KILLKANA
SOCIALES

CC BY NC SA

El rol de la inteligencia artificial en procesos de reclutamiento del personal en empresas de Latacunga

The role of artificial intelligence in staff recruitment processes in companies in Latacunga

Recepción: 09 de abril de 2026 | **Aprobación:** 05 de agosto de 2026 | **Publicación:** 30 de septiembre de 2026

Leidy Pamela Llumitasig Moreta
leidy.llumitasig8490@utc.edu.ec
Universidad Técnica de Cotopaxi

Carlos Anibal Manosalvas Vaca
carlos.manosalvas8496@utc.edu.ec
Universidad Técnica de Cotopaxi

Santiago Fernando Ramírez
santiado.ramirez@utc.edu.ec
Universidad Técnica de Cotopaxi

DOI: https://doi.org/10.26871/killkana_social.v10i3.1734

Resumen

La adopción de inteligencia artificial (IA) en los procesos de reclutamiento y selección se ha consolidado como una herramienta estratégica para la gestión de talento humano, al mejorar la eficiencia, reducir sesgos y facilitar decisiones basadas en datos. Sin embargo, la mayoría de estudios sobre este fenómeno se han desarrollado en contextos de alta madurez digital, dejando un vacío importante en economías emergentes como Ecuador. El presente estudio analiza la relación entre la ventaja relativa y la complejidad tecnológica en el uso de IA para el reclutamiento de personal en empresas de la ciudad de Latacunga. Para ello, se aplicó un enfoque cuantitativo, con un diseño no experimental y alcance correlacional, utilizando la técnica de modelamiento de ecuaciones estructurales PLS-SEM. Se encuestó a 132 profesionales responsables de procesos de selección. El modelo teórico se fundamentó en el marco

Technology – Organization – Environment (TOE) y en la teoría de costos de transacción. Los resultados evidenciaron que la ventaja relativa y la complejidad tecnológica influyen positiva y significativamente en el uso de la inteligencia artificial, explicando conjuntamente el 81,6% de su variabilidad. Esto confirma el alto poder explicativo del modelo y la percepción de la IA como una herramienta útil y estratégica para las empresas locales. El estudio valida el modelo TOE en un contexto latinomaericano y aporta orientaciones para implementar IA en los procesos de selección personal.

Palabras Clave: gestión de recursos humanos; innovación tecnológica; inteligencia artificial; reclutamiento de personal; tecnología de la información.

Abstract

The adoption of artificial intelligence (AI) in recruitment and selection processes has established itself as a strategic tool for talent management, by improving efficiency, reducing bias and facilitating data-driven decision making. However, most studies on this phenomenon have been conducted in contexts of high digital maturity, leaving a significant gap in emerging economies like Ecuador. This study analyzes the relationship between relative advantage and technological complexity in the use of AI for recruitment in companies in the city of Latacunga. A quantitative approach was applied, with a non-experimental, correlational design, using the PLS-SEM structural equation modeling technique. A total of 132 professionals responsible for selection processes were surveyed. The theoretical model was based on the Technology-Organization-Environment (TOE) framework and transaction cost theory. The results showed that relative advantage and technological complexity have a positive and significant influence on the use of artificial intelligence, jointly explaining 81,6% of its variability. This confirms the model´s high explanatory power and the perception of AI as a useful and strategic tool for local companies. The study validates the TOE model in a Latin American context and provides guidance on implementing AI in recruitment processes.

Keywords: human resource management; technological innovation; artificial intelligence; personnel recruitment; information technology.

Introducción

La inteligencia artificial (IA) se ha consolidado como una de las tecnologías más disruptivas en varios ámbitos del quehacer humano, principalmente en la gestión del talento humano, donde procesos como el reclutamiento y selección de personal pueden ser automatizados, principalmente tareas como la evaluación de competencias y análisis predictivo del desempeño, reduciendo al mismo tiempo, los sesgos humanos e incrementando la eficiencia de estos procesos (Suen et al., 2019; Van Esch et al., 2019).

En la literatura académica se ha planteado que la implementación de la IA en los recursos humanos, puede optimizar los costos operativos, mejorando la calidad del talento contratado, lo que refuerza la toma de decisiones basada en datos (Guenole & Feinzig, 2018). Pan et al. (2021) por ejemplo, han demostrado que, factores tecnológicos, organizacionales y contextuales, enmarcados dentro del modelo *Technology–Organization–Environment (TOE)*, tiene una influencia significativa en la adopción de la IA en el reclutamiento de personal. Palos-Sanchez et al. (2019) bajo el modelo TOE propusieron que ambos factores coexisten, evidenciando que las percepciones de utilidad y simplicidad marcan la diferencia para el éxito de la adopción de IA en el reclutamiento.

No obstante, la mayor parte de estos estudios, se han enfocado en contextos empresariales de países industrializados, sin abordar la realidad de contextos de economías emergentes, donde la infraestructura tecnológica y la cultura organizacional difieren sustancialmente (Nazri et al., 2022). A pesar del interés creciente por la IA aplicada a los procesos de selección, las investigaciones sobre su adopción en pequeñas y medianas empresas latinoamericanas son aún limitadas (Bresciani et al., 2018; Marler & Boudreau, 2017)the Internet of Things (IoT. En el caso específico de Ecuador, para conocimiento de la autora, no se han desarrollado estudios que examinen la relación entre la ventaja relativa percibida y la complejidad tecnológica en el uso de IA para la gestión del talento humano.

Los modelos teóricos elaborados en economías avanzadas, no siempre son transferibles a entornos de economías emergentes como la ecuatoriana, donde aún persisten restricciones de infraestructura digital, así como un bajo nivel de madurez tecnológica o estructuras jerárquicas tradicionales (Malik et al., 2021); lo que demuestra que existe un vacío de conocimiento que impide comprender cómo las empresas de contextos locales perciben los beneficios y desafíos de implementar herramientas de IA (Strohmeier, 2020)Bajo este contexto, este estudio tiene como propósito reducir dicho vacío, analizando empíricamente los factores que condicionan la adopción tecnológica y su impacto en los procesos de reclutamiento.

En el presente estudio, la complejidad tecnológica no se ve como un obstáculo total sino como la evaluación dentro de la organización de que la adopción de IA se puede manejar desde el punto de vista técnico. En entornos de economías emergentes, esta evaluación puede transformar la complejidad en un reto asumible, sobre todo cuando las organizaciones aprecias la importancia estratégica de la innovación tecnológica. Con base en lo expuesto, se plantean las siguientes hipótesis de investigación:

H1: La ventaja relativa influye positivamente en el uso de inteligencia artificial en el proceso de reclutamiento de personal.

H2: La percepción de una complejidad tecnológica influye positivamente en el uso de inteligencia artificial en el proceso de reclutamiento de personal.

La ventaja relativa es un factor que impulsa la implementación de la IA en el proceso de reclutamiento de personal, debido a que las organizaciones implementan IA cuando observan beneficios en cuanto a la precisión, eficiencia y disminución de sesgos, justificando a la hipótesis H1. Por otra parte, la mayoría de estudios identifica la complejidad tecnológica como una barrera, pudiendo cambiar dependiendo del nivel de madurez digital y del entorno organizacional. La innovación tecnológica se considera como una oportunidad estratégica, la complejidad puede ser vista como un desafío, cuando existe un respaldo institucional y capacitación, el cual respalda la hipótesis H2. Ambas hipótesis se alinean con los marcos TOE y de costos de transacción, justificando su estudio empírico en el ámbito de las empresas de Latacunga.

La investigación busca responder la siguiente pregunta: *¿Qué relación existe entre la ventaja relativa y la complejidad tecnológica mediante la implementación de la inteligencia artificial en el reclutamiento de personal en las empresas de Latacunga?* El estudio tiene objetivo principal analizar cómo las dos variables afectan en la decisión de implementar inteligencia artificial en los procesos de selección. El modelo TOE (Tornatzky et al., 1990)the organizational context, and the environmental context (DePietro, Wiarda, & Fleischer, 1990, la teoría de costos de transacción de Williamson, (1989) y la metodología propuesta por Pan et al. (2021), son pilares sobre los que está basado el presente estudio.

Metodología

La presente investigación se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo, con un alcance correlacional y un diseño no experimental de corte transversal. Dado que el estudio busca comprender relaciones entre constructos y validar un modelo teórico adaptado al contexto ecuatoriano, se empleó la técnica de modelamiento de ecuaciones estructurales por mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM), adecuada para muestras pequeñas, modelos exploratorios y variables con distribución no normal.

La población objetivo estuvo conformada por profesionales responsables de procesos de selección y reclutamiento en empresas locales. La recolección de datos se realizó a través de un cuestionario Online, enviado directamente a las organizaciones participantes. La participación fue voluntaria, anónima y con fines estrictamente académicos, garantizando la confidencialidad de la información proporcionada. Se obtuvo una muestra final de 132 participantes los cuales fueron seleccionados mediante un muestreo no probabilístico debido a la naturaleza de un perfil requerido especializado, cumpliendo con el tamaño muestral con la regla de 10 times rule para modelos PLS-SEM, siendo adecuado para obtener potencia estadísticamente suficiente en modelos con dos predictores.

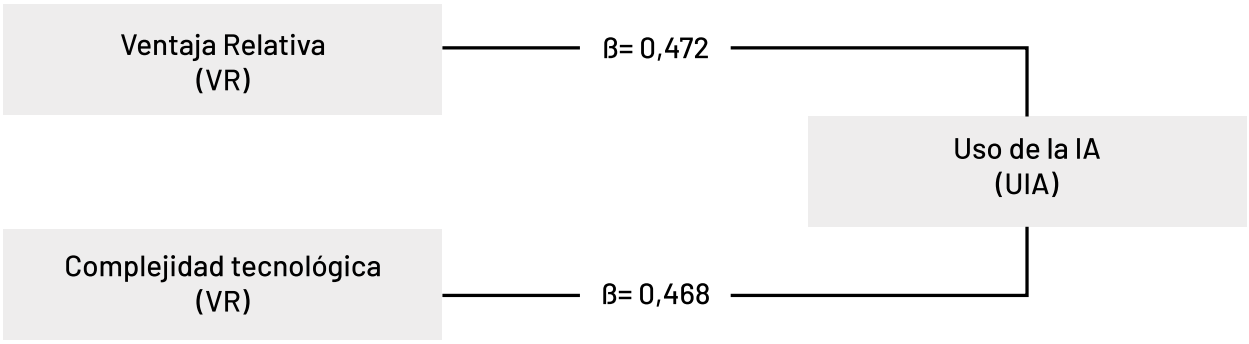
Instrumentos Utilizados

Para medir las variables del estudio se utilizó un instrumento propuesto por Pan et al. (2021), el cual propone tres ítems para medir la variable Uso de Inteligencia Artificial; tres ítems para la variable Ventaja Relativa y cuatro ítems para la variable Complejidad Tecnológica. Cada ítem se evaluó mediante una escala tipo Likert de cinco puntos, que osciló entre "Totalmente en desacuerdo" y "Totalmente de acuerdo".

La variable Uso de Inteligencia Artificial, capturó el grado en que las empresas efectivamente incorporan herramientas de IA dentro de las etapas del reclutamiento. La Ventaja Relativa evaluó la percepción de beneficios que la IA ofrece frente a los métodos tradicionales, mientras que la Complejidad midió la dificultad percibida para implementar y utilizar estas tecnologías en el entorno organizacional, en la figura 1 se presenta el modelo conceptual, se muestran los constructos latentes y los ítems que los componen, evidenciando la naturaleza reflectiva de cada dimensión del instrumento utilizado.

Figura 1.

Modelo conceptual del estudio (TOE + PLS-SEM)



Nota. El modelo plantea como Ventaja Relativa y la Complejidad Tecnológica influyen de manera positiva en el Uso de la IA en los procesos de reclutamiento.

Antes de su uso, el instrumento fue validado en cuanto al contenido mediante la revisión de expertos en gestión del talento humano y tecnologías aplicadas, y una prueba piloto con 20 participantes para garantizar la claridad semántica y la confiabilidad preliminar.

Análisis de Datos

Se evaluó la calidad del modelo de medición mediante indicadores de fiabilidad y validez: consistencia interna (Alpha de Cronbach y Confiabilidad compuesta), validez convergente y discriminante, especificado en la figura 2. Estos procedimientos aseguraron que los constructos seleccionados fueran medidos adecuadamente y que los ítems presentaran coherencia conceptual.

Figura 2.

Validación del modelo de medición

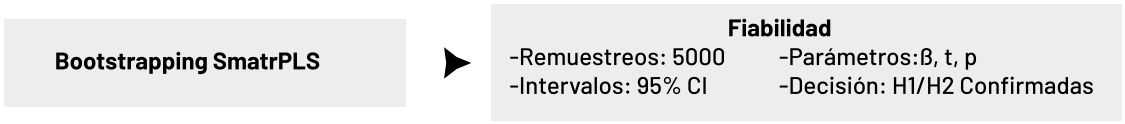
Fiabilidad	Validez convergente	Validez discriminante
-Alpha de Cronbach > 0,70 -Confiabilidad compuesta > 0,70	-AVE > 0,50	-Fornell - larcker OK (diagonal AVE > correlaciones) -HTMT < 0,85

Nota. Todos los criterios de Hair et al. (2019)yet concise, overview of the considerations and metrics required for partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM se cumplen, confirmando fiabilidad y validez del instrumento.

Posteriormente se procedió al análisis del modelo estructural mediante PLS-SEM utilizando el software SmartPLS. Se estimaron los coeficientes de ruta entre las variables, así como su significancia estadística mediante bootstrapping con 5 000 remuestreos, especificados en la figura 3 con el esquema del Bootstrapping. Este enfoque permitió evaluar la incidencia de la ventaja relativa y la complejidad tecnológica, sobre el uso de IA, además de verificar la capacidad predictiva del modelo a través del valor de R^2.

Figura 3.

Esquema del Bootstrapping (5 000 remuestreos)

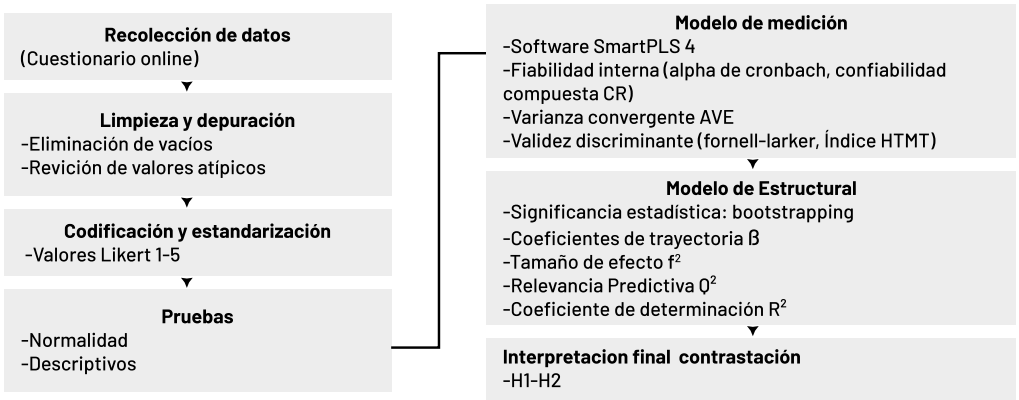


Nota: Este proceso permite evaluar la significancia estadística sin asumir normalidad.

Para procesar los datos se llevaron a cabo 3 etapas como la depuración inicial, codificación y estandarización, y pruebas de normalidad. Además, el análisis se ejecutó en dos fases, como se detalla Figura 4.

Figura 4.

Flujo de procesamiento de datos



Nota. Representa el ciclo completo del procesamiento de datos y análisis cuantitativo.

Control de sesgo

Asimismo, se examinó la posible presencia de sesgo de método común a través de la prueba de un solo factor de Harman. Los resultados indicaron que ningún factor justificó más del 50% de la variabilidad total, indicando que el sesgo de método común no constituye un riesgo considerable para la valides de los resultados. El estudio se realizó respetando los principios éticos de investigación: consentimiento informado, confidencialidad, anonimato y uso exclusivo de los datos para fines académicos. No se recopiló información sensible ni se generó riesgos para los participantes.

Resultados

Análisis del Modelo de Medida

El análisis del modelo de medida, evidenció que las tres variables latentes evaluadas, presentan adecuados niveles de fiabilidad interna y validez convergente. Como se observa en la Tabla 1, todos los valores del Alpha de Cronbach, superan ampliamente el umbral recomendado de 0.70, lo que indica consistencia interna sólida en cada una de las escalas. En particular, la Ventaja Relativa ($\alpha = 0.933$) y la Complejidad Tecnológica ($\alpha = 0.925$) alcanzaron valores excelentes, mientras que el constructo Uso de IA también mostró una fiabilidad alta ($\alpha = 0.876$). De manera complementaria, los índices de Confiabilidad Compuesta (CR) se ubicaron entre 0.924 y 0.957, superando ampliamente el criterio mínimo de 0.70. Esto confirma que los ítems asignados a cada constructo miden de manera consistente el mismo concepto subyacente.

Respecto a la validez convergente, todos los constructos alcanzaron valores de AVE superiores al umbral de 0.50 establecido por Fornell y Larcker (Hair, Risher, et al., 2019)yet concise, overview of the considerations and metrics required for partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM. La Ventaja Relativa obtuvo un AVE de 0.822, la Complejidad Tecnológica alcanzó 0.817 y el Uso de IA presentó un AVE de 0.803. Estos resultados mostrados en la Tabla 1, indican que cada variable explica más del 80% de la varianza de sus indicadores, lo que demuestra una adecuada captura del concepto teórico que representan, cumpliendo así el criterio de validez convergente.

Tabla 1.

Análisis de Confiablidad y Validez Convergente

	Alpha de Cronbach	Índice de Confiabilidad Compuesto	Average variance extracted (AVE)
Ventaja Relativa	0.933	0.957	0.822
Complejidad Tecnológica	0.925	0.947	0.817
Uso de IA	0.876	0.924	0.803

La validez discriminante del modelo se evaluó mediante los criterios de Fornell-Larcker y Heterotrait-Monotrait Ratio (HTMT). Según el criterio de Fornell-Larcker, la raíz cuadrada del AVE de cada constructo debe superar las correlaciones con las demás variables. Como se presenta la Tabla 2, esta condición se cumplió en todos los casos. La Complejidad Recnológica obtuvo una raía cuadrada del AVE de 0.904, superior a sus correlaciones con el Uso de IA (0.868) y la Ventaja Relativa (0.847). Por su parte, el Uso de IA presentó un valor de 0.896 mayor que sus correlaciones con la Complejidad Tecnológica y la Ventaja Relativa, ambas de 0.868.

Asimismo, la Ventaja Relativa alcanzó una raíz cuadrada del AVE de 0.939, superior a sus correlaciones con el Uso de IA (0.868) y la Complejidad Tecnlógica (0.847). Estos resultados indican que cada constructo explica en mayor medida la varianza de sus propios indicadores que la compartida con los demás constructos. De manera complementaria, los valores del índice HTMT se situaron por debajo del umbral recomendado de 0.85. En conjunto, ambos criterios confirman la adecuada validez discriminante de los constructos, demostrando que representan concpetos diferenciados y no redundantes en el modelo propuesto.

Tabla 2.

Validez Divergente

	Complejidad Tecnológica	Uso de IA	Ventaja Relativa
Complejidad Tecnológica	0.904		
Uso de IA	0.868	0.896	
Ventaja Relativa	0.847	0.868	0.939

Análisis del Modelo Estructural

De acuerdo con Hair et al. (2019), el modelo estructural representa de manera conceptual las relaciones entre los constructos o variables latentes, generalmente mediante un diagrama visual que muestra las conexiones explícitas entre ellos (ver Figura 1). La investigación permitió evaluar cómo la complejidad tecnológica y la ventaja relativa influyen en el uso de herramientas de inteligencia artificial en los procesos de reclutamiento de las empresas analizadas.

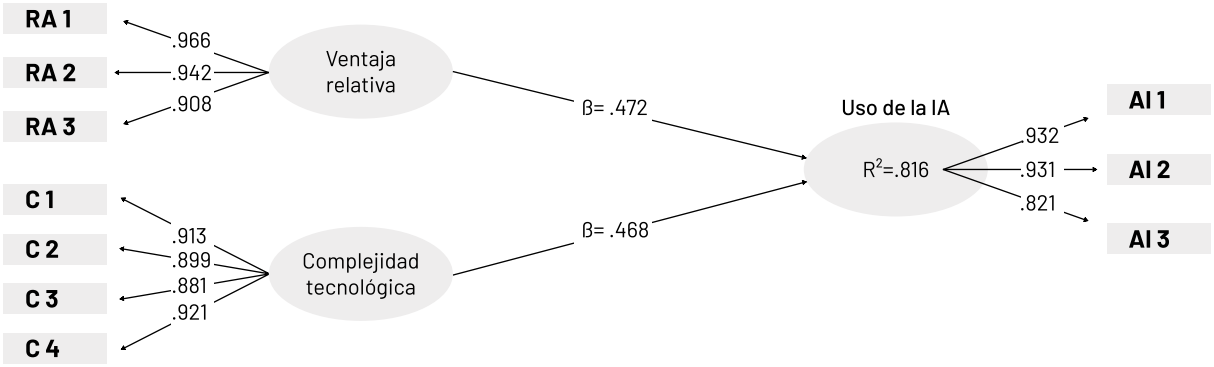
Las variables independientes indican un impacto significativo y positivo en el uso de la inteligencia artificial. La Ventaja Relativa muestra un coeficiente de trayectoria de 0.472 (p-valor < 0.05), lo cual indica que la intención de las organizaciones en el uso de la IA para los procesos de reclutamiento se incrementa conforme cosieran más ventajas al utilizarla. Este resultado confirma la H1, evidenciando que la percepción de utilidad es un factor que impulsa la adopción tecnológica.

La Complejidad Tecnológica tiene un coeficiente de 0.468 (p-valor < 0.05), lo significa que las empresas reconocen que implementar inteligencia artificial no conlleva mucha dificultad técnica, influyendo positivamente en su uso. Este resultado respalda la H2, confirmando que la complejidad no actúa necesariamente como un obstáculo en sí, sino como un elemento manejable que las empresas incluyen dentro de su proceso de transformación digital.

Los dos coeficientes tienen magnitudes similares y aportan significativamente al nivel explicativo del modelo, que llega a un R^2 de 0.816. Esto significa que la ventaja relativa y la complejidad tecnológica explican en conjunto el 81.6% de la variabilidad del Uso de IA, un valor muy alto en estudios sobre adopción tecnológica. Este resultado respalda la validez del modelo TOE adaptado al contexto ecuatoriano, especialmente en empresas con niveles de madurez digital en desarrollo.

Figura 5.

Modelo Estructural Analizado



Nota: Los valores en las flechas de medición representan las cargas estandarizadas. Los valores en las felchas estructurales representan los coeficientes de ruta estandarizados. El valor dentro del círculo del constructo endógeno indica el coeficiente de determinación (R^2).

Discusión de resultados

Los resultados de esta investigación ayudan en la comprensión más profunda de los factores que influyen en la adopción de inteligencia artificial (IA) en los procesos de reclutamiento dentro de las empresas de Latacunga. Coincidiendo con una amplia base de estudios previos, la Ventaja Relativa influye de forma positiva y significativa en el uso de la IA. En la adopción tecnológica de recursos humanos, uno de los principales factores es la afirmación de Siradhana y Arora (2024) y Tay et al. (2024) sobre los beneficios concretos como mayor eficiencia, reducción de sesgos, mejora en la calidad del talento seleccionado. De forma coherente, investigaciones realizadas por Badghish y Soomro (2024) y Lai et al. (2025) destacan que las organizaciones que identifican ventajas competitivas claras tienden a mantener y aumentar el uso de IA con el tiempo. En un contexto latinoamericano, los resultados confirman estos planteamientos, mostrando que en entornos con menor madurez digital, la percepción de utilidad sigue siendo el factor diferencial al usar IA en reclutamiento.

De lo propuesto en estudios previos, la complejidad tecnológica sobre el uso de inteligencia artificial difiere parcialmente. Aunque los resultados de la presente investigación contrarrestan a Pan et al. (2021) y Horani et al. (2023) quienes señalan que la complejidad percibida suele ser un obstáculo para la adopción tecnológica, sobre todo en organizaciones con recursos limitados o baja alfabetización digital. En el caso de las empresas de Latacunga, la complejidad no solo no impide la adopción, sino que se relaciona positivamente con ella. Este hallazgo podría interpretarse por los aportes de Alofan et al. (2025) y Sharma et al. (2022), quienes

indican que el impacto de la complejidad puede mitigarse e incluso revertirse cuando existen factores complementarios como la disposición a innovar, la necesidad de optimizar procesos o el apoyo organizacional. En contextos donde las empresas reconocen que la IA representa una oportunidad estratégica, la complejidad puede ser percibida como un reto técnico asumible y no como una limitación determinante.

El alto valor explicativo del modelo estructural (R^2 = 0.816) también es consistente con el enfoque TOE planteado por Tornatzky et al. (1990)the organizational context, and the environmental context (DePietro, Wiarda, & Fleischer, 1990 y estudios recientes sostienen que los factores tecnológicos son, en muchos casos, los predictores más robustos del comportamiento organizacional ante la adopción de tecnologías emergentes (Pan et al., 2021). Que dos constructos tecnológicos expliquen más del 80% de la variabilidad en el uso de IA evidencia que, en este contexto local, la decisión de incorporar IA depende fundamentalmente de percepciones técnicas y de utilidad, más que de factores organizacionales o ambientales.

Los resultados aportan evidencia empírica significante para comprender la adopción de IA en contextos latinoamericanos poco estudiados, demostrando que depende de la percepción estratégica que las organizaciones desarrollan frente a los beneficios y desafíos de la IA. La complejidad tecnológica se asocia positivamente con el uso de la IA en Latacunga constituyendo una contribución teórica significativa, cuestionando a que la complejidad actúa como barrea e introduce a la posibilidad de interpretarla como un reto superable en entornos de innovación. El estudio con lo mencionado añade matices conceptuales y prácticos que enriquecen la literatura y orientan a futuras intervenciones para fomentar la implementación efectiva de la IA en los procedimientos de reclutamiento del personal.

Conclusiones

El presente estudio basado desde un contexto latinoamericano poco explorado, analizó cómo influye la complejidad tecnológica y la ventaja relativa en el uso de la inteligencia artificial en los procesos de reclutamiento en empresas de Latacunga, aportando evidencia empírica. La ventaja relativa constituye un elemento clave para la adopción de IA, demostrando que las empresas que perciben ventajas como una mayor precisión, eficiencia y reducción de sesgos, presentando una mayor disposición de integrar estas herramientas en sus procesos de selección. Esto coincide con la literatura internacional y refuerza la importancia de comunicar y visibilizar los beneficios de la IA a nivel organizacional.

La investigación muestra que la complejidad tecnológica tiene un efecto positivo en el uso de la inteligencia artificial, en lugar de actuar como una barrera. Las empresas locales no perciben la complejidad como un impedimento, sino como un reto manejable en el marco de sus procesos de modernización. Esta interpretación concuerda con estudios recientes que plantean que, en empresas motivadas por la innovación, la complejidad no impide la adopción, sino que puede ser aceptada como elemento del cambio tecnológico. El modelo estructural obtenido presenta un alto poder explicativo (R^2 = 0.816), confirmando la importancia del marco TOE para comprender la adopción tecnológica en contextos emergentes.

Implicancias teóricas y prácticas

En relación con los vacíos identificados en la literatura, los hallazgos aportan evidencia sobre la adopción de inteligencia artificial en economías emergentes, especialmente en América Latina, donde las dinámicas tecnológicas, culturales y organizacionales difieren de las observadas en países industrializados (Bresciani et al., 2018; Malik et al., 2021). Los resultados muestran que, incluso en contextos con infraestructura tecnológica limitada, la percepción de utilidad, expresada mediante la ventaja relativa, y la valoración de la complejidad tecnológica influyen significativamente en la adopción de IA. Asimismo, el comportamiento particular de la complejidad en estos entornos abre nuevas líneas de investigación sobre posibles factores moderadores de carácter cultural, organizacional y económico. Desde una perspectiva práctica, las empresas de Latacunga y otras organizaciones interesadas en incoporar IA en sus procesos de reclutamiento deben fortalecer la comunicación interna sobre sus beneficios y demostrar su utilidad mediante resultados concretos, como la optiización de tiempos, la reducción de sesgos, la mejora en la selección de candidatos y la toma de decisiones basada en datos.

Referencias

alofan, F., Khalaf, B. F., & Allahham, M. (2025). Strategic drivers of AI-based recruitment system adoption in organizations. *International Journal of Innovative Research and Scientific Studies, 8*(3), 2570–2580. https://doi.org/10.53894/ijirss.v8i3.7053

Badghish, S., & Soomro, Y. A. (2024). Artificial intelligence adoption by SMEs to achieve sustainable business performance: Application of technology–organization–environment framework. *Sustainability, 16*(5), Article 1864. https://doi.org/10.3390/su16051864

Bresciani, S., Ferraris, A., & Del Giudice, M. (2018). The management of organizational ambidexterity through alliances in a new context of analysis: Internet of Things (IoT) smart city projects. *Technological Forecasting and Social Change, 136*, 331–338. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2017.03.002

Guenole, N., & Feinzig, S. (2018). *The business case for AI in HR: With insights and tips on getting started*. IBM Smarter Workforce Institute. https://research.gold.ac.uk/id/eprint/33662/

Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019a). *Multivariate data analysis* (8th ed.). Cengage.

Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2019b). When to use and how to report the results of PLS-SEM. *European Business Review, 31*(1), 2–24. https://doi.org/10.1108/EBR-11-2018-0203

Horani, O. M., Al-Adwan, A. S., Yaseen, H., Hmoud, H., Al-Rahmi, W. M., & Alkhalifah, A. (2025). The critical determinants impacting artificial intelligence adoption at the organizational level. *Information Development, 41*(3), 1055–1079. https://doi.org/10.1177/02666669231166889

Lai, M. K., May, A. Y. C., Tay, L. C., & Lim, K. G. (2025). Re-examining AI adoption antecedents and its potential effect on AI sustained use in small and medium enterprises (SMEs). *PaperASIA, 41*(1b), 292–305. https://doi.org/10.59953/paperasia.v41i1b.337

Malik, A., Pereira, V., & Budhwar, P. (2021). HRM in the global information technology (IT) industry: Towards multivergent configurations in strategic business partnerships. *Human Resource Management Review, 31*(3), Article 100743. https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2020.100743

Marler, J. H., & Boudreau, J. W. (2017). An evidence-based review of HR analytics. *The International Journal of Human Resource Management, 28*(1), 3–26. https://doi.org/10.1080/09585192.2016.1244699

Nazri, S., Ashaari, M. A., & Bakri, H. (2022). Exploring the adoption of artificial intelligence in institutions of higher learning. *Journal of Information System and Technology Management, 7*(27), 54–62. https://doi.org/10.35631/jistm.727004

Palos-Sanchez, P., Reyes-Menendez, A., & Saura, J. R. (2019). Modelos de adopción de tecnologías de la información y cloud computing en las organizaciones. *Información Tecnológica, 30*(3), 3–12. https://doi.org/10.4067/S0718-07642019000300003

Pan, Y., Froese, F., Liu, N., Hu, Y., & Ye, M. (2022). The adoption of artificial intelligence in employee recruitment: The influence of contextual factors. *The International Journal of Human Resource Management, 33*(6), 1125–1147. https://doi.org/10.1080/09585192.2021.1879206

Sharma, S., Singh, G., Islam, N., & Dhir, A. (2024). Why do SMEs adopt artificial intelligence-based chatbots? *IEEE Transactions on Engineering Management, 71*, 1773–1786. https://doi.org/10.1109/TEM.2022.3203469

Siradhana, N. K., & Arora, R. G. (2024). Examining the influence of artificial intelligence implementation in HRM practices using T-O-E model. *Vision: The Journal of Business Perspective*. Advance online publication. https://doi.org/10.1177/09722629241231458

Strohmeier, S. (2020). Digital human resource management: A conceptual clarification. *German Journal of Human Resource Management, 34*(3), 345–365. https://doi.org/10.1177/2397002220921131

Suen, H.-Y., Chen, M. Y.-C., & Lu, S.-H. (2019). Does the use of synchrony and artificial intelligence in video interviews affect interview ratings and applicant attitudes? *Computers in Human Behavior, 98*, 93–101. https://doi.org/10.1016/j.chb.2019.04.012

Tay, C. E., Ying, C. Y., Yeo, S. F., & Cheah, C. S. (2024). Revolutionizing recruitment: The rise of artificial intelligence in talent acquisition. *PaperASIA, 40*(6b), 191–199. https://doi.org/10.59953/paperasia.v40i6b.270

Tornatzky, L. G., Fleischer, M., & Chakrabarti, A. K. (1990). *The processes of technological innovation*. Lexington Books.

Van Esch, P., Black, J. S., & Ferolie, J. (2019). Marketing AI recruitment: The next phase in job application and selection. *Computers in Human Behavior, 90*, 215–222. https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.09.009

Williamson, O. E. (1989). Transaction cost economics. In R. Schmalensee and R. D. Willig (Eds.), *Handbook of industrial organization* (Vol. 1, pp. 135–182). Elsevier. https://doi.org/10.1016/S1573-448X(89)01006-X