprendices”, liderazgo e incentivos para los “observadores” y espacios de experimentación para los “innovadores”. Esta aproximación segmentada permitiría reducir las barreras de entrada, fomentar una apropiación más efectiva de la tecnología y avanzar hacia una transformación digital inclusiva en el ámbito de la auditoría externa.

Comparación con estudios previos

Nuestros resultados coinciden a su vez con Zhang⁽⁶⁾, 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⁽⁹⁾ documentó resistencia cultural y preocupaciones éticas como frenos al uso de IA en auditoría externa mientras que Caner y Bhatti⁽¹⁾ 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, su adopción práctica sigue siendo marginal 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 algo-rítmicos, con objeto de desarrollar marcos de control interno adaptados a entornos híbridos humano-máquina.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Caner S, Bhatti F. A conceptual framework on defining businesses strategy for artificial intelligence. *Contemp Manag Res.* 2020;16(3):175-206. Disponible en: <https://cmr-journal.org/article/download/19970/13775>
2. Salvatierra AJT. 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. *Cienc Lat Rev Multidiscip.* 2024;8(4):12491-510. Disponible en: <https://ciencialatina.org/index.php/cienciala/article/view/7286>
3. Rai DH. Artificial Intelligence Through Time: A Comprehensive Historical Review. 2024. Disponible en: <https://www.researchgate.net/publication/385939923>
4. Román-Acosta D. Exploración filosófica de la epistemología de la inteligencia artificial: Una revisión sistemática. *Uniandes Episteme.* 2024;11(1):101-22. Disponible en: <https://revista.uniandes.edu.ec/ojs/index.php/EPISTEME/article/download/3388/3932>
5. Longo L, Goebel R, Lecue F, Kieseberg P, Holzinger A. Explainable artificial intelligence: Concepts, applications, research challenges and visions. In: *International Cross-Domain Conference for Machine Learning and Knowledge Extraction*. Cham: Springer; 2020. p. 1-16. Disponible en: <https://inria.hal.science/hal-03414756/document>
6. Zhang C. Intelligent Process Automation in Audit. *J Emerg Technol Account.* 2019 Jul 19;Forthcoming. Disponible en: <https://ssrn.com/abstract=3448091>
7. Asif Qureshi M. Auditoría de tecnologías emergentes: Afrontar los desafíos de la nueva era. *ISACA J.* 2020;(2). Disponible en: <https://www.isaca.org/es-es/resources/isaca-journal/issues/2020/volume-2/auditing-emerging-technologies>
8. Rojas Amado JC, Escobar Ávila MEE. Beneficios del uso de tecnologías digitales en la auditoría externa: una revisión de la literatura. *Rev Fac Cienc Econ Investig Ref.* 2021;29(2):45-65. Disponible en: http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0121-68052021000200045
9. Mpofo F. The application of Artificial Intelligence in external auditing and its implications on audit quality? A review of the ongoing debates. *Int J Res Bus Soc Sci.* 2023;12(9):496-512. Disponible en: <https://www.ssbfn.net/ojs/index.php/ijrbs/article/download/2737/2139>
10. Venkatesh V, Morris MG, Davis GB, Davis FD. User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Q.* 2003;27(3):425-78. Disponible en: <https://www.jstor.org/stable/30036540>
11. Espinoza JMP, Quezada JCA, Yumbla JAJ. La innovación en la auditoría, nuevas tendencias y alcance: Una revisión. *Econ Neg.* 2024;15(2):20-44.
12. KPMG. El desafío de las nuevas tecnologías aplicadas en la auditoría. Damiani A, editor. Buenos Aires: KPMG Argentina; 2023. Disponible en: <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.

CONTRIBUCIÓN DE AUTORÍA

Conceptualización: Juan Ignacio Ruiz.

Curación de datos: Alfredo Baronio.

Análisis formal: Juan Ignacio Ruiz.

Investigación: Juan Ignacio Ruiz, Verónica Olocco.

Metodología: Verónica Olocco, Alfredo Baronio.

Administración del proyecto: Juan Ignacio Ruiz.

Recursos: Juan Ignacio Ruiz, Verónica Olocco.

Software: Alfredo Baronio.

Supervisión: Verónica Olocco.

Validación: Alfredo Baronio.

Visualización: Alfredo Baronio.

Redacción - borrador original: Juan Ignacio Ruiz, Alfredo Baronio.

Redacción - revisión y edición: Juan Ignacio Ruiz, Alfredo Baronio.