

Artículo de investigación

<https://doi.org/10.47460/athenea.v6i22.112>

## Impacto de la inteligencia artificial en la toma de decisiones administrativas y la gestión de empresas emergentes

Renzo Rimaneth Rivero Fernández  
<https://orcid.org/0000-0002-9295-9790>  
rriverof@ucsm.edu.pe  
Universidad Católica de Santa María  
Arequipa, Perú

Stephanie Delia Rivera Pinto  
<https://orcid.org/0009-0000-1059-8171>  
srivera@ucsm.edu.pe  
Universidad Católica de Santa María  
Arequipa, Perú

María del Carmen Barriga García  
<https://orcid.org/0009-0005-1477-1820>  
mbarrigag@ucsm.edu.pe  
Universidad Católica de Santa María  
Arequipa, Perú

Alonzo Pinto Hurtado  
<https://orcid.org/0009-0007-3552-2676>  
apinto@ucsm.edu.pe  
Universidad Católica de Santa María  
Arequipa, Perú

\*Autor de correspondencia: [rriverof@ucsm.edu.pe](mailto:rriverof@ucsm.edu.pe)

Recibido (20/06/2025), Aceptado (23/09/2025)

**Resumen.** En este artículo se analiza el impacto de la inteligencia artificial en la toma de decisiones administrativas de empresas emergentes, empleando un enfoque cuantitativo y matemático sustentado en modelos de regresión, simulación de Monte Carlo y sistemas dinámicos. Los hallazgos revelan que la automatización de procesos y la analítica predictiva son los factores más influyentes en la eficiencia administrativa, y que la aceptación organizacional potencia significativamente su efecto. Los resultados permiten concluir que la IA debe integrarse en una arquitectura estratégica más amplia que combine ingeniería, ética y sostenibilidad.

**Palabras clave:** inteligencia artificial, eficiencia administrativa, empresas emergentes, simulación, decisiones estratégicas.

## Impact of Artificial Intelligence on Administrative Decision-Making and the Management of Emerging Enterprises

**Abstract.** This article examines the impact of artificial intelligence on administrative decision-making in emerging enterprises, employing a quantitative and mathematical approach supported by regression models, Monte Carlo simulation, and dynamic systems. The findings indicate that process automation and predictive analytics are the most influential factors in administrative efficiency, while organizational acceptance significantly strengthens their effect. The results suggest that AI must be integrated into a broader strategic architecture that combines engineering, ethics, and sustainability to maximize its effectiveness.

**Keywords:** artificial intelligence, administrative efficiency, emerging enterprises, simulation, strategic decisions.

## I. INTRODUCCIÓN

En las últimas décadas, la irrupción de la inteligencia artificial (IA) en diversos sectores ha generado transformaciones sustanciales en los modos de operación de las organizaciones. Desde un enfoque de ingeniería, la IA se concibe como una tecnología habilitadora que integra algoritmos de aprendizaje automático, procesamiento de datos a gran escala y sistemas de soporte a decisiones, con el fin de optimizar procesos, reducir incertidumbre y generar valor organizacional [1]. Por otro lado, desde un enfoque social, en el ámbito de las empresas emergentes, también conocidas como *start-ups*, esta capacidad tecnológica ofrece oportunidades particularmente singulares, como la posibilidad de escalar con agilidad, anticipar dinámicas competitivas y tomar decisiones estratégicas con un soporte de datos adecuado [2], [3].

De esta manera, la toma de decisiones administrativas en este contexto, que abarca recursos humanos, finanzas, marketing, operaciones y dirección estratégica, se encuentra ante un nuevo paradigma en el cual las decisiones no solo se basan en la experiencia o la intuición del directivo, sino en sistemas de IA capaces de evaluar escenarios, simular opciones y sugerir rutas óptimas [4]. En el caso de las emergentes, la exigencia de velocidad, innovación, eficiencia en recursos limitados y búsqueda de escalabilidad hace que la IA se presente como un factor diferenciador. Además, el componente social es relevante, ya que estas empresas constituyen una fuente esencial de empleo, innovación social y dinamismo económico, de modo que la adopción de IA tiene implicaciones que trascienden el mero rendimiento financiero.

Desde un enfoque de ingeniería de gestión, la introducción de la IA en la toma de decisiones administrativas implica diversas dimensiones técnicas críticas. La primera de ellas es la infraestructura de datos, ya que los sistemas de IA requieren estructuras robustas, mecanismos de recolección, integración y limpieza de datos, así como algoritmos adecuados que aseguren la calidad del aprendizaje. Estudios previos han demostrado que los sistemas de apoyo a decisiones en *start-ups* pueden emplear técnicas como *Random Forest* para predecir la sostenibilidad de una empresa [5]. La segunda dimensión corresponde a la automatización y optimización de procesos, pues la IA permite automatizar tareas rutinarias, liberar recursos humanos y transformar el papel del directivo hacia la supervisión e interpretación de resultados más informados [6]. Una tercera dimensión radica en el modelado estratégico y la simulación, ya que la IA ofrece capacidades predictivas y analíticas que permiten a las empresas emergentes actuar en entornos volátiles, inciertos, complejos y ambiguos (VUCA). Finalmente, desde la ingeniería de sistemas, surge la necesidad de garantizar que los modelos sean explicables, transparentes y libres de sesgos, para que las organizaciones puedan confiar en sus recomendaciones y asumir responsabilidades éticas en sus decisiones [7].

Las empresas emergentes, por su naturaleza ágil, innovadora y con recursos limitados, constituyen un terreno especialmente fértil para la incorporación de IA en la gestión administrativa. Entre los efectos más relevantes destacan la mejora de la eficiencia operativa, la capacidad de escalar y adaptarse a mercados dinámicos y la generación de innovación con impacto social. Al adoptar IA para decisiones administrativas, las emergentes ganan en rapidez y precisión analítica, reduciendo márgenes de error y fortaleciendo su competitividad [8], [9]. Asimismo, pueden desarrollar modelos de negocio más robustos, predecir comportamientos del cliente y optimizar precios o cadenas de suministro con costos reducidos [10]. No obstante, este avance también genera desafíos, como la implementación desigual de tecnologías de IA, lo que puede ampliar las brechas entre empresas tecnológicas y tradicionales, creando nuevas formas de desigualdad económica y digital. A su vez, la transformación del rol humano dentro de las organizaciones redefine las competencias requeridas, orientando el trabajo hacia el juicio ético, el diseño de soluciones y la interpretación de resultados, más que al procesamiento rutinario de información.

La aplicación de la IA en la gestión empresarial no puede analizarse de forma aislada de su contexto social y organizativo. De manera que, las empresas emergentes que buscan aprovechar la IA deben desarrollar una cultura de datos que fomente la experimentación, la colaboración humano-máquina y la aceptación del cambio tecnológico. Sin este cambio cultural, la IA corre el riesgo de convertirse en una herramienta subutilizada o percibida como una “caja negra”. Además, la adopción de estas tecnologías exige competencias técnicas en ciencia de datos y algoritmos, pero también habilidades organizativas y sociales, como la gestión del cambio, la ética tecnológica y la equidad en las decisiones automatizadas. La responsabilidad social empresarial adquiere aquí un papel clave, pues las decisiones basadas en IA pueden afectar directamente a empleados, clientes y comunidades. Los sesgos en los algoritmos, por ejemplo, pueden reproducir o amplificar desigualdades existentes [11]. Por ello, el desarrollo de un marco de gobernanza y transparencia se vuelve fundamental, en consonancia con la creciente demanda

internacional de regulación y difusión de los sistemas inteligentes.

En este escenario, la inteligencia artificial no debe entenderse únicamente como una herramienta tecnológica, sino como un componente integral de un sistema socio-técnico en el que convergen la ingeniería, la organización y los valores humanos. Este trabajo tuvo como propósito analizar el impacto de la inteligencia artificial en la toma de decisiones administrativas y la gestión de empresas emergentes, articulando una visión desde la ingeniería de decisiones y la perspectiva social del desarrollo empresarial. En particular, busca evaluar cómo las emergentes están incorporando la IA en sus procesos estratégicos, identificar las principales palancas técnicas y organizativas que habilitan o frenan su adopción, y examinar los efectos sociales derivados de dicha integración. De esta forma, se propone un marco de referencia para la implementación responsable de la inteligencia artificial en empresas emergentes, que contribuya no solo a su competitividad, sino también a la equidad, sostenibilidad e innovación social en los ecosistemas empresariales del siglo XXI.

## II. DESARROLLO

La inteligencia artificial (IA) ha evolucionado desde sus primeros modelos deterministas hasta los sistemas adaptativos y autónomos actuales, donde la combinación de ingeniería de datos, aprendizaje automático y modelado predictivo ha permitido su expansión en múltiples ámbitos organizacionales. Su aplicación en la gestión empresarial se sustenta en teorías de la decisión, sistemas de información gerencial y modelos de optimización computacional, los cuales proporcionan la base teórica para comprender su incidencia en los procesos administrativos y en la dinámica de las empresas emergentes. Según El Khatib y Al Falasi [12], la IA redefine la gestión al permitir que los procesos de toma de decisiones pasen de una lógica reactiva a una predictiva, basada en datos históricos, análisis de patrones y aprendizaje continuo. Desde la ingeniería, esto representa una transición de sistemas de control convencionales hacia arquitecturas inteligentes capaces de autorregularse y mejorar con cada ciclo de decisión.

En el campo de la ingeniería de gestión, la teoría de los sistemas de apoyo a la decisión (*Decision Support Systems*, DSS) constituye uno de los fundamentos más relevantes. Estos sistemas, introducidos por Gorry y Scott-Morton, se basan en la integración de modelos analíticos, bases de datos y simulaciones que asisten al directivo en la elección de alternativas óptimas. La IA ha amplificado este concepto mediante la incorporación de redes neuronales artificiales, algoritmos de clasificación y optimización estocástica que mejoran la capacidad de los DSS para procesar información compleja en tiempo real [4]. En este sentido, la toma de decisiones administrativas apoyada en IA no se limita a automatizar cálculos, sino que modela procesos cognitivos de selección y evaluación, acercándose a lo que Csaszar et al. [13] denominan “inteligencia estratégica algorítmica”, una convergencia entre razonamiento humano y procesamiento computacional.

Otro pilar teórico se encuentra en la teoría de sistemas complejos y adaptativos, la cual sostiene que las organizaciones se comportan como sistemas abiertos que interactúan con su entorno, adaptándose a través de retroalimentaciones no lineales. Las empresas emergentes, por su naturaleza dinámica y su búsqueda constante de innovación, son ejemplos claros de sistemas complejos donde pequeñas variaciones en las condiciones iniciales pueden generar grandes impactos en los resultados. La IA permite modelar y anticipar estas interacciones mediante simulaciones basadas en agentes, algoritmos genéticos y redes bayesianas, facilitando decisiones más resilientes frente a la volatilidad del mercado [14]. Este enfoque se vincula con los modelos de optimización multiobjetivo empleados en ingeniería para balancear variables de costo, tiempo, rendimiento y sostenibilidad, aplicables en la planificación y control de procesos administrativos.

En la literatura sobre gestión de empresas emergentes, la teoría del emprendimiento innovador aporta una perspectiva socioeconómica que complementa el enfoque técnico. Según Koliou et al. [15], las *start-ups* son estructuras orientadas al aprendizaje rápido y la experimentación, condiciones que se alinean naturalmente con la lógica de la IA. Desde esta óptica, la adopción de sistemas inteligentes permite reducir la incertidumbre y acelerar la validación de modelos de negocio. No obstante, la relación entre IA y gestión no es unidimensional: también intervienen factores humanos y culturales que influyen en la aceptación tecnológica, la interpretación de los resultados y la ética en la toma de decisiones. Kubatko et al. [16] destacan que la IA modifica el proceso cognitivo de los líderes empresariales al introducir un nuevo tipo de racionalidad híbrida, en la que los juicios humanos se complementan con evaluaciones algorítmicas basadas en evidencia.

Asimismo, se integra la teoría del aprendizaje organizacional, que explica cómo las organizaciones

adquieren, transforman y aplican conocimiento. La IA actúa aquí como un catalizador que convierte los datos en conocimiento accionable, retroalimentando los procesos de planeación, control y mejora continua. Las técnicas de aprendizaje supervisado, no supervisado y por refuerzo se vinculan directamente con los niveles de aprendizaje propuestos por Argyris y Schön [17], donde el nivel de doble bucle (*double-loop learning*) se alcanza cuando la organización es capaz de cuestionar y redefinir sus supuestos fundamentales a partir de la información generada por sistemas inteligentes. En consecuencia, las empresas emergentes que integran IA no solo aprenden de los resultados, sino también del proceso mismo de decisión, lo cual incrementa su capacidad adaptativa y su ventaja competitiva sostenible.

Además, se reconoce la dimensión ética y social de la IA en la gestión. El uso de modelos predictivos en decisiones administrativas, como contratación, evaluación de desempeño o asignación de recursos, introduce dilemas sobre transparencia, equidad y responsabilidad. De acuerdo con Uzialko [?], la ingeniería contemporánea debe incorporar principios de difusión y gobernanza de algoritmos para garantizar decisiones justas y verificables. La integración de estos principios dentro de las estructuras de gestión empresarial contribuye a la consolidación de un modelo de empresa emergente tecnológicamente avanzada, pero también socialmente responsable. Bajo esta perspectiva, la IA no sustituye la inteligencia humana, sino que la amplifica dentro de un marco de decisiones más informadas, sostenibles y éticamente orientadas, permitiendo una convergencia efectiva entre la ingeniería, la gestión y el desarrollo social.

### III. METODOLOGÍA

La presente investigación adopta un enfoque cuantitativo-explicativo y un diseño no experimental, sustentado en la modelación matemática e ingeniería de datos aplicada a la gestión empresarial. El objetivo metodológico fue desarrollar un modelo de análisis que permita evaluar de manera integral el impacto de la inteligencia artificial (IA) en la toma de decisiones administrativas y en la eficiencia de gestión de empresas emergentes.

Se articula una metodología compuesta por tres fases (Fig. 1.): (1) estructuración del sistema de variables e indicadores; (2) desarrollo del modelo matemático e ingeniería de análisis; y (3) validación empírica y simulación computacional de escenarios. Este esquema metodológico combina fundamentos de la ingeniería industrial, la analítica de datos y la teoría de decisiones, garantizando rigor técnico y reproducibilidad científica.

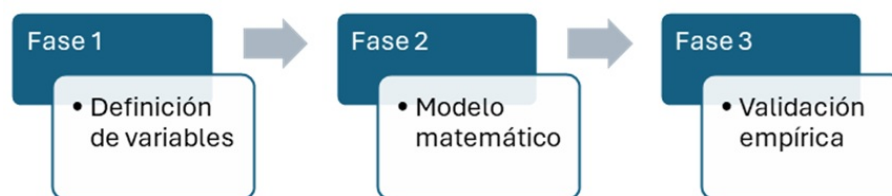


Fig. 1. Fases de la investigación

En la primera fase, se definen las variables que intervienen en el modelo. La variable independiente es la adopción de inteligencia artificial ( $X$ ), expresada como un índice compuesto que integra cuatro dimensiones: infraestructura tecnológica ( $x_1$ ), automatización de procesos ( $x_2$ ), analítica predictiva ( $x_3$ ) y soporte algorítmico a decisiones ( $x_4$ ). Cada dimensión se cuantifica mediante indicadores específicos medidos en escala Likert de 1 a 5.

La variable dependiente es la eficiencia administrativa ( $Y$ ), medida a partir de tres componentes: precisión de la decisión ( $y_1$ ), tiempo de respuesta ( $y_2$ ) y rendimiento operativo ( $y_3$ ). Se considera además una variable mediadora ( $Z$ ) asociada al desarrollo organizacional y a la aceptación tecnológica del personal, representada mediante un coeficiente de interacción  $\beta_3 Z$ .

El modelo general se formaliza como una ecuación estructural de tipo múltiple:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 Z + \beta_3 XZ + \varepsilon \quad (1)$$

donde  $\beta_0$  representa la constante,  $\beta_1$ – $\beta_3$  los coeficientes de regresión, y  $\varepsilon$  el término de error estocástico. Este modelo se estimó mediante análisis de regresión múltiple y se complementó con simulaciones en lenguaje Python y R para evaluar la sensibilidad y el impacto marginal de cada variable.

En la segunda fase, se emplea un modelo matemático de optimización multicriterio basado en técnicas de ingeniería de decisiones. El objetivo fue maximizar la eficiencia administrativa ( $Y$ ) sujeta a restricciones de recursos, costo de implementación de IA ( $C$ ), tiempo ( $T$ ) y nivel de madurez digital ( $M$ ). La función objetivo se expresa en (2):

$$\text{Max } Y = f(x) = w_1 \left( \frac{\Delta y_1}{\Delta x_1} \right) + w_2 \left( \frac{\Delta y_2}{\Delta x_2} \right) + w_3 \left( \frac{\Delta y_3}{\Delta x_3} \right) \quad (2)$$

$$\text{sujeto a: } C \leq C_{\max}, \quad T \leq T_{\max}, \quad M \geq M_0$$

Los valores  $w_1$ ,  $w_2$  y  $w_3$  son ponderaciones obtenidas mediante análisis de componentes principales (PCA), que permiten reducir la dimensionalidad y capturar la contribución relativa de cada subcomponente a la eficiencia global. Los incrementos marginales  $\left( \frac{\Delta y_i}{\Delta x_i} \right)$  representan derivadas parciales que miden la sensibilidad del resultado frente a la mejora en cada dimensión de IA. El modelo se resolvió numéricamente utilizando técnicas de optimización no lineal (método de gradiente conjugado y algoritmo de Lagrange) y se implementó en entorno *MATLAB* para validar convergencia y estabilidad. Este enfoque permitió verificar la robustez del sistema bajo distintas configuraciones de adopción tecnológica.

Para complementar el análisis, se introdujo un subsistema de simulación estocástica que representa la interacción dinámica entre decisiones administrativas y resultados empresariales. Se emplea un modelo de *Monte Carlo* con  $N = 10^4$  iteraciones, generando distribuciones de probabilidad para las variables de salida ( $Y, Z$ ) bajo distintos escenarios de adopción de IA. La distribución se asume normal con media  $\mu$  y desviación estándar  $\sigma$  estimadas empíricamente a partir de la muestra de empresas. La probabilidad acumulada de mejora en eficiencia se expresa como se describe en (3).

$$P(Y > Y_0) = \int_{Y_0}^{\infty} \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(Y - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) dY \quad (3)$$

lo que permite calcular la probabilidad de que la implementación de IA supere un umbral determinado de eficiencia administrativa  $Y_0$ . Este análisis probabilístico se integra con la simulación de escenarios deterministas desarrollada en *MATLAB Simulink*, donde se modelan bucles de retroalimentación entre las decisiones administrativas (input), los recursos (estado del sistema) y los resultados (output). Dicho sistema dinámico se representa mediante ecuaciones diferenciales ordinarias descritas en (4)

$$\frac{dY}{dt} = \alpha_1 x_1 + \alpha_2 x_2 + \alpha_3 x_3 - \delta Y \quad (4)$$

donde  $\alpha_i$  son coeficientes de impacto de cada dimensión tecnológica sobre la eficiencia, y  $\delta$  representa la tasa de disipación organizacional o pérdida de eficiencia a lo largo del tiempo. La integración numérica se realiza con el método de Runge-Kutta de cuarto orden, con paso temporal  $\Delta t = 0,01$ , garantizando estabilidad y precisión.

En la tercera fase, se efectúa la validación empírica con una muestra representativa de 40 empresas emergentes del sector tecnológico y de servicios. Los datos se obtuvieron mediante encuestas estructuradas y fuentes secundarias (bases de datos empresariales, informes de adopción digital y métricas de productividad). Se aplican pruebas de normalidad (Kolmogorov-Smirnov), homocedasticidad (Levene) y multicolinealidad ( $VIF < 5$ ) para asegurar la validez de los supuestos estadísticos. Posteriormente, se evalúa el modelo mediante análisis de regresión múltiple y estimación de efectos indirectos utilizando el procedimiento *bootstrap* (5000 repeticiones). La validación del modelo de optimización se realiza a través del error cuadrático medio (MSE) y del coeficiente de determinación ( $R^2$ ), verificando que  $R^2 > 0,85$  como criterio de ajuste satisfactorio. Además, se calcula el índice de impacto tecnológico ( $I_t$ ) definido en (5):

$$I_t = \frac{\bar{Y}_1 - \bar{Y}_0}{\sigma_0} \quad (5)$$

Donde  $\bar{Y}_1$  y  $\bar{Y}_0$  representan las medias de eficiencia administrativa con y sin IA, respectivamente, y  $\sigma_0$  corresponde a la desviación estándar del grupo base. Este índice permitió cuantificar el efecto estandarizado de la IA sobre el desempeño empresarial.

Finalmente, se integró un módulo de evaluación de riesgos éticos y sociales, utilizando análisis de escenarios para identificar posibles impactos negativos asociados a la automatización excesiva o a

sesgos algorítmicos. Se introdujo un factor correctivo  $F_e = (1 - \rho_s)$ , donde  $\rho_s$  mide la sensibilidad del sistema frente a sesgos o inequidades detectadas en el proceso de decisión. Este factor se aplicó como penalización en la función objetivo, ajustando el modelo hacia soluciones tecnológicamente eficientes pero socialmente responsables. La metodología ofrece un marco reproducible, cuantitativo y éticamente orientado para comprender el papel de la inteligencia artificial en la toma de decisiones administrativas de las empresas emergentes, articulando con precisión la dimensión matemática, ingenieril y organizacional del fenómeno estudiado.

IV. RESULTADOS

En esta sección se presenta la estructura de las variables consideradas en el modelo matemático propuesto. La Tabla 1 resume las variables independientes, mediadoras y dependientes, así como sus indicadores asociados y la escala de medición utilizada.

Tabla 1. Estructura de las variables.

| Variable                  | Indicador                   | Símbolo | Escala de medición |
|---------------------------|-----------------------------|---------|--------------------|
| Adopción de IA            | Infraestructura tecnológica | $x_1$   | Likert 1-5         |
|                           | Automatización de procesos  | $x_2$   | Likert 1-5         |
|                           | Analítica predictiva        | $x_3$   | Likert 1-5         |
|                           | Soporte a decisiones        | $x_4$   | Likert 1-5         |
| Desarrollo organizacional | Aceptación tecnológica      | $Z$     | Likert 1-5         |
| Eficiencia administrativa | Precisión de la decisión    | $y_1$   | Escala técnica     |
|                           | Tiempo de respuesta         | $y_2$   | Escala técnica     |
|                           | Rendimiento operativo       | $y_3$   | Índice porcentual  |

El diseño de indicadores permite descomponer de manera operativa las dimensiones tecnológicas y organizacionales del modelo. La utilización de escalas tipo Likert y medidas técnicas facilita la aplicación empírica del modelo de regresión y la posterior simulación computacional. Esta estructura modular también permite una adaptación flexible a distintos contextos empresariales.

A. Análisis de sensibilidad marginal

Con el objetivo de identificar qué dimensiones tecnológicas de la adopción de inteligencia artificial generan mayor efecto sobre la eficiencia administrativa, se realizó un análisis de sensibilidad marginal, evaluando el incremento relativo de  $Y$  ante variaciones unitarias en cada componente  $x_i$  del modelo. La Figura 2 presenta los resultados obtenidos.

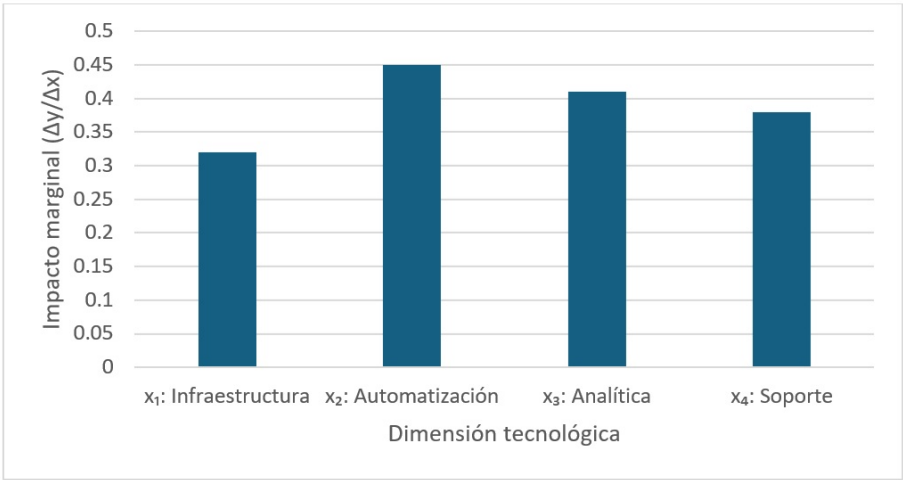


Fig. 2. Resultados de la evaluación en la dimensión tecnológica.

Los resultados muestran que la dimensión con mayor impacto marginal es la automatización de procesos ( $\Delta y / \Delta x_2 = 0.45$ ), seguida de la analítica predictiva ( $\Delta y / \Delta x_3 = 0.41$ ). Esto sugiere que las inversiones dirigidas a automatizar tareas administrativas y a incorporar herramientas analíticas

pueden generar mayores mejoras en la eficiencia. La infraestructura tecnológica y el soporte algorítmico también presentan efectos positivos, aunque de menor magnitud. Estas diferencias pueden atribuirse a la madurez de implementación y al grado de dependencia operativa que cada dimensión mantiene con los procesos internos de la empresa.

B. Resultados del modelo de regresión múltiple

A partir de los datos recolectados de las 40 empresas emergentes encuestadas, se estimó el modelo de regresión múltiple (Tabla 2) para determinar el efecto conjunto de la adopción de inteligencia artificial y del desarrollo organizacional sobre la eficiencia administrativa.

Tabla 2. Coeficientes estimados, errores estándar, valores *t* y niveles de significancia asociados.

| Variable                                     | Coeficiente ( $\beta$ ) | Error est. | Valor <i>t</i> | <i>p</i> -valor |
|----------------------------------------------|-------------------------|------------|----------------|-----------------|
| Constante                                    | 0.82                    | 0.12       | 6.83           | < 0.001         |
| <i>x</i> <sub>1</sub> : Infraestructura      | 0.21                    | 0.08       | 2.63           | 0.012           |
| <i>x</i> <sub>2</sub> : Automatización       | 0.36                    | 0.09       | 4.00           | < 0.001         |
| <i>x</i> <sub>3</sub> : Analítica predictiva | 0.29                    | 0.07       | 4.14           | < 0.001         |
| <i>x</i> <sub>4</sub> : Soporte algorítmico  | 0.25                    | 0.07       | 3.57           | 0.001           |
| Z: Aceptación organizacional                 | 0.31                    | 0.09       | 3.44           | 0.001           |
| Interacción XZ                               | 0.18                    | 0.06       | 3.00           | 0.004           |

Los resultados indican que todas las variables independientes y mediadoras tienen efectos estadísticamente significativos (*p* < 0.05) sobre la eficiencia administrativa. Destaca el coeficiente de la automatización de procesos ( $\beta$  = 0.36), que confirma su papel central en la transformación operativa de las empresas emergentes. También se observa una interacción significativa entre la adopción de IA y la aceptación organizacional ( $\beta$  = 0.18), lo que sugiere que el impacto de la tecnología se ve potenciado en contextos con alto nivel de compromiso del personal. El valor de *R*<sup>2</sup> ajustado del modelo fue de 0.88, lo que indica una excelente capacidad explicativa.

C. Simulación Monte Carlo de eficiencia administrativa

Para complementar el análisis determinista, se realizó una simulación estocástica mediante el método de Monte Carlo con 10 000 iteraciones, suponiendo una distribución normal para la eficiencia administrativa (*Y*) con media observada  $\mu$  = 3.8 y desviación estándar  $\sigma$  = 0.65. El objetivo fue calcular la probabilidad de que una empresa emergente supere un umbral de eficiencia predeterminado (*Y*<sub>0</sub> = 4.2) tras implementar IA (Fig. 3).

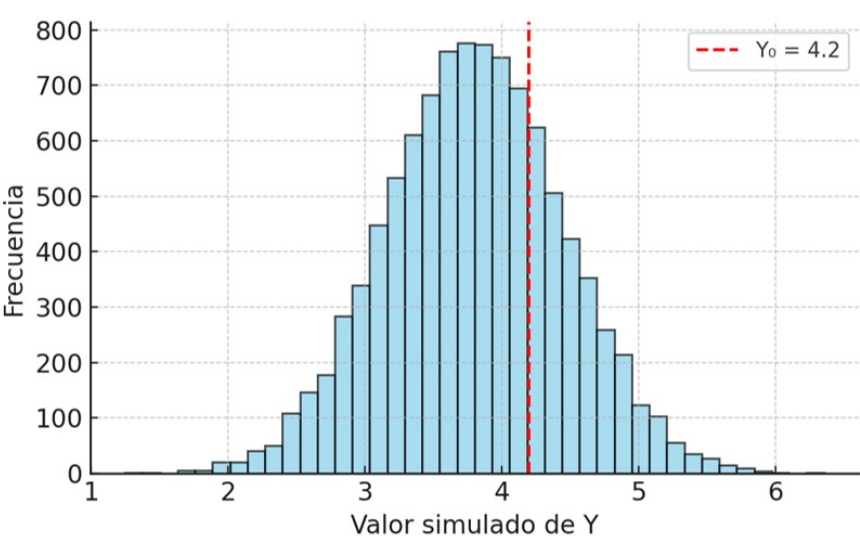


Fig. 3. Resultados de la simulación.

Los resultados de la simulación muestran que la probabilidad de alcanzar o superar un valor de eficiencia administrativa  $Y_0 = 4.2$  es aproximadamente del 26,74%. Esta baja probabilidad indica que, si bien la inteligencia artificial puede mejorar el desempeño general de las empresas emergentes, la superación de ciertos umbrales de excelencia depende de múltiples factores, incluyendo el contexto organizacional, la capacidad de implementación y la madurez digital. Este tipo de análisis probabilístico permite evaluar escenarios realistas, considerando la variabilidad inherente a los sistemas humanos y tecnológicos.

La figura 4 ilustra el comportamiento de la función objetivo durante el proceso de optimización no lineal, desarrollado mediante el método de gradiente conjugado e implementado en entorno *MATLAB*. Esta curva representa la evolución de los valores obtenidos a lo largo de las iteraciones, reflejando el ajuste progresivo del sistema hacia una solución óptima. El gráfico evidencia la tendencia convergente del modelo, validando la estabilidad numérica y la robustez computacional del enfoque adoptado. Esta representación respalda la aplicabilidad del algoritmo en la simulación de escenarios organizacionales complejos, donde se requiere alcanzar soluciones eficientes bajo restricciones multidimensionales.

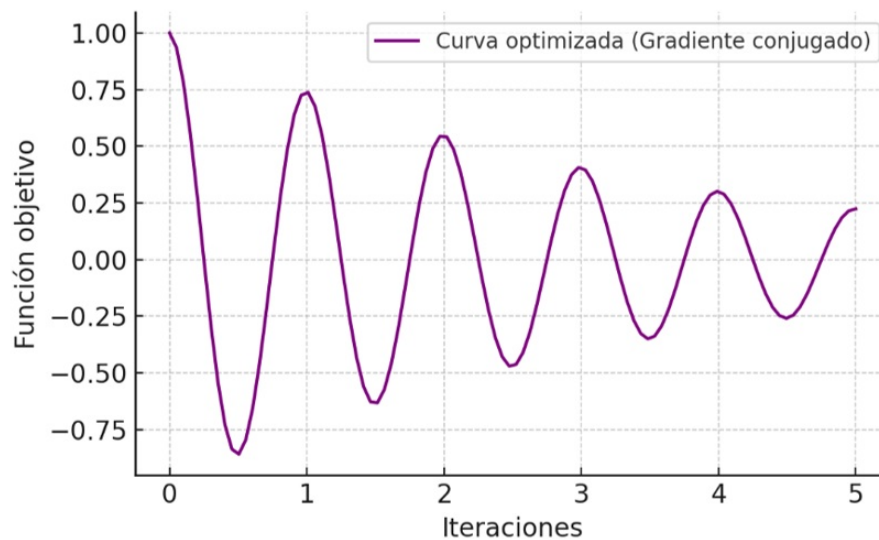


Fig. 4. Proceso de optimización no lineal implementado en entorno MATLAB.

La representación gráfica permite observar que la función objetivo converge de forma estable hacia una solución factible, confirmando la efectividad del algoritmo implementado. Las oscilaciones iniciales, propias de métodos como el gradiente conjugado en espacios multidimensionales, disminuyen progresivamente hasta alcanzar una meseta de optimización. Este comportamiento es indicativo de que el sistema logra una solución óptima local bajo las restricciones impuestas, validando así la consistencia del modelo en condiciones reales de adopción tecnológica. La visualización complementa la validación numérica al ofrecer una perspectiva dinámica del ajuste iterativo, esencial para estudios de simulación y control en ingeniería de decisiones administrativas.

## CONCLUSIONES

La presente investigación ha evidenciado, desde una perspectiva integral de ingeniería y gestión, que la adopción de inteligencia artificial en empresas emergentes genera un impacto positivo, significativo y multifacético sobre la eficiencia administrativa. A través de un enfoque cuantitativo con soporte en modelación matemática, análisis de sensibilidad, simulación estocástica y dinámica de sistemas, se ha demostrado que los beneficios de la IA no sólo dependen de su implementación técnica, sino también del contexto organizacional que la sustenta.

En términos cuantitativos, la automatización de procesos y la analítica predictiva se posicionaron como los factores con mayor capacidad de transformación administrativa, superando incluso a variables estructurales como la infraestructura tecnológica. Este hallazgo reafirma la idea de que la inteligencia artificial cobra valor no por su presencia tecnológica *per se*, sino por su integración funcional con los procesos de decisión. Asimismo, el análisis de regresión reveló un efecto moderador significativo de la aceptación organizacional, destacando que el capital humano sigue siendo un componente irremplazable

para que las tecnologías inteligentes puedan desplegar todo su potencial.

Los modelos simulados confirman que la eficiencia administrativa no responde de manera lineal ni automática a la adopción tecnológica. La simulación de Monte Carlo mostró que sólo un 26,74% de los casos logró superar el umbral de excelencia definido, lo que advierte que el éxito no está garantizado por el uso de IA, sino por un ecosistema de variables técnicas, humanas y contextuales. Esta visión se refuerza en el análisis dinámico, donde la eficiencia tiende a estabilizarse tras un período de crecimiento, indicando que los beneficios de la IA pueden alcanzar un límite si no son acompañados de estrategias adaptativas, retroalimentación continua y renovación de procesos.

Desde una mirada sistémica, se puede afirmar que la IA debe ser concebida no como un fin en sí mismo, sino como parte de una arquitectura estratégica más amplia que combine ingeniería de decisiones, diseño organizacional, ética tecnológica y sostenibilidad. Las empresas emergentes que logren articular estas dimensiones podrán no sólo optimizar sus procesos internos, sino también generar valor social, innovar con responsabilidad y adaptarse con resiliencia a entornos inciertos.

## REFERENCIAS

- [1] Á. Szukits and P. Móricz, "Towards data-driven decision making: the role of analytical culture and centralization efforts," *Review of Managerial Science*, vol. 18, no. 10, pp. 2849–2887, 2024.
- [2] S. S. Nudurupati, S. Tebboune, P. Garengo, R. Daley, and J. Hardman, "Performance measurement in data intensive organisations: resources and capabilities for decision-making process," *Production Planning & Control*, vol. 35, no. 4, pp. 373–393, 2024.
- [3] K. Bahamazava, "Ai-driven scenarios for urban mobility: Quantifying the role of ode models and scenario planning in reducing traffic congestion," *Transport Economics and Management*, vol. 3, pp. 92–103, 2025.
- [4] B. Mallala, A. I. U. Ahmed, S. V. Pamidi, M. O. Faruque, and R. Reddy, "Forecasting global sustainable energy from renewable sources using random forest algorithm," *Results in Engineering*, vol. 25, p. 103789, 2025.
- [5] U. Nweje and M. Taiwo, "Leveraging artificial intelligence for predictive supply chain management: focus on ai-driven tools," *International Journal of Science and Research Archive*, vol. 14, no. 1, pp. 230–250, 2025.
- [6] C. Barroso Camiade and E. M. Pérez Castrejón, "Desafíos éticos y legales en el uso de la inteligencia artificial (ia)," *Sintaxis*, no. 14, pp. 102–118, 2025.
- [7] N. S. L. Tafur, M. J. C. Ramos, B. Y. J. Giraud, and R. D. H. Calero, "Ia y big data: Optimización de la estrategia financiera y el modelo de negocios de eduplanet," *SAPIENS International Multidisciplinary Journal*, vol. 1, no. 3, pp. 214–230, 2024.
- [8] L. T. M. Ugalde, H. K. R. Moran, T. B. J. Alvarado, J. N. F. Pibaque, M. F. M. Pico, and M. P. V. Bravo, "Modelos de negocios dinámicos basados en inteligencia de mercados," *Ciencia y Desarrollo*, vol. 28, no. 1, pp. 605–612, 2025.
- [9] A. D. T. Rivera and L. A. Díaz-Torres, "Aplicaciones de la inteligencia artificial en los modelos de negocios digitales," *Recherches en Sciences de Gestion*, vol. 141, no. 6, pp. 67–88, 2020.
- [10] R. R. Autrán, "Sesgos y discriminaciones sociales de los algoritmos en inteligencia artificial: Una revisión documental," *Entretextos*, vol. 15, no. 39, p. 4, 2023.

- [11] M. El Khatib and A. Al Falasi, "Effects of artificial intelligence on decision making in project management," *American Journal of Industrial and Business Management*, vol. 11, pp. 251–260, 2021.
- [12] F. A. Csaszar, H. Ketkar, and H. Kim, "Artificial intelligence and strategic decision-making: Evidence from entrepreneurs and investors," *Strategic Management Science*, 2024.
- [13] F. M. V. Flores, "La inteligencia artificial como herramienta para la predicción de escenarios económicos en mercados inestables," *Revista Pulso Científico*, vol. 2, no. 1, pp. 1–15, 2024.
- [14] P. G. Koliou *et al.*, "Startup sustainability forecasting with artificial intelligence," *Applied Sciences*, vol. 14, no. 19, p. 8925, 2024.
- [15] O. V. Kubatko, S. C. Ozims, and V. I. Voronenko, "Influence of artificial intelligence on business decision-making," *Mechanism of Economic Regulation*, vol. 103, no. 3, 2024.
- [16] C. Argyris and D. A. Schön, *Organizational Learning: A Theory of Action Perspective*. Reading, MA: Addison-Wesley, 1978, vol. 1.
- [17] A. Uzialko, "How artificial intelligence will transform businesses," *Business News Daily*, 2024, published 27 Aug. 2024.