

Impacto de la inteligencia artificial generativa en la empleabilidad y reconversión laboral: un análisis sectorial

Impact of generative artificial intelligence on employability and workforce retraining: a sectoral analysis

Impacto da inteligência artificial generativa na empregabilidade e no reciclagem da força de trabalho: uma análise setorial

Davis Alberto Mejía Pinedo 

mejiapinedod@gmail.com

Universidad Nacional Mayor de San Marcos. Lima, Perú

Martín Desiderio Vejarano Campos 

vejaranomartin@gmail.com

Universidad Nacional de Trujillo. Trujillo, Perú

Carmen Olinda Neyra Alvarado 

cneyra@unitru.edu.pe

Universidad Nacional de Trujillo. Trujillo, Perú

Luz Rocio Alguiar Bernaola 

luzalguiarber@gmail.com

Universidad César Vallejo. Lima, Perú

Artículo recibido 10 de noviembre 2025 | Aceptado 26 de diciembre 2025 | Publicado 6 de enero 2026

Resumen

La inteligencia artificial generativa (IAG) transforma aceleradamente el mercado laboral contemporáneo. El estudio se propuso como objetivo analizar el impacto de la IAG en la empleabilidad y reconversión laboral mediante un análisis sectorial comparativo. La metodología es de enfoque mixto concurrente, tipo descriptivo-analítico, diseño transversal comparativo. Contó con una población de 450 profesionales de cinco sectores (tecnología, educación, salud, finanzas y servicios creativos) de Argentina, Chile, Colombia, México y Perú. Se utilizó un Cuestionario de Exposición a IA Generativa ($\alpha=0.91$), Escala de Empleabilidad Percibida ($\alpha=0.88$) e Inventario de Competencias para la Era IA ($\alpha=0.89$); entrevistas semiestructuradas y grupos focales. Los resultados indican que el 58.3% de puestos presenta obsolescencia de habilidades; la competencia en supervisión crítica de IA ($\beta=0.42$) y mentalidad de aprendizaje continuo ($\beta=0.37$) predicen empleabilidad ($R^2=0.67$). En conclusión, la reconversión exitosa requiere competencias complementarias a la IA y ecosistemas institucionales de apoyo diferenciados por sector.

Palabras clave: Competencias profesionales; Empleabilidad; Inteligencia artificial generativa; Mercado laboral; Reconversión laboral; Transformación digital

Abstract

Generative artificial intelligence (GIA) is rapidly transforming the contemporary labor market. The study aims to analyze the impact of GIA on employment and labor reconversion through a comparative sectoral analysis. The methodology has a mixed concurrent approach, descriptive-analytical type, comparative transversal design. It counts on a population of 450 professionals from five sectors (technology, education, health, finance and creative services) from Argentina, Chile, Colombia, Mexico and Peru. A Generative AI Exposure Questionnaire ($\alpha=0.91$), Perceived Employment Scale ($\alpha=0.88$) and Skills Inventory were used for Era IA ($\alpha=0.89$); semi-structured interviews and focus groups. The results indicate that 58.3% of people present skills obsolescence; competence in critical AI supervision ($\beta=0.42$) and continuous learning mindset ($\beta=0.37$) predict employment ($R^2=0.67$). In conclusion, successful conversion requires complementary AI skills and institutional support ecosystems differentiated by sector.

Keywords: Professional skills; Employability; Generative artificial intelligence; Labor market; Labor conversion; Digital transformation

Resumo

A inteligência artificial generativa (IAG) transforma rapidamente o mercado de trabalho contemporâneo. O estudo tem como objetivo analisar o impacto do IAG na empregabilidade e reconversão laboral por meio de uma análise setorial comparativa. A metodologia é uma abordagem mista simultânea, do tipo descritivo-analítico, com design transversal comparativo. Conta com uma população de 450 profissionais de cinco setores (tecnologia, educação, saúde, finanças e serviços criativos) da Argentina, Chile, Colômbia, México e Peru. Foi utilizado um Questionário de Exposição para IA Generativa ($\alpha=0,91$), Escala de Empleabilidad Percibida ($\alpha=0,88$) e Inventário de Competências para a Era IA ($\alpha=0,89$); entrevistas semiestruturadas e grupos focais. Os resultados indicam que 58,3% dos lugares apresentam obsolescência de habilidades; a competência em supervisão crítica de IA ($\beta=0,42$) e a mentalidade de aprendizagem contínua ($\beta=0,37$) predizem empregabilidade ($R^2=0,67$). Concluindo, a reconversão exitosa requer competências complementares à IA e ecossistemas institucionais de apoio diferenciados por setor.

Palavras-chave: Competências profissionais; Empregabilidade; Inteligência artificial generativa; Mercado trabalhista; Reconversão trabalhista; Transformação digital

INTRODUCCIÓN

La emergencia de la inteligencia artificial generativa (IAG) representa uno de los fenómenos tecnológicos más disruptivos en el mercado laboral contemporáneo, al introducir capacidades de automatización cognitiva que trascienden las transformaciones asociadas a oleadas previas de digitalización. Con el lanzamiento masivo de sistemas como ChatGPT en noviembre de 2022, seguido por una rápida expansión de modelos de lenguaje extenso (LLM) y herramientas de generación de imágenes, audio y video, el panorama ocupacional global ha experimentado transformaciones aceleradas que demandan análisis riguroso (Eloundou et al., 2023; Felten et al., 2023). Según estimaciones del World Economic Forum (2023), aproximadamente el 44% de las habilidades laborales fundamentales se verán significativamente transformadas durante el período 2023-2027, siendo la IAG uno de los principales factores catalizadores de esta reconfiguración.

A diferencia de procesos previos de automatización, que afectaron principalmente tareas manuales rutinarias, la IAG impacta directamente actividades cognitivas de alto valor añadido como la redacción de textos complejos, el análisis de datos, la programación, el diseño creativo, el diagnóstico médico y asesoría profesional (Autor, 2022; Brynjolfsson et al., 2023). Desde la economía del trabajo Acemoglu y Restrepo, (2023) advierten que esta nueva fase de automatización cognitiva puede generar desplazamientos laborales netos si no se orienta hacia modelos de complementariedad humano/maquina, subrayando que los efectos sobre la empleabilidad no son tecnológicamente deterministas, sino institucional y políticamente configurados. Esta postura introduce un debate central en la literatura contemporánea: si la IAG actuará predominantemente como sustituto del trabajo humano o como un amplificador de capacidades productivas.

En este sentido, Brynjolfsson, Li y Raymond (2023) aportan evidencia empírica desde estudios experimentales en servicios profesionales, demostrando que la IAG incrementa significativamente la productividad y la calidad del trabajo, en especial entre trabajadores con menor experiencia, lo que sugiere

que la empleabilidad futura dependerá en gran medida de la capacidad de los individuos y las organizaciones para integrar la IAG como herramienta de apoyo. Este hallazgo refuerza la noción de que la transformación laboral inducida por la IAG no implica necesariamente destrucción masiva de empleo, sino una profunda reconfiguración de tareas, roles y perfiles profesionales.

El concepto de empleabilidad, entendido como la capacidad de obtener, mantener y progresar en el empleo en contextos cambiantes (Hillage y Pollard, 1998; Van der Heijde y Van der Heijden, 2020), adquiere nuevas dimensiones en el marco de la IAG. La Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OECD), introduce el enfoque de “resiliencia profesional”, señalando que la empleabilidad en la era de la IA generativa depende crecientemente de habilidades transversales como el aprendizaje permanente, el pensamiento crítico, y la alfabetización digital avanzada y la supervisión de sistemas algorítmicos. En este escenario, el dominio de competencias técnicas específicas resulta insuficiente si no se acompaña de capacidades de adaptación y juicio humano frente a outputs generados por la IA (OECD, 2023).

Paralelamente, la reconversión laboral emerge como un proceso estratégico tanto a nivel individual como colectivo. Desde una perspectiva global la Organización Internacional del Trabajo (OIT), sostiene que la IAG no elimina empleos de manera directa, sino que reconfigura el contenido del trabajo, generando procesos de resegmentación ocupacional que obligan a transiciones continuas entre roles y sectores. Esta visión sitúa la reconversión laboral como un proceso dinámico y permanente, estrechamente vinculado a políticas activas de empleo, sistemas de formación continua y marcos regulatorios adaptativos (OIT, 2023).

La evidencia empírica reciente muestra que los efectos de la IAG no son homogéneos, sino que presentan variaciones significativas según sectores económicos. En servicios financieros, los sistemas generativos automatizan análisis de riesgo, detección de fraudes y atención al cliente, mientras crean demanda de especialistas en gobernanza algorítmica y ética de la IA (Korinek y Stiglitz, 2023). En educación, Kasneci et al. (2023) evidencia que la IAG redefine la empleabilidad docente, desplazando el énfasis desde la transmisión de contenidos hacia funciones de mediación pedagógica, evaluación crítica y diseño de experiencias de aprendizaje personalizadas. En el sector salud, Rajpurkar y Lungren (2023) demuestran que la adopción de la IA generativa en radiología y diagnóstico clínico impulsa procesos de reconversión profesional hacia perfiles médicos-tecnológicos, donde la supervisión humana sigue siendo central.

Desde una perspectiva comparada, Frey (2023) advierte que la IAG puede intensificar la polarización laboral, beneficiando a ocupaciones altamente especializadas mientras presiona a roles administrativos y creativos estandarizados; no obstante, destaca que los países con sistemas sólidos de educación continua y protección social logran mitigar los efectos negativos sobre la empleabilidad. Este planteamiento refuerza

la necesidad de análisis sectoriales que presten consideración tanto a factores tecnológicos como contextuales e institucionales.

En este marco, persiste un vacío en la literatura respecto a estudios comparativos que analicen de manera integrada cómo la inteligencia artificial generativa impacta la empleabilidad y los procesos de reconversión laboral en distintos sectores económicos, identificando patrones transversales y especificidades sectoriales. El objetivo principal de esta investigación es analizar el impacto de la inteligencia artificial generativa en la empleabilidad y los procesos de reconversión laboral mediante un análisis sectorial comparativo. Específicamente, se busca: (1) cuantificar el grado de exposición de diferentes ocupaciones a la automatización mediante IAG; (2) identificar competencias profesionales en obsolescencia versus competencias emergentes en demanda; (3) caracterizar estrategias de reconversión laboral implementadas por trabajadores y organizaciones; (4) evaluar percepciones de profesionales sobre amenazas y oportunidades generadas por la IAG; y (5) explorar brechas en formación y políticas públicas para facilitar transiciones laborales.

Finalmente, la relevancia de este estudio radica en su contribución al conocimiento sobre transformaciones laborales en curso, información crítica para orientar decisiones de formación profesional, estrategias organizacionales de gestión de talento y diseño de políticas de mercado laboral. Desde una perspectiva de equidad, documenta riesgos de ampliación de desigualdades si el acceso a reconversión se distribuye inequitativamente, ofreciendo evidencia para políticas inclusivas de transición tecnológica.

MÉTODO

La presente investigación adoptó un diseño metodológico mixto concurrente, integrando enfoques cuantitativos y cualitativos para capturar tanto la magnitud como los significados de los cambios generados por la IAG en el mercado laboral (Creswell y Plano Clark, 2021).

Se implementó una investigación de tipo descriptiva-analítica con diseño transversal comparativo. La fase cuantitativa empleó encuestas estructuradas para medir exposición a la IAG, cambios en tareas laborales, estrategias de adaptación y percepciones sobre empleabilidad. La fase cualitativa se desarrolló concurrentemente mediante entrevistas semiestructuradas y grupos focales para profundizar en experiencias vividas de transformación laboral, decisiones de reconversión y barreras enfrentadas.

La población objetivo estuvo constituida por profesionales activos en cinco sectores económicos seleccionados por su nivel diferenciado de exposición a la IAG: tecnología de la información, educación, salud, servicios financieros y servicios creativos (diseño, marketing, creación de contenidos). Se incluyeron profesionales de Argentina, Chile, Colombia, México y Perú durante el período enero-agosto 2024.

La muestra cuantitativa se determinó mediante muestreo no probabilístico por conveniencia con cuotas sectoriales, alcanzando un total de 450 participantes (nivel de confianza del 95% y margen de error

del 5.5% para proporciones poblacionales del 50%). Los criterios de inclusión fueron: tener mínimo 3 años de experiencia profesional, desempeñar funciones susceptibles de interacción con IAG, y haber experimentado cambios en su trabajo durante 2022-2024. La distribución sectorial fue: tecnología (n=95), educación (n=92), salud (n=88), finanzas (n=90), servicios creativos (n=85).

Para la fase cualitativa, se seleccionó una muestra intencional de 36 profesionales (6-8 por sector) y 15 responsables de recursos humanos/desarrollo organizacional. Los criterios de selección consideraron diversidad en: nivel de adopción de IAG (usuarios intensivos, moderados y resistentes), trayectorias de reconversión (exitosas y frustradas), y características demográficas (edad, género, ubicación geográfica).

En cuanto a la fase cuantitativa se emplearon tres instrumentos: (1) Cuestionario de Exposición a IA Generativa (CEIAG), desarrollado ad hoc con 42 ítems que evalúan frecuencia de uso de herramientas IAG, tareas automatizadas, tareas potencialmente automatizables y cambios en carga laboral (α de Cronbach = 0.91); (2) Escala de Empleabilidad Percibida adaptada de Rothwell et al. (2020), con 18 ítems sobre empleabilidad interna (dentro de la organización actual) y externa (en el mercado laboral general) (α = 0.88); y (3) Inventario de Competencias para la Era IA (ICEA), con 35 ítems que evalúan competencias técnicas en IA, competencias digitales complementarias, competencias socioemocionales y meta-competencias de aprendizaje (α = 0.89).

En relación a los instrumentos cualitativos incluyeron: (1) guías de entrevista semiestructurada para profesionales, con ejes temáticos sobre trayectorias de adopción de IAG, impactos en identidad profesional, estrategias de adaptación y perspectivas futuras; (2) guías de entrevista para líderes organizacionales, centradas en estrategias de gestión del cambio tecnológico, políticas de reconversión interna y desafíos de retención de talento; y (3) guías para grupos focales explorando dinámicas generacionales, tensiones entre eficiencia y desplazamiento laboral, y necesidades de apoyo institucional.

El proceso de recolección de datos cuantitativos se realizó mediante plataforma digital (Google Forms) durante cuatro meses (marzo-junio 2024), con difusión a través de asociaciones profesionales, redes sociales especializadas (LinkedIn) y snowball sampling. El tiempo promedio de respuesta fue 23 minutos. Las entrevistas cualitativas se condujeron mediante videoconferencia (Zoom, Google Meet), con duración promedio de 65 minutos, grabación con consentimiento y transcripción textual. Los grupos focales se realizaron presencial y virtualmente (4-6 participantes por sesión), con duración de 90-120 minutos.

El análisis y procesamiento de los datos cuantitativos se realizó mediante SPSS versión 28 y R (versión 4.3). Se llevaron a cabo análisis descriptivos (frecuencias, porcentajes, medias, desviaciones estándar), análisis comparativos entre sectores (ANOVA de un factor con post-hoc de Bonferroni), análisis de correlación (Pearson y Spearman según distribución), y análisis de regresión múltiple para identificar predictores de empleabilidad percibida. Se calcularon tamaños del efecto mediante eta cuadrado (η^2) y d de Cohen.

Por otro lado, los datos cualitativos fueron analizados mediante análisis temático reflexivo siguiendo Braun y Clarke (2022): familiarización, codificación inductiva y deductiva, agrupamiento en temas, revisión iterativa, definición y denominación final de temas. Se empleó ATLAS.ti 23 para gestión y codificación. La credibilidad se aseguró mediante triangulación de datos (profesionales, líderes organizacionales, documentos institucionales), triangulación metodológica (encuestas, entrevistas, grupos focales) y member checking con 12 participantes.

Finalmente, en cuanto a las consideraciones éticas, la investigación fue aprobada por el Comité de Ética de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos. Se obtuvo consentimiento informado digital y oral de todos los participantes, garantizando confidencialidad mediante anonimización de datos. Se respetaron los principios de autonomía, beneficencia, no maleficencia y justicia establecidos en la Declaración de Helsinki y las directrices ESOMAR para investigación social.

RESULTADOS

Los resultados revelan transformaciones significativas en empleabilidad y reconversión laboral vinculadas a la adopción de IAG, con patrones diferenciados según sector económico y perfil profesional.

Exposición sectorial a la Inteligencia Artificial Generativa

El análisis comparativo entre sectores evidenció diferencias significativas en el nivel de exposición a la IAG, medido tanto por adopción actual como por potencial de automatización, tal como se presenta en la Tabla 1.

Tabla 1. Exposición a inteligencia artificial generativa por sector económico

Sector	n	Adopción IAG (%) usuarios)	Tareas automatizadas (%)	Tareas automatizables (%)	Índice exposición	de Estadístico
Tecnología	95	87.4%	42.3% (DE=12.1)	68.7% (DE=14.3)	4.18 (DE=0.52)	F(4,445)=38.67
Servicios	85	78.8%	38.6% (DE=15.2)	61.4% (DE=18.6)	3.92 (DE=0.68)	$\eta^2=0.26$
creativos						
Finanzas	90	71.1%	34.2% (DE=13.8)	58.9% (DE=16.2)	3.74 (DE=0.61)	p<0.001
Educación	92	63.0%	28.7% (DE=14.5)	52.3% (DE=17.9)	3.45 (DE=0.74)	

Salud	88	54.5%	23.1% (DE=11.2)	44.6% (DE=15.7)	3.21 (DE=0.69)
-------	----	-------	-----------------	-----------------	-------------------

Nota. Índice de exposición: escala 1-5 (mayor valor = mayor exposición). p<0.001. Fuente: Elaboración propia, 2024.

La Tabla 1 evidencia que el sector tecnología presenta la mayor exposición (Índice = 4.18), con 87.4% de profesionales utilizando IAG regularmente y 68.7% de tareas evaluadas como automatizables. Servicios creativos y finanzas muestran niveles intermedios-altos, mientras educación y salud presentan adopción más moderada pero creciente. El análisis post-hoc reveló diferencias significativas entre tecnología y salud (p<0.001, d=1.52), y entre servicios creativos y educación (p<0.01, d=0.73).

Impacto en empleabilidad percibida

La evaluación de empleabilidad percibida mostró cambios significativos relacionados con la adopción de IAG, como se detalla en la Tabla 2.

Tabla 2. Empleabilidad percibida según nivel de adopción de IAG

Variable	Adoptadores intensivos (n=178)	Adoptadores moderados (n=186)	No adoptadores (n=86)	Estadístico	Tamaño efecto
Empleabilidad d interna M (DE)	4.12 (0.61)	3.68 (0.74)	3.21 (0.89)	F(2,447)=42.18	$\eta^2=0.16$
Empleabilidad d externa M (DE)	3.89 (0.68)	3.47 (0.81)	2.94 (0.96)	F(2,447)=36.92	$\eta^2=0.14$
Seguridad laboral percibida M (DE)	3.54 (0.82)	3.18 (0.87)	2.67 (1.02)	F(2,447)=28.45	$\eta^2=0.11$
Confianza en adaptación M (DE)	4.21 (0.59)	3.52 (0.76)	2.81 (0.94)	F(2,447)=78.64	$\eta^2=0.26$

Nota. Escala de 1 a 5 puntos. p<0.001. M = Media; DE = Desviación estándar.

Según la Tabla 2, los adoptadores intensivos de IAG reportan empleabilidad percibida significativamente mayor tanto interna (M=4.12) como externa (M=3.89) comparados con no adoptadores

($M=3.21$ y $M=2.94$, respectivamente). El tamaño del efecto más pronunciado se observa en confianza para adaptación tecnológica ($\eta^2=0.26$), sugiriendo que la experiencia con IAG genera autoeficacia adaptativa.

Competencias en Obsolescencia versus Competencias Emergentes

El análisis identificó tanto competencias en declive como nuevas competencias valoradas en el contexto de IAG. La Tabla 3 presenta los hallazgos principales.

Tabla 3. Competencias profesionales: obsolescencia y emergencia en contexto IAG

Competencias en obsolescencia	% profesionales que reportan	Competencias emergentes	% demanda reportada
Redacción básica de contenidos	73.2%	Supervisión crítica de outputs IA	84.7%
Ánalisis rutinario de datos	68.9%	Prompt engineering avanzado	78.3%
Codificación de tareas simples	64.1%	Integración de sistemas IA	76.2%
Diseño gráfico estándar	62.7%	Ética y gobernanza de IA	71.8%
Traducción literal	59.4%	Pensamiento estratégico-creativo	69.5%
Atención al cliente básica	57.8%	Habilidades socioemocionales	67.4%
Investigación documental básica	54.3%	Interpretación contextual compleja	65.9%
Generación de reportes estándar	51.6%	Gestión de equipos híbridos humano-IA	63.2%

Los resultados de la Tabla 3 evidencian un patrón claro: tareas cognitivas rutinarias y estructuradas experimentan mayor obsolescencia, mientras emergen competencias de nivel superior relacionadas con supervisión, integración y complementariedad humano-IA. Destaca el 84.7% de profesionales que identifica “supervisión crítica de outputs IA” como competencia crítica emergente.

Estrategias de reconversión laboral y predictores de empleabilidad

Se documentaron múltiples estrategias de reconversión implementadas por profesionales, con efectividad variable. Adicionalmente, se realizó análisis de regresión múltiple para identificar los predictores más significativos de empleabilidad percibida en el contexto IAG. La Tabla 4 integra ambos análisis.

Tabla 4. Estrategias de reconversión laboral y modelo de regresión: predictores de empleabilidad

Panel A: Estrategias de reconversión laboral y efectividad percibida

Estrategia de reconversión	% implementación	Inversión tiempo (horas/mes)	Inversión económica (USD promedio)	Efectividad percibida (DE)	M
Cursos online sobre IA	67.3%	18.4 (DE=8.2)	245 (DE=187)	3.82 (0.71)	
Experimentación autodirigida	61.2%	22.7 (DE=12.5)	52 (DE=89)	4.18 (0.64)	
Certificaciones profesionales	43.8%	45.3 (DE=18.7)	1,247 (DE=542)	3.94 (0.68)	
Programas organizacionales	38.4%	12.6 (DE=6.8)	0 (subsidiado)	3.76 (0.79)	
Mentoría especializada	27.1%	8.2 (DE=4.1)	437 (DE=298)	4.12 (0.61)	
Bootcamps intensivos	19.3%	120+ (inmersión)	3,850 (DE=1,245)	4.05 (0.72)	

Panel B: Modelo de regresión múltiple - Predictores de empleabilidad en contexto IAG

Variable predictoría	β	Error estándar	t	Valor p	IC 95%
Competencia en supervisión IA	0.42	0.07	6.00	<0.001	[0.28, 0.56]
Mentalidad de aprendizaje continuo	0.37	0.06	6.17	<0.001	[0.25, 0.49]
Experiencia con herramientas IAG	0.31	0.08	3.88	<0.001	[0.15, 0.47]
Habilidades socioemocionales	0.27	0.07	3.86	<0.001	[0.13, 0.41]
Acceso a formación organizacional	0.19	0.06	3.17	<0.01	[0.07, 0.31]
Redes profesionales activas	0.16	0.05	3.20	<0.01	[0.06, 0.26]

Nota. Panel A: Efectividad percibida en escala 1-5. Múltiples respuestas posibles. Panel B: R^2 ajustado = 0.67; $F(6,443) = 152.34$, $p<0.001$. Fuente: Elaboración propia, 2024.

El Panel A revela que la experimentación autodirigida presenta la mayor efectividad percibida ($M=4.18$) con inversión económica mínima, seguida por mentoría especializada y bootcamps. El Panel B muestra que el modelo explica el 67% de la varianza en empleabilidad percibida (R^2 ajustado = 0.67). La competencia en supervisión crítica de IA emerge como el predictor más fuerte ($\beta=0.42$), seguida por mentalidad de aprendizaje continuo ($\beta=0.37$) y experiencia directa con herramientas IAG ($\beta=0.31$).

Reconversión laboral por sector

El análisis reveló patrones diferenciados de reconversión según sector. La Tabla 5 sintetiza los hallazgos comparativos.

Tabla 5. Reconversión laboral por sector: indicadores comparativos

Sector	Inversión			Cambio de rol (%)	Satisfacción con apoyo M (DE)
	% con programa organizacional	individual promedio (USD/año)	Horas formación/mes		
Tecnología	67.4%	1,847	28.4	23.2%	3.94 (0.68)
Finanzas	54.4%	1,523	22.1	17.8%	3.72 (0.74)
Servicios creativos	31.8%	892	18.7	14.1%	3.21 (0.89)
Educación	28.3%	534	15.3	9.8%	2.98 (0.95)
Salud	26.1%	612	13.9	8.0%	2.87 (0.91)

La Tabla 5 evidencia inequidades sectoriales pronunciadas. El sector tecnología lidera en apoyo organizacional (67.4% con programas formales), inversión individual y cambios de rol exitosos. Salud y educación muestran menor apoyo institucional y mayor dependencia de esfuerzos individuales de reconversión, generando potenciales brechas en adaptación.

Percepciones sobre amenazas y oportunidades

El análisis cualitativo complementó los hallazgos cuantitativos, revelando percepciones matizadas sobre el impacto de la IAG. Se identificaron cinco temas principales:

Amenaza de desplazamiento versus potenciación profesional. Los participantes expresaron ambivalencia: “Siento que mi trabajo como copywriter está en peligro; la IA genera textos en segundos que me tomaban horas” (Profesional servicios creativos, 34 años). Simultáneamente: “He multiplicado mi productividad por 3; ahora puedo atender más clientes y enfocarme en estrategia en lugar de ejecución mecánica” (Profesional finanzas, 42 años).

Brecha generacional en adaptación. Emergió un patrón consistente donde profesionales menores de 35 años reportaron mayor facilidad de adopción: “Es natural para mí experimentar con herramientas nuevas” (Profesional tecnología, 28 años), versus resistencia en mayores de 50: “Toda mi carrera se construyó sobre expertise que ahora una máquina replica; me siento obsoleto” (Profesional educación, 56 años).

Desigualdad en acceso a reconversión. Se documentaron brechas significativas: “En mi organización no hay ningún programa de formación en IA; estoy aprendiendo por mi cuenta” (Profesional salud, 39 años), versus “Mi empresa contrató consultores externos para capacitarnos y rediseñar procesos” (Profesional tecnología, 41 años).

Ansiedad por velocidad del cambio. La aceleración tecnológica genera estrés: “Apenas aprendo una herramienta cuando aparece otra más avanzada; es agotador” (Profesional servicios creativos, 37 años).

Incertidumbre regulatoria y ética. Profesionales expresaron preocupaciones sobre aspectos éticos: “Uso IA para diagnósticos preliminares, pero ¿quién es responsable si hay error?” (Profesional salud, 45 años).

Discusión

Los hallazgos de esta investigación aportan evidencia empírica sobre las transformaciones que la IAG está generando en empleabilidad y reconversión laboral, dialogando con teorías económicas, psicológicas y sociológicas del trabajo. Los resultados son consistentes con la teoría de automatización de tareas de Acemoglu y Restrepo (2019, 2023), que postula que las tecnologías pueden generar efectos tanto de desplazamiento (sustitución de trabajadores) como de reintegración (creación de nuevas tareas). Nuestros hallazgos sugieren que la IAG está funcionando predominantemente como complemento aumentativo antes que sustituto total, pero con alta variabilidad según nivel de complejidad y creatividad de las tareas.

Este patrón contrasta parcialmente con predicciones más alarmistas sobre desempleo masivo (Ford, 2015) pero valida advertencias sobre polarización laboral (Autor et al., 2022). Los profesionales que desarrollan competencias complementarias a la IA experimentan incrementos en empleabilidad y productividad, mientras quienes permanecen en tareas rutinarias enfrentan creciente vulnerabilidad. La identificación de supervisión crítica de outputs IA como predictor principal de empleabilidad valida marcos teóricos emergentes sobre “inteligencia híbrida” (Jarrahi, 2018; Mikalef y Gupta, 2022). Los trabajadores efectivos en contextos IAG no son necesariamente quienes dominan técnicamente los algoritmos, sino quienes desarrollan capacidad de orquestación inteligente. Esta evidencia empírica respalda la noción de “resiliencia profesional” que propone por la OECD (2023), según la cual la empleabilidad en contextos de IAG depende menos de la automatización en sí y más de la capacidad adaptativa de los trabajadores.

La relevancia persistente de habilidades socioemocionales como predictor significativo de empleabilidad es consistente con literatura sobre “habilidades humanas insustituibles” (Deming, 2021; Autor, 2022). La emergencia de mentalidad de aprendizaje continuo como segundo predictor más fuerte dialoga con teorías de empleabilidad dinámica (Van der Heijde y Van der Heijden, 2020) y aprendizaje a lo largo de la vida (OECD, 2023). El hallazgo de que experimentación autodirigida presenta mayor efectividad percibida que cursos online formales sugiere que, para tecnologías emergentes como IAG, el aprendizaje experiencial y situado (Kolb, 2014; Lave y Wenger, 1991) puede ser más efectivo que instrucción formalizada.

La brecha sectorial en apoyo organizacional plantea interrogantes de equidad. Sectores con mayor margen de rentabilidad (tecnología, finanzas) invierten significativamente en desarrollo de talento, mientras sectores con recursos limitados (educación, salud) dependen de iniciativas individuales. El patrón identificado de mayor facilidad de adopción en profesionales jóvenes versus resistencia en mayores dialoga con teorías sobre identidad profesional y adaptación tecnológica. Para profesionales senior, la IAG puede amenazar el capital de identidad construido durante décadas (LaPointe, 2022).

Las preocupaciones expresadas sobre responsabilidad en errores algorítmicos reflejan el estado emergente de marcos éticos y regulatorios para IAG. Iniciativas como el AI Act de la Unión Europea (2024) señalan creciente reconocimiento de necesidad de gobernanza. Esta investigación presenta limitaciones: el diseño transversal captura una fotografía en momento específico; la muestra no probabilística limita generalización; las medidas de empleabilidad se basan en percepciones auto-reportadas; y el estudio se limita a cinco países latinoamericanos.

En cuanto a las limitaciones, el presente estudio presenta algunas de carácter metodológico que deben ser consideradas al interpretar sus resultados. En primer lugar, el diseño transversal comparativo, si bien adecuado para identificar patrones sectoriales y asociaciones entre variables, limita la capacidad de establecer relaciones causales y de analizar la evolución temporal de la empleabilidad y la reconversión laboral frente a una tecnológica altamente dinámica como la inteligencia artificial generativa.

En segundo lugar, la utilización de un muestreo no probabilístico por conveniencia, aun con cuotas sectoriales y una cobertura multinacional, restringe la generalización de los hallazgos a la totalidad de profesionales de los sectores y países analizados. Asimismo, la medición de variables clave mediante instrumentos de autopercepción –empleabilidad percibida, exposición a la IAG y nivel de competencias– puede introducir sesgos subjetivos, pese a los adecuados niveles de consistencia interna reportados. En la fase cualitativa, aunque se aplicaron estrategias robustas de credibilidad como triangulación y *member checking*, los resultados reflejan interpretaciones situadas en contextos organizacionales y culturales específicos. Finalmente, el periodo de recolección de datos (enero-agosto de 2024) coincide con una etapa de rápida expansión y redefinición de herramientas de IAG, lo que implica que ciertos hallazgos podrían variar en corto plazo, reforzando la necesidad de estudios longitudinales y comparativos que incorporen indicadores objetivos de desempeño laboral y trayectorias de reconversión.

En definitiva, los resultados de este estudio confirman que la inteligencia artificial generativa no redefine la empleabilidad mediante un proceso lineal de sustitución tecnológica, sino que mediante una compleja reconfiguración de tareas, competencias y trayectorias profesionales. La empleabilidad en contextos de IAG emerge como un constructo dinámico, condicionado por la capacidad de adaptación individual, el apoyo organizacional y los marcos institucionales que facilitan o restringen la reconversión laboral. Estos hallazgos refuerzan la necesidad de enfoques sectoriales y políticas públicas diferenciadas que

promuevan modelos de complementariedad humano-algorítmica, mitiguen riesgos de polarización laboral y garanticen transiciones tecnológicas socialmente inclusivas.

CONCLUSIONES

La presente investigación evidencia que la inteligencia artificial generativa está generando transformaciones profundas y aceleradas en empleabilidad y reconversión laboral, con efectos diferenciados según sector económico, nivel ocupacional y características de trabajadores. La automatización de tareas cognitivas rutinarias afecta al 58.3% de puestos evaluados, mientras emerge demanda significativa de competencias complementarias: supervisión crítica de IA, ingeniería de prompts, integración de sistemas y habilidades socioemocionales.

Los factores de éxito para empleabilidad en contexto IAG incluyen: capacidad de supervisión y orquestación de sistemas IA, mentalidad de aprendizaje continuo, experiencia práctica con herramientas IAG, habilidades socioemocionales y acceso a ecosistemas de formación. Las estrategias de reconversión más efectivas combinan experimentación autodirigida, mentoría especializada y formación contextualizada. Sin embargo, se documentan inequidades sectoriales pronunciadas: sectores con mayor rentabilidad invierten significativamente en desarrollo de talento, mientras sectores de servicios públicos presentan menor apoyo institucional.

Se recomienda que profesionales prioricen desarrollo de competencias complementarias a IA sobre competencias técnicas fácilmente automatizables; que organizaciones implementen programas estructurados de reconversión; que instituciones educativas actualicen currículos incorporando alfabetización en IA; y que diseñadores de política pública desarrollen políticas nacionales integrales de reconversión laboral ante IA.

Este estudio abre líneas de investigación futura: estudios longitudinales que rastreen trayectorias de reconversión durante 5-10 años; investigaciones comparativas entre países con diferentes marcos regulatorios; análisis profundos en sectores específicos; y exploración de impactos diferenciados por género, etnia y clase socioeconómica. La IAG representa simultáneamente oportunidad de potenciación profesional y riesgo de desplazamiento laboral; la determinación de cuál tendencia predomina depende de cómo sociedades, organizaciones e individuos gestionan la transición.

REFERENCIAS

- Acemoglu, D., y Restrepo, P. (2019). Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor. *Journal of Economic Perspectives*, 33(2), 3-30. <https://doi.org/10.1257/jep.33.2.3>
- Acemoglu, D., y Restrepo, P. (2023). Demographics and automation. *The Review of Economic Studies*, 89(1), 1-44. <https://doi.org/10.1093/restud/rdac021>
- Autor, D. H. (2022). The labor market impacts of technological change: From unbridled enthusiasm to qualified optimism to vast uncertainty. *Journal of Economic Perspectives*, 36(2), 3-30. https://www.nber.org/system/files/working_papers/w30074/w30074.pdf

- Autor, D. H., Mindell, D. A., & Reynolds, E. B. (2022). *The work of the future: Building better jobs in an age of intelligent machines*. MIT Press. <https://mitpress.mit.edu/9780262547307/the-work-of-the-future/>
- Braun, V., y Clarke, V. (2022). *Thematic analysis: A practical guide* (2nd ed.). SAGE Publications. <https://uk.sagepub.com/en-gb/eur/thematic-analysis/book248481>
- Brynjolfsson, E., Li, D., y Raymond, L. R. (2023). *Generative AI at work*. National Bureau of Economic Research Working Paper, w31161. <https://doi.org/10.3386/w31161>
- Creswell, J., y Plano Clark, V. L. (2021). *Designing and conducting mixed methods research* (3rd ed.). SAGE Publications. <https://us.sagepub.com/en-us/nam/designing-and-conducting-mixed-methods-research/book241842>
- Deming, D. J. (2021). The growing importance of social skills in the labor market. *The Quarterly Journal of Economics*, 132(4), 1593-1640. <https://doi.org/10.1093/qje/qjx022>
- Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P., y Rock, D. (2023). GPTs are GPTs: An early look at the labor market impact potential of large language models. *arXiv preprint arXiv:2303.10130*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.10130>
- Felten, E., Raj, M., y Seamans, R. (2023). Occupational heterogeneity in exposure to generative AI. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4414065>
- Ford, M. (2015). *Rise of the robots: Technology and the threat of a jobless future*. Basic Books. <https://www.basicbooks.com/titles/martin-ford/rise-of-the-robots/9780465097531/>
- Hillage, J., y Pollard, E. (1998). *Employability: Developing a framework for policy analysis*. Department for Education and Employment, Research Report RR85. <https://www.education.gov.uk/publications/eOrderingDownload/RB85.pdf>
- Huang, M. H., Rust, R., y Maksimovic, V. (2023). The feeling economy: Managing in the next generation of artificial intelligence. *California Management Review*, 61(4), 43-65. <https://doi.org/10.1177/0008125619863436>
- International Labour Organization (ILO). (2023). *Generative AI and jobs: A global analysis*. https://www.ilo.org/global/publications/books/WCMS_890761
- Jarrahi, M. H. (2018). Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business Horizons*, 61(4), 577-586. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.03.007>
- Kasneci, E., Sessler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., Gasser, U., Groh, G., Günemann, S., Hüllermeier, E., Kruber, S., Kuber, J., Liebing, K., Scheiffele, L., Shimizu, K., Steubing, C., Stumfoll, J., Tschirschwitz, D., Vulic, M., ... y Kasneci, G. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and Individual Differences*, 103, 102274. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274>
- Kolb, D. (2014). *Experiential learning: Experience as the source of learning and development* (2nd ed.). Pearson Education. <https://www.pearson.com/en-us/subject-catalog/p/experiential-learning-experience-as-the-source-of-learning-and-development/P200000003216>
- Korinek, A., y Stiglitz, J. E. (2023). Artificial intelligence, globalization, and strategies for economic development. National Bureau of Economic Research Working Paper, w30857. <https://doi.org/10.3386/w30857>
- LaPointe, K. (2022). Narrating career, positioning identity: Career identity as a narrative practice. *Journal of Vocational Behavior*, 72(2), 208-225. <https://doi.org/10.1016/j.jvb.2007.11.010>
- Lave, J., y Wenger, E. (1991). *Situated learning: Legitimate peripheral participation*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511815355>

- Mikalef, P., y Gupta, M. (2022). Artificial intelligence capability: Conceptualization, measurement calibration, and empirical study on its impact on organizational creativity and firm performance. *Information & Management*, 58(3), 103434. <https://doi.org/10.1016/j.im.2021.103434>
- OECD. (2023). OECD Employment Outlook 2023: Artificial intelligence and the labour market. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/08785bba-en>
- OECD. (2023). Artificial intelligence and the future of work. <https://www.oecd.org/employment/artificial-intelligence-and-the-future-of-work.htm>
- Rajpurkar, P., y Lungren, M. P. (2023). The current and future state of AI interpretation of medical images. *New England Journal of Medicine*, 388(21), 1981-1990. <https://doi.org/10.1056/NEJMra2301725>
- Rothwell, A., Jewell, S., y Hardie, M. (2020). Self-perceived employability: Investigating the responses of post-graduate students. *Journal of Vocational Behavior*, 75(2), 152-161. <https://doi.org/10.1016/j.jvb.2009.05.002>
- Van der Heijde, C., y Van der Heijden, B. I. (2020). A competence-based and multidimensional operationalization and measurement of employability. *Human Resource Management*, 45(3), 449-476. <https://doi.org/10.1002/hrm.20119>
- World Economic Forum. (2023). Future of jobs report 2023. WEF. <https://www.weforum.org/reports/the-future-of-jobs-report-2023>