

CAPÍTULO - 29

Adopción de inteligencia artificial según el rol laboral en las empresas de montería: Evidencia bayesiana

Adoption of artificial intelligence according to job role in hunting companies: Bayesian evidence

DOI: <https://doi.org/10.35622/inudi.c.04.29>

Jaime Hernández

 Corporación Universitaria Minuto de Dios, Bogotá D.C – Colombia

 jaime.hernandez.bu@uniminuto.edu.co

 <https://orcid.org/0000-0002-6569-0394>

Resumen

La inteligencia artificial (IA) ha transformado los procesos organizacionales y la gestión empresarial; sin embargo, su adopción presenta comportamientos diferenciados en contextos regionales como Montería (Colombia). El objetivo de este estudio fue analizar el rol laboral como factor asociado a la adopción de IA en empresas locales. Se desarrolló un estudio cuantitativo, no experimental, transversal y correlacional-comparativo, aplicado a una muestra de 1.578 trabajadores clasificados en cinco roles organizacionales. El instrumento fue una encuesta en línea validada mediante juicio de expertos (V de Aiken > 0.85) y consistencia interna aceptable ($\alpha = 0.746$). El análisis mediante tablas de contingencia y contraste bayesiano evidenció asociación entre rol laboral y uso de IA ($BF_{10} = 10.896$), con mayor adopción en cargos administrativos frente a operativos. En contraste, no se encontraron asociaciones entre el rol laboral y la percepción de mejora ($BF_{10} = 0.001$), intención de capacitarse ($BF_{10} = 7.558 \times 10^{-4}$), nivel de capacitación recibida ($BF_{10} = 6.015 \times 10^{-6}$) ni percepción de reemplazo ($BF_{10} = 0.022$), lo que indica homogeneidad perceptual entre los trabajadores. Se concluye que el rol laboral se encuentra significativamente asociado con el uso de IA, aunque las percepciones sobre sus beneficios, riesgos y necesidad de formación son compartidas transversalmente. Estos hallazgos resaltan la importancia de diseñar estrategias organizacionales diferenciadas que promuevan una adopción equitativa y estratégica de la inteligencia artificial.

Palabras clave: empleado, formación, innovación, inteligencia artificial, transformación digital.

Abstract

Artificial intelligence (AI) has transformed organizational processes and business management; however, its adoption shows differentiated patterns in regional contexts such as Montería (Colombia). The objective of this study was to analyze job role as a factor associated with AI adoption in local companies. A quantitative, non-experimental, cross-sectional, and correlational-comparative design was



implemented, based on a sample of 1,578 employees classified into five organizational roles. Data were collected through an online survey validated by expert judgment (Aiken's $V > 0.85$) and showing acceptable internal consistency (Cronbach's $\alpha = 0.746$). Contingency tables and Bayesian analysis revealed evidence of association between job role and AI use ($BF_{10} = 10.896$), with higher adoption rates in administrative positions compared to operational roles. In contrast, no association was found between job role and perceived process improvement ($BF_{10} = 0.001$), intention to receive training ($BF_{10} = 7.558 \times 10^{-4}$), level of training received ($BF_{10} = 6.015 \times 10^{-6}$), or perceived job replacement ($BF_{10} = 0.022$), indicating perceptual homogeneity across roles. It is concluded that job role is significantly associated with AI use, although perceptions regarding its benefits, risks, and training needs are shared across organizational levels. These findings highlight the importance of designing differentiated organizational strategies to promote equitable and strategic AI adoption.

Keywords: *employee, training, innovation, artificial intelligence, digital transformation.*

INTRODUCCIÓN

El desarrollo de la inteligencia artificial (IA) ha transformado de manera profunda los procesos laborales y organizacionales a nivel global, modificando no solo la gestión del trabajo, sino también la estructura interna de las organizaciones, sus dinámicas operativas y los mecanismos de toma de decisiones (Autor, 2019; Lada et al., 2023). La literatura ha documentado cómo la IA incrementa la eficiencia mediante la automatización de tareas repetitivas, lo cual se refleja en mayores niveles de productividad y en una mejora sustancial del cumplimiento de los objetivos empresariales (Kumar Sharma, 2025; Yang et al., 2024).

Desde una perspectiva de gestión empresarial, la inteligencia artificial ha sido concebida tanto como herramienta operativa orientada a la automatización de tareas rutinarias como instrumento estratégico para la transformación organizacional. Estudios recientes en América Latina evidencian que la IA no solo optimiza procesos, sino que reconfigura la toma de decisiones y la planificación empresarial, particularmente cuando se integra en niveles directivos y estratégicos (Vite Mejía, 2023; Quiñónez - Cercado et al., 2025). En este sentido, mientras algunas organizaciones incorporan la IA en funciones administrativas básicas o de atención al cliente, otras la posicionan como eje central de su estrategia competitiva. Esta dualidad plantea una discusión sobre si la IA debe adoptarse como recurso técnico-operativo o como capacidad estratégica transformadora, lo cual puede depender, en gran medida, del rol que desempeñan los trabajadores dentro de la estructura organizacional (El Ghozail et al., 2024).

En ese sentido, en el ámbito laboral se abre otro debate sobre si la inteligencia artificial posee un carácter complementario o sustitutivo respecto al trabajo humano, ya que mientras algunas investigaciones sostienen que la IA potencia las capacidades cognitivas y mejora la productividad de trabajadores altamente calificados, otras advierten sobre el riesgo de desplazamiento en tareas

rutinarias y repetitivas (Autor, 2019). En el caso de México, por ejemplo, se ha señalado que la adopción de IA obliga a redefinir marcos regulatorios y derechos laborales ante la transformación de las relaciones de trabajo, evidenciando tensiones entre modernización tecnológica y protección del empleo. Esta controversia refuerza la necesidad de examinar cómo distintos roles laborales experimentan de manera diferenciada la integración de estas tecnologías dentro de las empresas (Torres Chávez & Medina Romero, 2025).

Por otra parte, la literatura reciente sugiere que la adopción de inteligencia artificial no es un proceso homogéneo al interior de las organizaciones, sino que responde a dinámicas jerárquicas y de liderazgo digital. Investigaciones en PyMEs latinoamericanas destacan que el liderazgo orientado a lo digital actúa como catalizador en el desarrollo de capacidades de IA, facilitando la transformación organizacional (Guatemala et al., 2025). De igual manera, se ha documentado que los directivos desempeñan un papel determinante en la integración estratégica de estas tecnologías, aunque persisten brechas formativas y resistencias al cambio que limitan su implementación efectiva (Quiñónez - Cercado et al., 2025). Estos hallazgos sugieren que la posición jerárquica puede influir tanto en el acceso como en la apropiación de la IA, configurando patrones diferenciados de adopción dentro de una misma empresa.

Ahora bien, desde la perspectiva de la gestión del talento humano, la inteligencia artificial ha sido incorporada en procesos de reclutamiento, selección y evaluación del desempeño, mostrando impactos positivos en eficiencia y precisión (Gonzabay Quiñónez & Pacheco Mendoza, 2024). Sin embargo, la evidencia también señala que la falta de infraestructura tecnológica, el déficit de competencias digitales y los riesgos asociados a la ciberseguridad constituyen barreras significativas para su implementación, especialmente en pequeñas y medianas empresas (Bedoya et al., 2025; Vite Mejía, 2023). Esta situación puede generar desigualdades intraorganizacionales en el acceso a herramientas digitales, reforzando asimetrías entre trabajadores con mayor formación tecnológica y aquellos con menor exposición a procesos de transformación digital.

En ese orden de ideas, mientras algunos enfoques enfatizan variables estructurales como el tamaño empresarial, la capacidad de inversión y la infraestructura tecnológica como determinantes centrales de la adopción (Kumar, 2025; Yang et al., 2024), otras perspectivas subrayan la importancia del capital humano, las competencias digitales y el rol que ocupan los trabajadores dentro de la jerarquía organizacional como elementos diferenciadores en el acceso y uso efectivo de estas tecnologías (Autor, 2019; Lane & Saint-Martin, 2021). Esta tensión conceptual plantea la controversia sobre si la inteligencia artificial tiende a distribuirse de manera homogénea al interior de las empresas o si, por el contrario, reproduce desigualdades asociadas a la estructura laboral y a la división de tareas. Aunque estos debates han sido ampliamente abordados en contextos internacionales, su evidencia empírica en ciudades intermedias latinoamericanas sigue siendo limitada.

En contextos regionales como el de la ciudad de Montería, la adopción de estas tecnologías se ha dado de manera desigual debido a las brechas tecnológicas y operativas existentes entre sectores, empresas y trabajadores, lo que convierte la integración de modelos basados en IA en un desafío de gran relevancia para el entorno local. En Montería se observan avances puntuales en la introducción de aplicaciones de IA, especialmente en sectores como la producción agrícola, donde diversos proyectos han buscado optimizar procesos mediante el uso de herramientas digitales (Fajardo, 2024). Estas tecnologías tienen capacidad para aumentar la precisión, agilizar actividades y elevar la capacidad productiva, contribuyendo así a la reducción de costos y al fortalecimiento de la competitividad regional (Broecke, 2023; Lane & Saint-Martin, 2021). De manera similar, estudios sobre manufactura señalan que la IA desempeña un papel clave en la reducción de errores humanos, la optimización de recursos y la automatización de actividades, lo que incrementa la eficiencia operativa y mejora el desempeño frente al mercado nacional (Lin et al., 2022).

A pesar de estos avances, las micro y pequeñas empresas, que constituyen la base del tejido productivo en Montería, enfrentan dificultades significativas para incorporar la IA en sus procesos (Ministerio de Comercio Industria y Turismo, 2024). Entre los principales obstáculos se encuentran la limitada infraestructura tecnológica, la ausencia de conocimiento especializado y las barreras asociadas a la formación de su talento humano. Esta situación revela los múltiples desafíos que implica la implementación de inteligencia artificial en el ámbito laboral local, especialmente en relación con la productividad, la empleabilidad y la sostenibilidad empresarial. Las estimaciones que proyectan que cerca del 47 % de los empleos podrían verse afectados por la automatización tecnológica y el uso de IA refuerzan la necesidad de analizar no solo sus beneficios potenciales, sino también los riesgos asociados a una creciente dependencia de estas herramientas en el desarrollo de las actividades laborales (Broecke, 2023; Lane & Saint-Martin, 2021).

En este sentido, aún persiste una brecha en la literatura empírica regional respecto a cómo los distintos roles laborales inciden en la adopción y apropiación de la inteligencia artificial dentro de las empresas, particularmente en contextos intermedios como Montería, donde predominan micro y pequeñas organizaciones con capacidades tecnológicas limitadas. Por lo tanto, comprender cómo diferentes roles laborales influyen en la adopción, percepción y apropiación de la IA es fundamental para el diseño de estrategias organizacionales y políticas públicas orientadas a la innovación. Por ello, el objetivo de la presente investigación fue analizar el rol laboral como factor diferenciador en la adopción de inteligencia artificial en las empresas de Montería, tomando como referencia la percepción y experiencia de los empleados frente al uso de estas tecnologías emergentes.

METODOLOGÍA

La investigación se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo, entendido como aquel que utiliza la medición numérica y el análisis estadístico para examinar relaciones entre variables y contrastar hipótesis (Hernández-Sampieri & Mendoza, 2018; Creswell & Creswell, 2014). Se adoptó un diseño no

experimental, dado que las variables no fueron manipuladas deliberadamente, sino observadas en su contexto natural, lo cual es característico de estudios donde el investigador analiza fenómenos tal como ocurren en la realidad organizacional (Hernández-Sampieri & Mendoza, 2018).

Asimismo, el estudio fue de corte transversal, al recolectarse la información en un único momento temporal, permitiendo describir y analizar las variables en un periodo específico (Fuentes-Doria et al., 2020). Finalmente, se enmarcó en un alcance correlacional-comparativo, ya que buscó examinar la asociación entre el rol laboral y la adopción de procesos basados en inteligencia artificial, así como comparar diferencias entre grupos ocupacionales sin establecer relaciones causales directas (Creswell & Creswell, 2014).

La población estuvo conformada por trabajadores de distintos sectores económicos del área urbana de Montería y la muestra final se compuso de 1.578 empleados, seleccionados mediante un muestreo no probabilístico de tipo intencional. Esta decisión metodológica se fundamentó en la ausencia de un marco muestral oficial que permitiera identificar de manera exhaustiva a todos los trabajadores de las empresas locales, así como en las restricciones de acceso institucional y la naturaleza voluntaria de la participación.

De acuerdo con Hernández-Sampieri y Mendoza (2018), el muestreo no probabilístico resulta pertinente en estudios exploratorios y comparativos cuando el objetivo no es realizar inferencias poblacionales estrictas, sino analizar patrones y asociaciones entre variables en contextos específicos. Asimismo, Fuentes-Doria et al. (2020) señalan que el muestreo intencional es adecuado cuando se busca incluir participantes que cumplan criterios particulares relevantes para el estudio. En este caso, se priorizó la inclusión de trabajadores que desempeñaran roles laborales diferenciados, clasificados en cinco categorías: administrativo, asesor/consultor, dirección ejecutiva, operativo y supervisión/coordinación, con el fin de analizar comparativamente la adopción de inteligencia artificial según su posición organizacional.

Para la recolección de información se diseñó una encuesta en línea aplicada a todos los participantes donde se indagó sobre el uso de IA (Sí/No). Aquellos que respondieron afirmativamente completaron un conjunto adicional de ítems que evaluaron: percepción de mejora en los procesos, intención de capacitarse, nivel de capacitación recibida, dependencia tecnológica, porcentaje de procesos con IA, ámbitos de influencia de la IA, percepción de reemplazo, percepción de afectación en ausencia de IA y tipo de herramienta utilizada. Estas variables permitieron caracterizar tanto la experiencia práctica como las actitudes frente al uso de IA dentro de las organizaciones.

La validez de contenido del instrumento fue evaluada mediante juicio de cinco expertos en gestión empresarial, metodología de investigación e inteligencia artificial, quienes analizaron la pertinencia, claridad y coherencia conceptual de los ítems. Cada reactivo fue valorado en una escala ordinal, y se calculó el coeficiente V de Aiken, obteniéndose valores superiores a 0.85 en todas las dimensiones evaluadas, lo que evidencia una adecuada validez de contenido. En cuanto a la confiabilidad, se estimó la consistencia interna para un

subconjunto de variables transformadas que conformaron una dimensión analítica común, utilizando el coeficiente Alfa de Cronbach. El valor obtenido fue de 0.746, lo que indica un nivel aceptable de consistencia interna y respalda la estabilidad del instrumento para fines investigativos.

Una vez recolectada la información, se procedió a la depuración de la base de datos, eliminando respuestas incompletas y verificando la coherencia interna de los registros. Posteriormente, se construyeron tablas de frecuencia para identificar tendencias generales en el uso y percepción de la IA y para describir la distribución de las variables según el rol laboral.

Con el fin de analizar las asociaciones entre el rol laboral y las variables de adopción tecnológica, se emplearon tablas de contingencia que permitieron examinar la distribución conjunta de variables categóricas y evaluar posibles patrones de asociación entre grupos (Agresti, 2019). Complementariamente, se aplicó un contraste bayesiano mediante el cálculo del Factor de Bayes (BF_{10}), indicador que cuantifica la evidencia relativa a favor de la hipótesis alternativa frente a la hipótesis nula (Ramos Vera, 2021; Wagenmakers et al., 2018). El factor de Bayes se expresa como:

$$BF_{10} = \frac{P(D | H_1)}{P(D | H_0)}$$

Donde H_1 representa la hipótesis alternativa (existencia de asociación) y H_0 la hipótesis nula (independencia). Valores de $BF_{10} > 1$ indican evidencia a favor de la dependencia entre las variables, mientras que valores menores sugieren independencia.

El análisis se realizó con el software JASP 0.19 y con herramientas de análisis de datos mediante VBA de Excel 365, lo cual aseguró la transparencia y reproducibilidad de los procedimientos estadísticos. Las hipótesis evaluadas se presentan en la Tabla 1, donde se detalla para cada variable la relación propuesta entre el rol laboral y la adopción o percepción de la IA.

Tabla 1

Hipótesis de investigación sobre el rol laboral y la adopción de inteligencia artificial en empresas de Montería

Variable	Hipótesis alterna (H1)	Hipótesis nula (H0)
Percepción de mejora en procesos	La percepción de mejora en los procesos varía en función del rol laboral.	La percepción de mejora no difiere entre roles laborales.
Intención de capacitarse	La intención de capacitarse en IA está asociada al rol laboral.	La intención de capacitarse es independiente del rol laboral.
Nivel de capacitación recibida	El nivel de capacitación recibida presenta diferencias según el rol laboral.	El nivel de capacitación recibida no difiere entre roles.

Dependencia al uso de IA	La dependencia al uso de IA se relaciona con el rol laboral.	La dependencia al uso de IA es independiente del rol laboral.
% de procesos con IA	El porcentaje de procesos con IA varía según el rol laboral.	El porcentaje de procesos con IA no varía entre roles.
Percepción de influencia de la IA	La percepción de influencia de la IA difiere de acuerdo con el rol laboral.	La percepción de influencia de la IA no difiere entre roles.
Percepción de reemplazo por IA	La percepción de reemplazo por IA difiere de acuerdo con el rol laboral.	La percepción de reemplazo no difiere entre roles.
Percepción de afectación sin IA	La percepción de afectación en ausencia de IA depende del rol laboral.	La percepción de afectación en ausencia de IA es independiente del rol laboral.
Tipo de IA utilizada	El tipo de IA utilizada se asocia con el rol laboral.	El tipo de IA utilizada es independiente del rol laboral.

La investigación se desarrolló conforme a los principios éticos aplicables a estudios con seres humanos, garantizando el respeto por la autonomía, la confidencialidad y la protección de los datos personales. Antes de responder la encuesta, los participantes aceptaron voluntariamente un consentimiento informado en el cual se explicó el propósito académico del estudio, el carácter anónimo de la información y la posibilidad de retirarse en cualquier momento sin consecuencias. Los datos recolectados fueron tratados exclusivamente con fines investigativos y estadísticos, sin identificar a personas ni empresas de manera individual. El manejo de la información se realizó en cumplimiento de lo establecido en la Ley 1581 de 2012 sobre protección de datos personales, el Decreto 1377 de 2013 y el artículo 15 de la Constitución Política de Colombia, que reconoce el derecho al habeas data y a la intimidad. Asimismo, se respetaron los lineamientos éticos generales para investigaciones en ciencias sociales, asegurando la protección de la dignidad y los derechos de los participantes.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Los resultados del análisis bayesiano evidencian que la relación entre el rol laboral y el uso de inteligencia artificial presenta patrones diferenciados dentro de las empresas de Montería. Tal como se muestra en la Tabla 2, la variable “Utiliza IA” es la única que alcanza un valor $BF_{10} = 10.896$, lo cual constituye evidencia fuerte a favor de la hipótesis alternativa. Este hallazgo indica que el uso de IA no es homogéneo entre los distintos cargos y que dicha adopción está claramente influenciada por la posición que los trabajadores ocupan en la estructura organizacional. La magnitud de este BF_{10} sugiere que el rol laboral se encuentra significativamente vinculado con la probabilidad de uso de tecnologías de inteligencia artificial.

Tabla 2

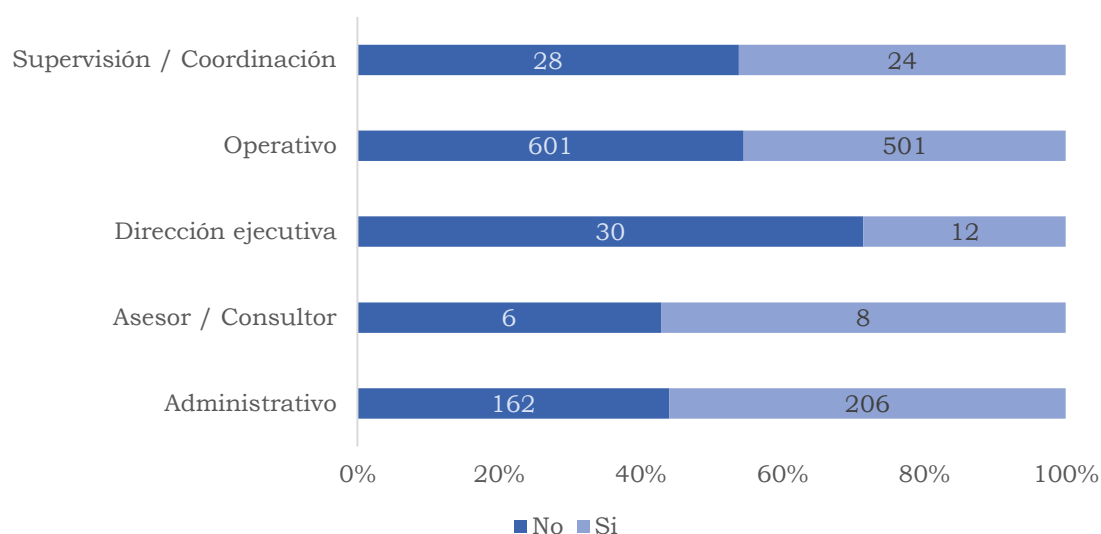
Factores de Bayes (BF_{10}) para la asociación entre rol laboral y variables de adopción de inteligencia artificial en empresas de Montería

Variable	BF_{10} Multinomial independiente	N
Utiliza IA	10.896	1578
Percepción de mejora en procesos	0.001	751
Intención de capacitarse	7.558×10^{-4}	751
Nivel de capacitación recibida	6.015×10^{-6}	751
Dependencia al uso de IA	0.002	751
% de procesos con IA	1.905×10^{-5}	751
Percepción de influencia por IA	3.600×10^{-9}	751
Percepción de reemplazo por IA	0.022	751
Percepción de afectación sin IA	0.011	751
Tipo de IA utilizada	4.542×10^{-20}	751

La gráfica del uso de IA según el cargo (Figura 1) permite observar con mayor detalle estas diferencias, observándose que, en los cargos operativos, que representan el grupo más numeroso de la muestra, se identificó un predominio de trabajadores que declararon no utilizar IA (601), frente a 501 que afirmaron hacerlo. Si bien este último número es considerable, la mayoría sigue desarrollando sus actividades sin apoyo de herramientas inteligentes, lo que sugiere que la incorporación tecnológica en este nivel continúa siendo limitada. En contraste, el nivel administrativo presenta el comportamiento opuesto: 206 trabajadores utilizan IA y 162 no lo hacen. Este patrón respalda la idea de que los procesos administrativos, más vinculados a tareas de gestión de información, análisis documental y comunicación interna, constituyen el entorno donde la IA encuentra mayor facilidad de aplicación y adopción.

Figura 1

Uso de IA de acuerdo con el cargo en empresas de la ciudad de Montería



En los roles de supervisión o coordinación, los resultados muestran una distribución relativamente equilibrada, con 24 trabajadores que reportaron utilizar IA y 28 que indicaron no hacerlo. Esta cercanía entre ambos grupos sugiere que estos cargos se encuentran en una etapa intermedia de adopción tecnológica, posiblemente influida por la naturaleza híbrida de sus funciones o por lineamientos específicos que regulan sus tareas. En cuanto a la dirección ejecutiva, se observó una participación limitada en el uso directo de IA, ya que 30 encuestados afirmaron no utilizarla frente a solo 12 que señalaron hacerla. Esta baja adopción puede estar vinculada a las responsabilidades propias de estos cargos, centradas en la planeación estratégica y en la toma de decisiones, donde la interacción con herramientas tecnológicas suele darse de manera indirecta a través de insumos preparados por otros niveles de la organización. Finalmente, en el grupo de asesores o consultores, aunque el número de participantes fue reducido, se identificó un leve predominio del uso de IA, con ocho usuarios frente a seis que no la emplean, lo que resulta coherente con el carácter analítico y especializado que suelen tener estas funciones.

Estos contrastes entre los distintos cargos permiten comprender el elevado valor de BF_{10} obtenido, pues la diferencia significativa se origina principalmente en la mayor adopción de IA por parte de los roles administrativos en comparación con los operativos. En términos generales, los resultados muestran que la incorporación de inteligencia artificial en las empresas de Montería no ha sido uniforme, sino que presenta un sesgo hacia los procesos de gestión administrativa. Esta tendencia coincide con la literatura, que señala que la introducción de IA en las organizaciones suele iniciar en tareas administrativas y de soporte, dado que en estos ámbitos las herramientas digitales pueden integrarse con mayor rapidez para mejorar la gestión de datos y la comunicación interna (Brynjolfsson & McAfee, 2017; OECD, 2021). Asimismo, la reducida adopción observada en los niveles directivos concuerda con estudios que indican que los líderes organizacionales suelen interactuar con la IA de forma

indirecta, principalmente a través de reportes y análisis elaborados por otros niveles jerárquicos (Chammaa, 2024; Tripathy et al., 2025).

La distancia observada entre los cargos administrativos y operativos también puede explicarse por la propia naturaleza de sus funciones. Mientras los roles administrativos dependen en gran medida de herramientas de ofimática, software de gestión y diversas plataformas digitales, los cargos operativos se centran en actividades manuales o presenciales, lo que limita sus oportunidades de integrar la inteligencia artificial de manera intensiva en sus rutinas laborales (Arntz et al., 2016). Como resultado, esta adopción desigual genera desafíos importantes para la equidad organizacional, ya que las brechas en el acceso y uso de IA pueden traducirse en diferencias en el desarrollo de competencias digitales entre los trabajadores (Czarnitzki et al., 2023; Giraldo Herrera et al., 2024). De igual forma, diversos organismos han señalado que estas brechas requieren ser abordadas mediante políticas de formación diferenciadas, que garanticen que todos los empleados, independientemente de su rol, cuenten con oportunidades reales para apropiarse de las nuevas tecnologías (PNUD, 2024).

En cuanto a las variables distintas a “Utiliza IA”, los resultados evidencian que no existe una asociación significativa entre el rol laboral y la percepción de mejora de los procesos. El valor obtenido de $BF_{10} = 0.001$ indica que, independientemente del cargo que desempeñen, los trabajadores reconocen que la IA aporta beneficios en términos de optimización de tareas (Figura 2a). Esta homogeneidad resulta especialmente relevante, ya que sugiere la existencia de una valoración compartida respecto al potencial de estas tecnologías para incrementar la eficiencia operativa, sin que medie la posición jerárquica.

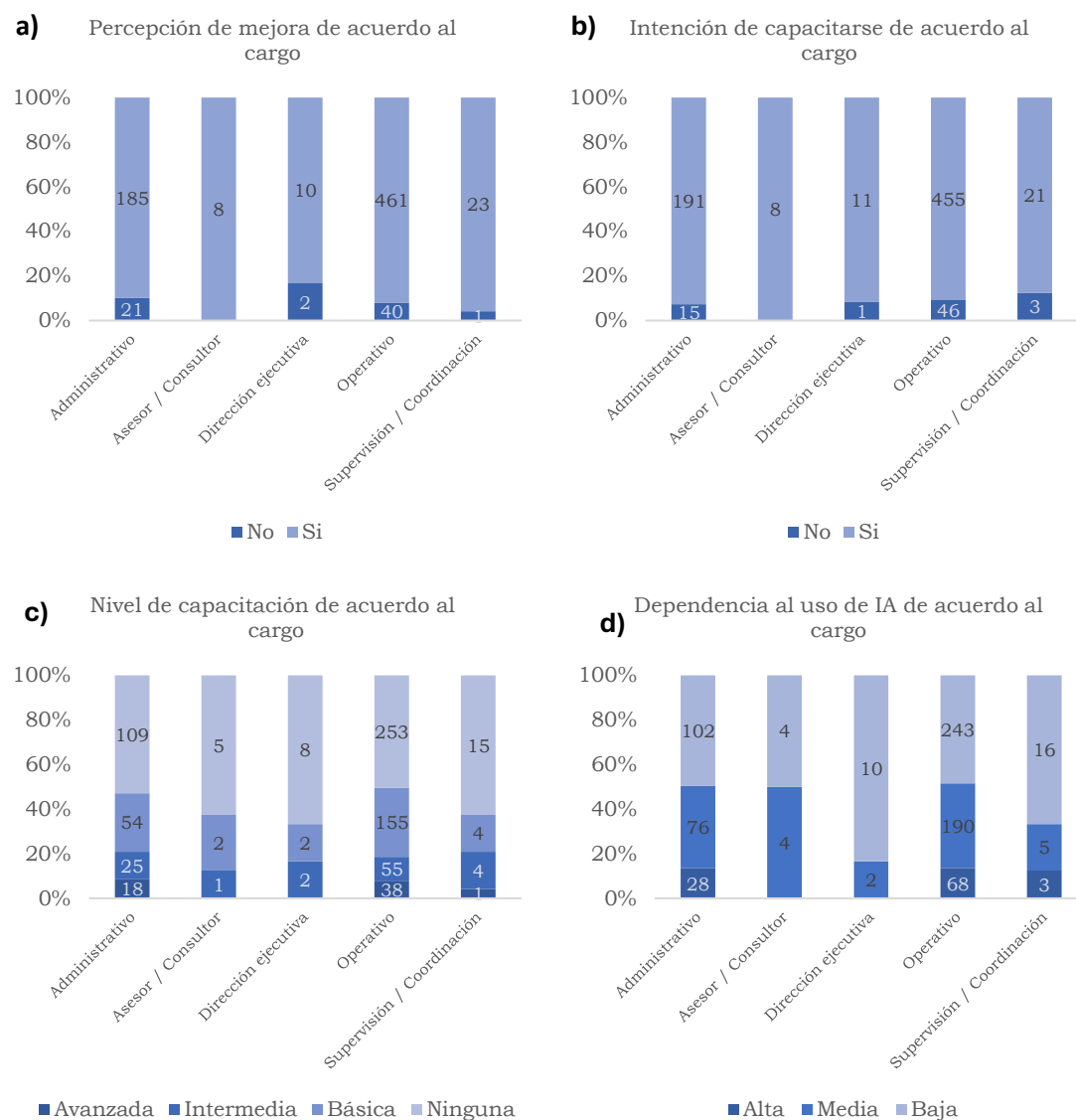
Este comportamiento coincide con estudios recientes que señalan que los empleados tienden a percibir la IA como un apoyo para mejorar la productividad y la eficiencia, aun cuando el nivel de aprovechamiento específico pueda variar entre funciones (Vite Mejía, 2023; Bedoya et al., 2025). Otros autores afirman que, aunque la integración formal de estas tecnologías suele depender de decisiones directivas o de liderazgo digital, la percepción de mejora en los procesos parece consolidarse como un consenso organizacional más amplio, lo que refuerza la idea de que la eficiencia derivada de la automatización y el apoyo a la toma de decisiones es reconocida por distintos niveles ocupacionales (Gonzabay Quiñónez & Pacheco Mendoza, 2024).

En cuanto a la intención de capacitarse y el nivel de capacitación recibida, los resultados evidencian ausencia de asociación con el rol laboral, con valores $BF_{10} = 7.558 \times 10^{-4}$ y $BF_{10} = 6.015 \times 10^{-6}$, respectivamente. Estos valores indican evidencia fuerte a favor de la hipótesis de independencia, lo que sugiere que tanto la intención de formación como el nivel de capacitación no presentan diferencias significativas entre cargos. Este resultado permite observar independientemente del cargo, existe una tendencia generalizada hacia la intención de capacitarse en herramientas de inteligencia artificial (Figura 2b). Sin embargo, al analizar el nivel de capacitación recibida (Figura 2c), se evidencia que la mayoría de los trabajadores reporta niveles básicos o

inexistentes de formación, lo que revela una brecha entre la disposición individual y la oferta formativa efectiva dentro de las organizaciones.

Figura 2

Variables asociadas a la adopción de inteligencia artificial según rol laboral en empresas de Montería



Nota. (a) Percepción de mejora de procesos por uso de IA; (b) intención de capacitarse en IA; (c) nivel de capacitación en IA recibido; (d) dependencia al uso de IA, según el cargo ocupado en empresas de Montería.

Esta tensión entre motivación y acceso a capacitación ha sido identificada en estudios recientes en el contexto latinoamericano por estudios como el de Guerrero Arrieta et al. (2026) quienes señalan que, aunque las PYMES reconocen el valor estratégico de la IA, la capacitación del talento humano no siempre alcanza niveles significativos de integración operativa, lo que limita el impacto real de estas tecnologías en la toma de decisiones estratégicas. De manera similar, Jadán Solís y Becerril Arostegui (2024) evidencian que, pese al

reconocimiento unánime del potencial de la IA, persisten deficiencias formativas y falta de gestión institucional para su implementación efectiva.

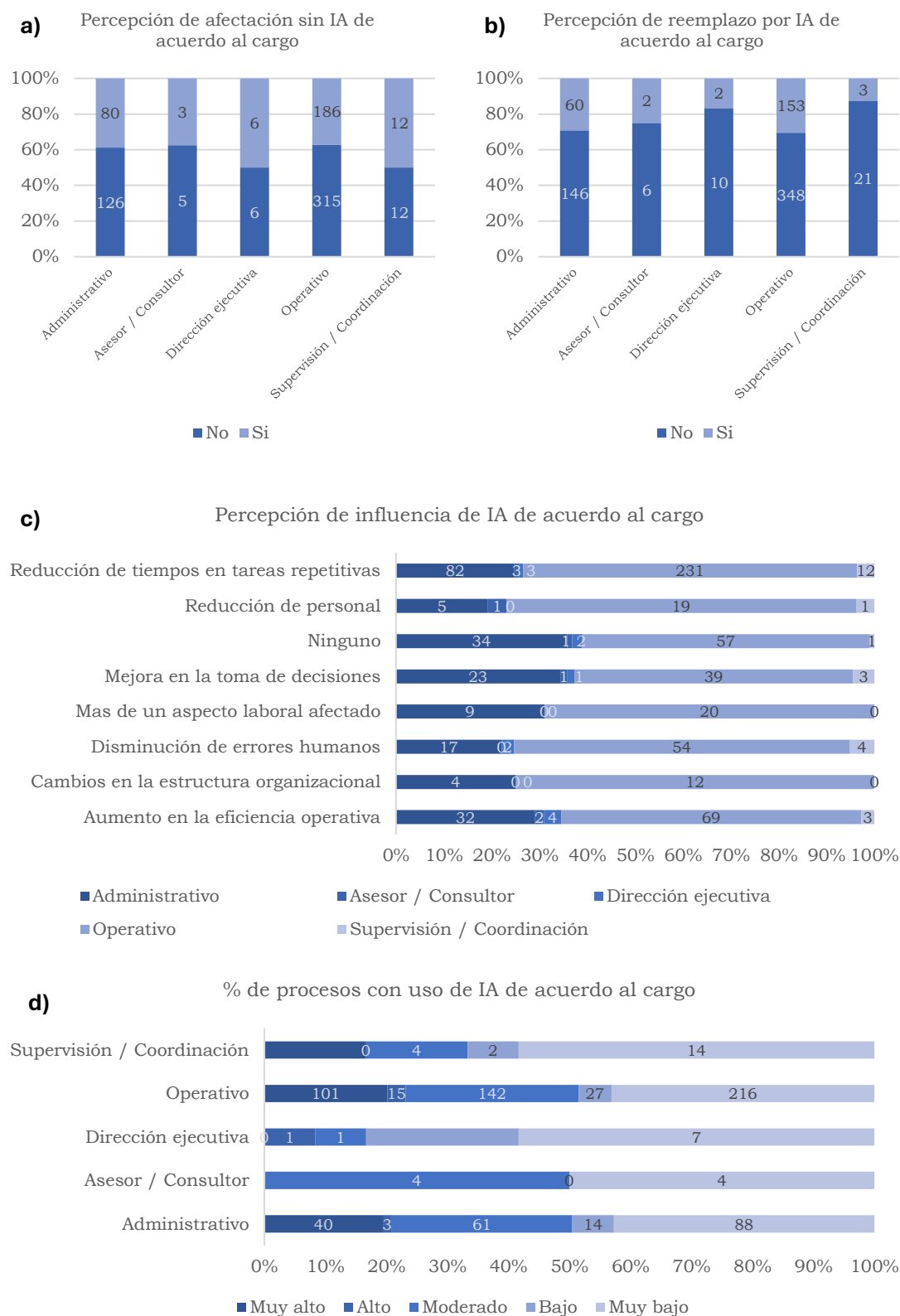
En el caso de Montería, los resultados sugieren que la intención de capacitarse no está condicionada por la posición jerárquica, no obstante, la limitada capacitación recibida apunta a posibles restricciones estructurales, tales como baja oferta institucional, escasa inversión en formación tecnológica o falta de programas sistemáticos de actualización profesional (Fajardo 2024). Este hallazgo refuerza la idea de que la adopción tecnológica no depende únicamente de la disposición individual, sino también de las condiciones organizacionales que facilitan o restringen el desarrollo de capacidades digitales.

La dependencia al uso de IA ($BF_{10} = 0.002$) tampoco presentó una relación significativa con el rol laboral, lo que indica que la percepción de dependencia es similar en todos los niveles de la organización (Figura 2d). No obstante, el valor reducido del BF_{10} sugiere que los trabajadores aún no son plenamente conscientes del grado de dependencia que estas herramientas pueden generar, posiblemente porque la implementación de la IA en las empresas de Montería se encuentra en una etapa temprana. Un patrón comparable se observó en la percepción de afectación ante la ausencia de IA ($BF_{10} = 0.011$), lo que confirma que los empleados todavía no perciben la falta de estas tecnologías como un riesgo significativo para la continuidad o eficiencia de los procesos organizacionales (Figura 3a).

En cuanto al porcentaje de procesos que incorporan IA ($BF_{10} = 1.905 \times 10^{-5}$), el tipo de IA utilizada ($BF_{10} = 4.542 \times 10^{-20}$) y la percepción de influencia de la IA en los procesos ($BF_{10} = 3.600 \times 10^{-9}$), todas estas variables mostraron valores extremadamente bajos de BF_{10} . Esto evidencia que no existen diferencias significativas entre los cargos y sugiere que las herramientas tecnológicas empleadas en las empresas de Montería son relativamente similares en toda la estructura organizacional, concentrándose principalmente en aplicaciones de ofimática, comunicación y gestión documental (Figuras 3b, 3c y 3d). En la misma línea, la percepción de reemplazo por IA ($BF_{10} = 0.022$) fue también homogénea, indicando que los trabajadores, independientemente de su rol, no consideran que estas tecnologías representen una amenaza directa a su estabilidad laboral. Este resultado se corresponde con investigaciones que muestran que, en las primeras etapas de adopción tecnológica, la IA suele percibirse como un complemento al trabajo humano más que como un sustituto (Mhlongo et al., 2023).

Figura 3

Variables complementarias de adopción de inteligencia artificial según rol laboral en empresas de Montería



Nota. (a) Porcentaje de procesos con uso de IA; (b) percepción de reemplazo por IA; (c) percepción de influencia de la IA; (d) percepción de afectación en ausencia de IA, según el cargo ocupado en empresas de Montería.

Los resultados muestran que, si bien el rol laboral determina la probabilidad de utilizar o no herramientas de inteligencia artificial, las percepciones acerca de sus beneficios, riesgos e impacto se mantienen relativamente homogéneas entre los trabajadores. Esta convergencia perceptual sugiere un proceso de apropiación tecnológica transversal dentro de las organizaciones, probablemente asociado a que la introducción de la IA en Montería es aún reciente y se limita, en su mayoría, al uso de aplicaciones básicas de apoyo cotidiano. Sin embargo, esta aparente uniformidad también evidencia la necesidad de implementar estrategias de capacitación diferenciadas que acompañen el avance en la adopción, de modo que el desarrollo tecnológico no profundice las brechas internas ni genere desigualdades en el acceso a competencias digitales (Gao et al., 2025; Garcia Ramos & Wilson-Kennedy, 2024).

De manera general, los hallazgos muestran que los cargos administrativos lideran la adopción de IA en las empresas de Montería, mientras que los demás niveles presentan ritmos más lentos y patrones heterogéneos de incorporación. Este comportamiento es coherente con investigaciones que destacan el papel estratégico de los niveles directivos en la integración de tecnologías emergentes, señalando que la incorporación efectiva de la IA suele estar impulsada por decisiones tomadas en los niveles administrativos y gerenciales (Quiñónez - Cercado et al., 2025). Esto refuerza la importancia de promover programas formativos adaptados a las particularidades de cada rol y de consolidar una cultura organizacional orientada a la innovación, que permita integrar la IA de manera equitativa y estratégica en todos los niveles de la estructura empresarial.

Ahora bien, aunque los resultados aportan evidencia empírica sobre la relación entre el rol laboral y la adopción de inteligencia artificial en empresas de Montería, el estudio presenta algunas limitaciones que deben considerarse. En primer lugar, el diseño transversal permite identificar asociaciones entre variables, pero no establecer relaciones causales. Asimismo, el análisis se centró en un conjunto específico de variables relacionadas con el uso y percepción de la IA, por lo que otros factores organizacionales o sectoriales podrían influir en su adopción. En este sentido, futuras investigaciones podrían ampliar el modelo analítico incorporando variables adicionales y explorar la evolución de estos procesos mediante estudios longitudinales o comparativos en diferentes contextos empresariales.

CONCLUSIÓN

La adopción de inteligencia artificial en las empresas de Montería no ocurre de manera homogénea, sino que refleja las particularidades de la estructura organizacional y de las funciones desempeñadas por los trabajadores. Aunque se identificaron diferencias claras en el uso de IA entre los distintos roles laborales, los resultados muestran niveles diferenciados y aún limitados de incorporación tecnológica dentro del contexto empresarial local. Esta situación evidencia oportunidades para fortalecer la integración estratégica de estas herramientas en los procesos organizacionales, así como desafíos asociados a posibles brechas internas en el acceso y aprovechamiento de la tecnología.

De forma transversal, los trabajadores manifestaron percepciones positivas hacia la IA y un marcado interés por capacitarse en su uso. No obstante, la carencia de una oferta formativa suficiente limita la posibilidad de que dicho interés se traduzca en un desarrollo efectivo de competencias digitales. Esto evidencia la necesidad de que las organizaciones diseñen estrategias de capacitación diferenciadas y pertinentes para cada nivel laboral, con el fin de promover una apropiación crítica de la tecnología y no solo un uso instrumental de la misma.

Si bien la IA no es percibida como una amenaza a la estabilidad laboral, los hallazgos evidencian la presencia de niveles relevantes de dependencia hacia estas herramientas, que no siempre parecen estar acompañados de una comprensión explícita de los riesgos y limitaciones asociados a su uso. Este escenario subraya la importancia de avanzar hacia políticas organizacionales que articulen innovación tecnológica con reflexión ética y responsabilidad social. En conjunto, los resultados permiten concluir que la integración efectiva y sostenible de la IA en las empresas de Montería exige no solo inversión tecnológica, sino también el fortalecimiento de capacidades humanas y organizativas que favorezcan una adopción equitativa y estratégica.

Rol de contribución

Jaime Luis Hernández Burgos: Conceptualización, análisis formal, investigación, escritura–borrador original, escritura–revisión y edición, visualización, supervisión, administración del proyecto.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Agresti, A. (2013). *An introduction to categorical data analysis* (3rd ed.). John Wiley & Sons. <https://content.e-bookshelf.de/media/reading/L-11760949-f0329f7ecd.pdf>
- Arntz, M., Gregory, T., & Zierahn, U. (2016). *The risk of automation for jobs in OECD countries* (OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 189). OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/5jlz9h56dvq7-en>
- Autor, D. (2019). *Work of the past, work of the future* (NBER Working Paper No. 25588). National Bureau of Economic Research. <http://www.nber.org/papers/w25588>
- Bedoya Sánchez, O. M., Pérez García, S. M., Osorio Oviedo, H. L., & Guzmán Pacheco, J. F. (2025). Inteligencia artificial y toma de decisiones en gestión empresarial: Una revisión bibliométrica de la última década. *European Public & Social Innovation Review*, 11, 1–16. <https://doi.org/10.31637/epsir-2026-1630>
- Broecke, S. (2023). *Artificial intelligence and labour market matching* (OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 284). OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/2b440821-en>
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). *Machine, platform, crowd: Harnessing our digital future*. W. W. Norton & Company.

- Congreso de la República de Colombia. (2012). *Ley 1581 de 2012, por la cual se dictan disposiciones generales para la protección de datos personales*. Diario Oficial No. 48.587.
- Constitución Política de Colombia. (1991). Artículo 15.
- Creswell, J. W., & Creswell, J. D. (2014). *Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches* (4th ed.). SAGE Publications.
- Czarnitzki, D., Fernández, G. P., & Rammer, C. (2023). Artificial intelligence and firm-level productivity. *Journal of Economic Behavior and Organization*, 211, 188–205. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2023.05.008>
- El Ghozail, M., Ouskou, R., & Chammaa, H. (2024). Redefining human capital in the age of artificial intelligence: Challenges and opportunities. *Revue Internationale de la Recherche Scientifique et de l'Innovation (Revue-IRSI)*, 2(4), 933–946. <https://doi.org/10.5281/zenodo.13893186>
- Fajardo, J. (2024). Inteligencia artificial en los procesos de auditoría financiera en el sector empresarial de Montería-Colombia. *Revista Electrónica de Estudios Telemáticos*, 23(1). <https://ojs.urbe.edu/index.php/telematique/es/article/view/3773>
- Fuentes-Doria, D. D., Toscano-Hernández, A. E., Malvaceda-Espinoza, E., Díaz Ballesteros, J. L., & Díaz Pertuz, L. (2020). *Metodología de la investigación: Conceptos, herramientas y ejercicios prácticos en las ciencias administrativas y contables* (1.ª ed.). Editorial Universidad Pontificia Bolivariana. <https://doi.org/10.18566/978-958-764-879-9>
- Gao, Y., Liu, S., & Yang, L. (2025). Artificial intelligence and innovation capability: A dynamic capabilities perspective. *International Review of Economics & Finance*, 98. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2025.103923>
- García Ramos, J., & Wilson-Kennedy, Z. (2024). Promoting equity and addressing concerns in teaching and learning with artificial intelligence. *Frontiers in Education*, 9. <https://doi.org/10.3389/feduc.2024.1487882>
- Giraldo Herrera, M. F., Acevedo Gallego, M. J., Ramírez Gutiérrez, H. L., & Vargas Fernando, P. M. (2024). *La difusión de la inteligencia artificial en una economía emergente: Evidencia a nivel de la empresa en Colombia*. <https://doi.org/10.18235/0013325>
- Gonzabay Quiñónez, I. A., & Pacheco Mendoza, S. R. (2024). El rol de la inteligencia artificial en los procesos de reclutamiento y selección en la gestión del talento humano. *Reincisol*, 3(6), 3880–3902. <https://doi.org/10.59282/reincisol.v3i6.3880-3902>
- Guatemala, A., García Becerril, G., & Martínez Ortiz, M. (2025). Liderazgo digital para el desarrollo de capacidades de inteligencia artificial en PyMEs en México. *Ecos Sociales*, 13(37). <https://doi.org/10.19136/es.v13n37.6602>
- Guerrero Arrieta, K. G., Tinto Arandes, J., & Ramón Poma, G. M. (2026). Inteligencia artificial en las decisiones estratégicas empresariales de las

- PYMES del cantón Riobamba. *Revista RELIGACIÓN*, 11(50), e2601618.
<https://doi.org/10.46652/rgn.v11i50.1618>
- Hernández Sampieri, R., & Mendoza Torres, C. P. (2018). Recolección y análisis de datos en la ruta cualitativa. En R. Hernández Sampieri & C. P. Mendoza Torres, *Metodología de la investigación: Las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta* (pp. 106–116). McGraw-Hill.
- Jadán Solís, P. Y., & Becerril Arostegui, I. (2024). Impacto de la integración de IA en procesos formativos de educomunicación – Universidad Técnica de Babahoyo. *Revista de Investigación Multidisciplinaria Iberoamericana (RIMI)*, 3(3).
<https://revistarimi.net/index.php/home/article/view/182/192>
- Lada, S., Chekima, B., Karim, M. R. A., Fabeil, N. F., Ayub, M. S., Amirul, S. M., Ansar, R., Bouteraa, M., Fook, L. M., & Zaki, H. O. (2023). Determining factors related to artificial intelligence (AI) adoption among Malaysia's small and medium-sized businesses. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 9(4), 100144.
<https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2023.100144>
- Lane, M., & Saint-Martin, A. (2021). *The impact of artificial intelligence on the labour market* (OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 256). OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/7c895724-en>
- Lin, H., Lin, J., & Wang, F. (2022). An innovative machine learning model for supply chain management. *Journal of Innovation & Knowledge*, 7(4), 100276. <https://doi.org/10.1016/j.jik.2022.100276>
- Mhlongo, S., Mbatha, K., Ramatsetse, B., & Dlamini, R. (2023). Challenges, opportunities, and prospects of adopting and using smart digital technologies in learning environments: An iterative review. *Heliyon*, 9(6), e16348. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e16348>
- Ministerio de Comercio, Industria y Turismo. (2024). *Perfiles económicos departamentales: Departamento de Córdoba*. <https://www.mincit.gov.co/getattachment/a49c0639-d5c2-4079-82fb-9f4304f25d0f/Cordoba>
- OECD. (2021). *OECD digital education outlook 2021: Pushing the frontiers with AI, blockchain, and robots* (A. Schleicher, Ed.). OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/589b283f-en>
- PNUD. (2024). *AILA: Evaluación del panorama de la inteligencia artificial en Colombia*. <https://www.undp.org/es/colombia/publicaciones/aila-evaluacion-panorama-inteligencia-artificial-colombia>
- Presidencia de la República de Colombia. (2013). *Decreto 1377 de 2013, por el cual se reglamenta parcialmente la Ley 1581 de 2012*. Diario Oficial No. 48.834.
- Quiñónez-Cercado, M. del P., Rodríguez Pareja, B. M., Valle Cevallos, C. A., Quizhpi Espinoza, L. F., & Palacios Parrales, D. L. (2025). El rol de los

- directivos en la era de la inteligencia artificial estratégica. *Ciencia y Desarrollo*, 28(1). <https://doi.org/10.21503/cyd.v28i1.2857>
- Ramos Vera, C. A. (2021). Uso del factor Bayes durante el análisis estadístico: Un ejemplo. *Revista Eugenio Espejo*, 15(3). <https://doi.org/10.37135/ee.04.12.01>
- Torres Chávez, T. H., & Medina Romero, M. Á. (2025). La transición de los derechos laborales en México ante la adopción de inteligencia artificial en las empresas. *LATAM Revista Latinoamericana de Ciencias Sociales y Humanidades*, 6(4). <https://doi.org/10.56712/latam.v6i4.4540>
- Tripathy, M., Manoranjan Tripathy, D., & Bisweswari Sahu, D. (2025). Disciplinary perspectives on artificial intelligence: A comparative analysis of science and arts stream students. *International Educational Scientific Research Journal*, 11(7), 36–44. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.18344.28169>
- Vite Mejía Mejía, K. W. (2023). El rol de la inteligencia artificial en la nueva era de la gestión empresarial en Ecuador. *InnovaSciT*, 1(2), 1–8. <https://doi.org/10.70577/innovascit.v1i2.11>
- Wagenmakers, E. J., Marsman, M., Jamil, T., Ly, A., Verhagen, J., Love, J., Selker, R., Gronau, Q. F., Smira, M., Epskamp, S., Matzke, D., Rouder, J. N., & Morey, R. D. (2018). Bayesian inference for psychology. Part I: Theoretical advantages and practical ramifications. *Psychonomic Bulletin & Review*, 25(1), 35–57. <https://doi.org/10.3758/s13423-017-1343-3>
- Yang, J., Blount, Y., & Amrollahi, A. (2024). Artificial intelligence adoption in a professional service industry: A multiple case study. *Technological Forecasting and Social Change*, 201, 123251. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.123251>