



UNIVERSIDAD
CATÓLICA
DE CUENCA

UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CUENCA

Comunidad Educativa al Servicio del Pueblo

FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES

CARRERA DE ADMINISTRACIÓN DE EMPRESAS EN LÍNEA

**“EVALUACIÓN DE MODELOS PREDICTIVOS SUPERVISADOS
BASADOS EN REGISTROS ADMINISTRATIVOS PARA EL
ANÁLISIS DEL DESEMPEÑO LABORAL EN UNA PYME
INDUSTRIAL ECUATORIANA”**

**PROYECTO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL
TÍTULO DE LICENCIADA EN ADMINISTRACIÓN DE
EMPRESAS**

AUTORA: GUALPA ÁVILA ORFA ISABEL

DIRECTOR: ING. ANDRADE PESÁNTEZ DANIEL JACOBO, MGS.

CUENCA - ECUADOR

2026

DIOS, PATRIA, CULTURA Y DESARROLLO



UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CUENCA

Comunidad Educativa al Servicio del Pueblo

FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES

CARRERA DE ADMINISTRACIÓN DE EMPRESAS EN LÍNEA

**“EVALUACIÓN DE MODELOS PREDICTIVOS SUPERVISADOS
BASADOS EN REGISTROS ADMINISTRATIVOS PARA EL
ANÁLISIS DEL DESEMPEÑO LABORAL EN UNA PYME
INDUSTRIAL ECUATORIANA”**

**PROYECTO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO
DE LICENCIADA EN ADMINISTRACIÓN DE EMPRESAS**

AUTOR: GUALPA ÁVILA ORFA ISABEL

DIRECTOR: ING. ANDRADE PESÁNTEZ DANIEL JACOBO. MGS.

CUENCA - ECUADOR

2026

DIOS, PATRIA, CULTURA Y DESARROLLO

**“Evaluación de modelos predictivos supervisados basados en registros administrativos
para el análisis del desempeño laboral en una pyme industrial ecuatoriana.”**

Gualpa Ávila Orfa Isabel

Universidad Católica de Cuenca

Unidad de titulación

Ing. Daniel Jacobo Andrade Pesántez, Mgs.

20 de abril de 2026

DECLARATORIA DE AUTORÍA Y RESPONSABILIDAD

Yo, **Gualpa Ávila Orfa Isabel** portadora de la cédula de ciudadanía N.º **0104640461**. Declaro ser la autora de la obra: “**Evaluación de modelos predictivos supervisados basados en registros administrativos para el análisis del desempeño laboral en una pyme industrial ecuatoriana.**”, sobre la cual me hago responsable sobre las opiniones, versiones e ideas expresadas. Declaro que la misma ha sido elaborada respetando los derechos de propiedad intelectual de terceros y eximo a la Universidad Católica de Cuenca sobre cualquier reclamación que pudiera existir al respecto. Declaro finalmente que mi obra ha sido realizada cumpliendo con todos los requisitos legales, éticos y bioéticos de investigación, que la misma no incumple con la normativa nacional e internacional en el área específica de investigación, sobre la que también me responsabilizo y eximo a la Universidad Católica de Cuenca de toda reclamación al respecto.

Cuenca, abril de 2026



Firmado electrónicamente por:
**ORFA ISABEL GUALPA
AVILA**

Validar únicamente con FirmaEC

Gualpa Ávila Orfa Isabel

CERTIFICACIÓN

Yo, **Daniel Jacobo Andrade Pesántez**, certifico que el artículo titulado “**Evaluación de modelos predictivos supervisados basados en registros administrativos para el análisis del desempeño laboral en una pyme industrial ecuatoriana.**”, fue desarrollado por **Gualpa Ávila Orfa Isabel**, ha sido guiado y revisado periódicamente y cumple normas estatutarias establecidas por la Universidad Católica de Cuenca.

Debido a que es una investigación particular con el propósito de cumplir un requisito previo a la obtención del **TÍTULO DE LICENCIADA EN ADMINISTRACIÓN DE EMPRESAS**

Cuenca, abril de 2026



DANIEL JACOBO
ANDRADE
PESANTEZ
Documento Firmado
Electrónicamente

Daniel Jacobo Andrade Pesántez

Tutor

UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CUENCA

DEDICATORIA

Dedico este logro a Dios por ser la luz en cada paso, por darme la fuerza que me sostuvo cuando las dificultades quisieron detenerme. A Káiser mi esposo, a Katherine y Santiago mis hijos; que con cariño y paciencia me enseñaron que todo es posible cuando hay amor y comprensión. A mis padres y hermanos que siempre están en cada etapa de mi vida apoyándome.

A ellos dedico mi esfuerzo que me ha enseñado que nunca es tarde para superarse, a comprender que cada desafío, largas noches, fines de semanas dedicados al estudio tienen sentido cuando se lucha con fe, perseverancia y el corazón puesto en los sueños.

Con amor infinito.

Isabel

AGRADECIMIENTO

Expreso mi más sincero agradecimiento a Dios por darme la fuerza, sabiduría, paciencia y valor en cada momento de este proyecto. A mi esposo Kaiser, por su paciencia, comprensión especialmente en aquellos momentos en los que no pude estar presente y acompañarlo como hubiera querido, debido a las exigencias de este proceso, y por brindarme siempre su apoyo incondicional. A mis hijos Santiago y Katherine, quienes con su colaboración y entusiasmo me brindaron su apoyo en la elaboración de tareas y materiales audiovisuales, siendo una fuente constante de motivación para seguir adelante. Mi agradecimiento a la empresa Dekorvid que me brindo la oportunidad de acceder a la información necesaria para el desarrollo del trabajo de investigación. De manera especial, expreso mi sincero agradecimiento al Jefe de Calidad Ing. Christopher Solano, quien, con su apoyo constante, disposición y conocimientos fueron parte de este sueño. A mis compañeros de trabajo por su respaldo, orientación y por compartir sus conocimientos, contribuyendo significativamente en este camino académico.

A mi familia, por su apoyo incondicional, comprensión y por entender mi ausencia en momentos importantes, como reuniones familiares, y fechas emotivas por dedicar tiempo a cumplir esta meta de mi vida. A mis profesores, por impartir sus conocimientos con dedicación y por ser guías fundamentales en mi formación profesional.

Finalmente, a mi tutor Ing. Daniel Andrade por el apoyo y guía en este proyecto, a la Ing. Andrea Guallpa por su apoyo incondicional en todo este proceso y a su vez a todo el grupo de docentes y administrativos que fueron parte de este logro.

Con el corazón lleno de gratitud.

Isabel

RESUMEN

En el presente artículo se analiza la aplicación de inteligencia artificial y analítica de datos en la gestión del talento humano de una PYME industrial ecuatoriana. Para ello, se utilizaron registros administrativos de 55 trabajadores correspondientes al segundo semestre de 2025, considerando tres indicadores operativos: faltas, atrasos y errores de producción. Estos indicadores fueron contrastados con el desempeño semestral, evaluado en una escala de 1 a 100 por el Coordinador del Sistema Integrado de Gestión. El estudio adopta un enfoque cuantitativo basado en análisis descriptivos, correlacionales y modelamiento predictivo supervisado mediante regresión lineal y regresión logística implementadas en Python. Los resultados evidencian variabilidad en los indicadores operativos y una distribución concentrada del desempeño laboral. Las correlaciones lineales entre los indicadores y el desempeño resultaron muy débiles (r entre $-0,072$ y $0,022$), lo que sugiere la ausencia de una asociación lineal significativa. El modelo de regresión lineal presentó un bajo poder explicativo, mientras que la regresión logística alcanzó una exactitud de $0,471$, valor que no supera el nivel esperado por azar en una clasificación con distribución de clases relativamente equilibrada, evidenciando una limitada capacidad discriminante. En consecuencia, las hipótesis específicas relacionadas con la capacidad predictiva de los indicadores operativos no fueron confirmadas empíricamente en la muestra analizada. Los hallazgos refuerzan la concepción del desempeño laboral como un fenómeno multifactorial y sugieren que las métricas administrativas aisladas resultan insuficientes para su explicación o predicción robusta.

Palabras Clave: PYMEs industriales, inteligencia artificial, desempeño laboral, analítica de recursos humanos, indicadores operativos

ABSTRACT

This article analyzes the application of artificial intelligence and data analytics in human talent management within an Ecuadorian industrial SME. To this end, administrative records of 55 workers corresponding to the second half of 2025 were utilized, considering three operational indicators: absences, tardiness, and production errors. These indicators were compared with semiannual job performance, evaluated on a scale of 1 to 100 by the Integrated Management System Coordinator. The study uses a quantitative approach based on descriptive, correlational analyses, and supervised predictive modeling through linear and logistic regression implemented in Python. The results show variability in the operational indicators and a concentrated distribution of job performance. The linear correlations between the indicators and performance were very weak (r between -0.072 and 0.022), suggesting the absence of a significant linear association. The linear regression model presented low explanatory power, while the logistic regression achieved an accuracy of 0.471 —a value that does not exceed the level expected by chance in a classification with a relatively balanced class distribution, indicating limited discriminative capacity. Consequently, the specific hypotheses related to the predictive capacity of the operational indicators were not empirically confirmed in the analyzed sample. The findings reinforce the conception of job performance as a multifactorial phenomenon and suggest that isolated administrative metrics are insufficient for its explanation or robust prediction.

Keywords: Industrial SMEs, artificial intelligence, job performance, human resources analytics, operational indicators

Introducción

En este tiempo nace la necesidad de que las empresas apliquen estrategias, como la inteligencia artificial (IA) la cual es una herramienta que va de la mano en el análisis de datos, debido a su relevancia en la gestión organizacional, las cuales permiten identificar patrones, la predicción de comportamientos y la obtención de resultados más reales y oportunos. Estas tecnologías han cambiado el concepto de cómo las organizaciones procesan la información, los resultados son eficaces y accionables para tomar decisiones en tiempo real (Yaranga Vite & Olórtiga Córdor, 2025). Sin embargo, en las PYMEs ecuatorianas la incorporación de estas tecnologías aún es incipiente y enfrenta limitaciones estructurales (Galarza-Sánchez, 2023).

A partir de esto, el desempeño laboral sigue siendo el objetivo central en la sostenibilidad empresarial y constituye un fenómeno multifactorial influenciado por factores individuales, organizacionales y contextuales (Hasinat et al., 2024). Investigaciones recientes confirman que el engagement laboral, entendido como un constructo motivacional positivo caracterizado por dinamismo, compromiso y concentración se relaciona directamente con el desempeño individual y organizacional (Mazzetti et al., 2023; Corbeanu & Iliescu, 2023). Problemas como el ausentismo y los errores operativos continúan afectando la productividad en contextos industriales latinoamericanos. Esta realidad resalta la necesidad de herramientas analíticas que permitan aprovechar los registros administrativos generados diariamente por las organizaciones, un enfoque que Căvescu y Popescu (2025) denominan como esencial para la gestión moderna del personal de la empresa.

Aunque la analítica del personal ha avanzado en el uso de datos para apoyar la gestión estratégica (Marler & Boudreau, 2024), existen pocos estudios empíricos que apliquen modelos predictivos basados en registros administrativos para analizar el desempeño laboral en PYMEs

industriales, particularmente en Ecuador. Esta brecha dificulta una comprensión más precisa del potencial real de la inteligencia artificial siendo una herramienta de ayuda al análisis del talento humano en organizaciones de menor escala.

Considerando así que el problema del desempeño laboral sigue siendo determinante para las organizaciones y merece atención para encontrar formas eficaces de abordarlo, se ha planteado en este estudio como objetivo evaluar la capacidad de un modelo de inteligencia artificial supervisada, basado en registros administrativos, para analizar el desempeño laboral en una PYME industrial ecuatoriana.

Antecedentes o Estado Del Arte

Riesgo conductual operativo

El riesgo conductual operacional surge de las acciones o comportamientos individuales, causa de desviaciones que afectan negativamente el desarrollo normal de los procesos de la organización, perjudicando su eficiencia, productividad, y la eficacia de los resultados, generando pérdidas resultado de las acciones. Por lo tanto, el riesgo conductual se puede evidenciar en los comportamientos visibles y medibles como son el ausentismo, la impuntualidad, los errores operativos; demostrando así el incumplimiento de las normas establecidas, y dando como resultado errores en los procesos, mala calidad del desempeño de la organización y baja rentabilidad económica.

Dentro del marco de estudio de la gestión del riesgo operacional, se considera la conducta humana como un componente de gran importancia por su impacto organizacional. En las empresas industriales, este factor altera de manera directa la producción debido a la interacción tanto entre personas como con materiales, maquinaria, energía, el tiempo y espacio. Como plantea la literatura contemporánea sobre factores humanos, los sistemas socio-técnicos son inherentemente complejos

y, por tanto, vulnerables a errores humanos, especialmente cuando no se gestionan adecuadamente los comportamientos y hábitos de los trabajadores (Holden, 2021; Read et al., 2021). En consecuencia, el riesgo conductual operativo no se limita a acciones intencionales o negligentes, sino que también puede originarse en hábitos y una guía de comportamiento que aumentan la probabilidad de fallas operativas en los procesos.

Riesgo operativo y desempeño laboral

El riesgo operativo se entiende como la posibilidad de que una organización presente pérdidas derivadas de fallos en la producción interna, el personal, o factores externos (Prudential Regulation Authority, 2024). Esta definición, que se ha mantenido vigente en los marcos regulatorios internacionales, reconoce que las fallas pueden originarse tanto en factores internos como externos a la organización. Pese a que este concepto se originó en el ámbito financiero, con el tiempo se ha extendido al contexto organizacional e industrial, donde el comportamiento humano puede convertirse en un factor clave del riesgo operativo. Investigaciones recientes confirman que los factores humanos—incluyendo errores, lapsos de concentración y desviaciones de procedimientos—son una de las causas principales subyacentes de los incidentes operativos (Perez, 2025; IRATA, 2025).

A partir de la perspectiva del comportamiento organizacional, Según Campbell (1990) define el desempeño laboral como el grado de eficacia con la que un trabajador cumple las responsabilidades encomendadas para alcanzar los objetivos organizacionales. Investigaciones recientes confirman esta visión multidimensional, destacando que el desempeño se compone de conductas de tarea, conductas contextuales y conductas contraproducentes, las cuales se influyen principalmente con indicadores operativos como la productividad, la calidad, la puntualidad y el seguimiento de estándares de seguridad (Hasinat et al., 2024). En el caso de las PYMEs industriales,

esta relación resulta especialmente relevante debido a la naturaleza operativa de los puestos de trabajo.

Cuando estos indicadores muestran una afección negativa por conductas no favorables, fallas operativas o negligencia de procedimientos, tiende a incrementarse el riesgo operativo relacionado al factor humano, perjudicando la estabilidad del sistema productivo. Es así que se considera el capital humano como un recurso esencial, donde su progreso positivo y una gestión acertada influye de manera directa en la sostenibilidad y competitividad de la organización (Blair, 2022).

PYMES industriales en Ecuador

Para la economía ecuatoriana las PYMEs industriales se han convertido en un componente de gran importancia para la economía del país. Debido a su factor de contar con sistemas organizacionales adaptables y la participación directa del trabajo del personal en procesos productivos. A la vez, están sujetos a limitaciones en la adopción de tecnología, falta de profesionales cualificados en herramientas digitales y la poca implementación de sistemas innovadores de gestión (Pérez-Campdesñer et al., 2025).

En diferentes investigaciones de los últimos años, referente a las PYMEs ecuatorianas se observa cómo han empezado a implementar herramientas que integran inteligencia artificial y de analítica de la data existente para automatizar sus procesos mejorando así la eficiencia y reduciendo costos (Jara & Naspud, 2024). A pesar de ello, esta adopción tecnológica aún es escasa debido a sus costos y bajos conocimientos en IA, encontrándose en una etapa inicial, donde la mayoría experimentan con pruebas piloto y limitadas aplicaciones.

No obstante, es importante resaltar la ventaja de la adopción de modelos de gestión a base de datos, que permitan implementar enfoques predictivos en las diferentes áreas estratégicas, como

la predicción del desempeño laboral, la calidad del producto y la gestión de recursos humanos. De esta manera, es indispensable aprovechar el potencial que puede ser el análisis predictivo de datos que permitan incrementar la eficiencia organizacional y crear un respaldo para la toma de decisiones estratégicas fundamentadas en evidencia empírica (Căvescu & Popescu, 2025).

Modelos predictivos e inteligencia artificial en la gestión del talento

Los modelos predictivos basados en inteligencia artificial consisten en herramientas que permiten procesar y analizar grandes volúmenes de información organizacional con el objetivo de analizar directrices y calcular la probabilidad de que ocurran de determinados comportamientos o resultados (Căvescu & Popescu, 2025). En el contexto organizacional, estos modelos se utilizan para anticipar fenómenos como el rendimiento laboral, la rotación de empleados y los niveles de desmotivación.

Entre los algoritmos estadísticos más utilizados para resolver problemas de clasificación binaria se encuentra la regresión logística, permitiendo así la probabilidad de que ocurra un hecho dicotómico (por ejemplo, alto o bajo desempeño) permitiendo así estimar la probabilidad de que ocurra un evento a partir de variables independientes cuantitativas o categóricas (James et al., 2021). Su aplicación en estudios de analítica organizacional es amplia debido a su capacidad para interpretar relaciones entre variables y a su solidez estadística.

En Ecuador, la aplicación de la inteligencia artificial como herramienta del análisis del talento humano se encuentra en una etapa de desarrollo progresivo, con iniciativas incipientes enfocadas en procesos de selección, evaluación del desempeño y apoyo a la toma de decisiones (Galarza-Sánchez, 2023; Pérez-Campdesuñer et al., 2025). Esta tecnología permite transformar registros administrativos rutinarios en información estratégica, que ayuda a identificar riesgos organizacionales y al diseño de acciones preventivas.

Además, desde una perspectiva teórica, el enfoque del engagement laboral (Mazzetti et al., 2023; Corbeanu & Iiescu, 2023), la teoría del capital humano (Blair, 2022), y la inteligencia emocional (Placencia, 2025), conforman un marco conceptual coherente. Estos estudios respaldan el uso de modelos predictivos (como la regresión logística) para analizar indicadores operativos tales como faltas, atrasos y errores de producción en una PYME industrial ecuatoriana. Es así que la inteligencia artificial sirve como una herramienta de apoyo a la gestión del talento humano, con un enfoque complementario y no determinista.

En base a los revisado anteriormente sobre riesgo conductual operativo (Perez, 2025; IRATA, 2025), desempeño laboral (Mazzetti et al., 2023; Corbeanu & Iiescu, 2023) y capital humano (Blair, 2022), se espera que los indicadores de comportamiento operativo tengan una relación inversa con el desempeño. Es decir, a mayor número de incidentes (faltas, atrasos, errores), menor debería ser la calificación de desempeño. En consecuencia, se plantean las siguientes hipótesis de investigación:

H1: Existe una relación inversa entre el número de faltas laborales y el puntaje de desempeño laboral semestral.

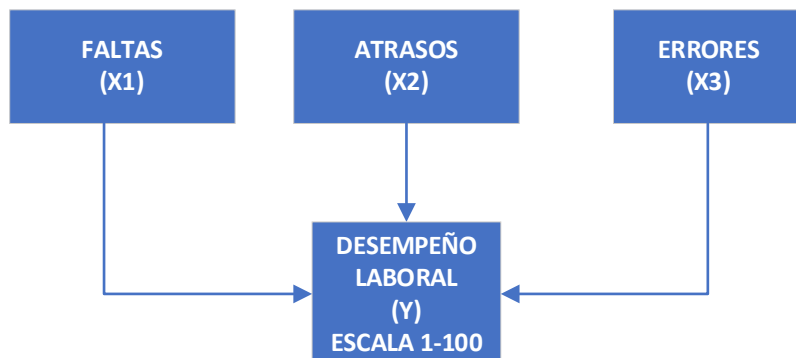
H2: El número de atrasos laborales se relaciona de manera inversa y significativa con el puntaje de desempeño laboral semestral.

H3: El número de errores de producción se relaciona de manera inversa y significativa con el puntaje de desempeño laboral semestral.

Adicionalmente, se explora la capacidad predictiva conjunta de estos indicadores para clasificar a los trabajadores en las categorías de "bajo desempeño" y "desempeño adecuado".

Figura 1.

Modelo conceptual de las variables del estudio.



Nota. Dirección esperada: relación inversa (-) Técnicas: regresión lineal múltiple y logística binaria. **Elaborado por:** La Autora (2026)

Propuesta

Diseño del estudio

El estudio presenta un modelo no experimental, transversal y con un alcance correlacional-predictivo. Es no experimental porque no se manipularon las variables independientes, se observaron y analizaron en su contexto natural (Hernández-Sampieri & Mendoza, 2023). Es transversal, dado que los datos se obtuvieron a partir del segundo semestre de 2025. Finalmente, su alcance es evaluar la capacidad de un modelo de inteligencia artificial supervisada para predecir el desempeño laboral.

Población y muestra

El estudio se realizó al total de trabajadores siendo 55 operativos de una PYME industrial ecuatoriana. Se trabajó con un censo poblacional, que implica el análisis de todos factores que derivan de la población, lo cual es recomendable cuando el tamaño de la población es manejable y se busca eliminar el error de muestreo en el contexto específico del estudio (Hernández-Sampieri & Mendoza, 2023). No se aplicó ninguna técnica de muestreo.

Procedimiento de recolección y procesamiento de datos

Los datos utilizados en el presente estudio provienen de registros administrativos internos de la empresa, correspondientes al segundo semestre de 2025. El periodo de corte comprende desde el 1 de julio hasta el 31 de diciembre de 2025, con corte al cierre del mes de diciembre.

Los reportes mensuales de asistencia y novedades fueron consolidados por el departamento de Talento Humano en una hoja de cálculo de Excel, sumando las faltas totales y atrasos por trabajador durante el semestre.

Los errores de producción fueron consolidados por el departamento de Producción a partir de los formatos de incidencias diarias. La evaluación de desempeño semestral fue proporcionada directamente por el Coordinador del Sistema Integrado de Gestión en un archivo estructurado.

Estos registros como son, las variables faltas y atrasos fueron extraídas del sistema de control de asistencia (reloj biométrico) gestionado por el departamento de Talento Humano. La variable errores de producción se obtuvo de los reportes de control de calidad e incidencias del departamento de Producción. Finalmente, la variable desempeño semestral fue proporcionada directamente por el Coordinador del Sistema Integrado de Gestión, quien consolida esta evaluación.

Los datos se procesaron mediante el lenguaje de programación Python. Se empleó la librería pandas para la limpieza y estructuración de la base de datos, creando una matriz anonimizada donde cada fila representa a un trabajador. Este proceso de depuración implicó la verificación de valores nulos, datos atípicos y la consistencia de los registros. La Tabla 1 presenta la matriz de datos utilizada para el análisis estadístico.

Técnicas de análisis de datos

El análisis se desarrolló en tres fases:

1. **Análisis descriptivo:** Se hizo el cálculo de las medidas de tendencia central (media) y dispersión (desviación estándar, valores mínimos y máximos) para todas las variables, con el fin de comprender su distribución.
2. **Análisis correlacional:** Se calculó el coeficiente de correlación de Pearson para evaluar la fuerza y dirección de la relación lineal entre las variables predictoras y el desempeño laboral.
3. **Análisis predictivo:** Regresión Lineal Múltiple: Se implementó un modelo para predecir el desempeño continuo y evaluar su poder explicativo (R^2). El modelo se aplicó a la totalidad de los datos para analizar la relación lineal global.

Regresión Lineal Múltiple: Se implementó un modelo para predecir el desempeño continuo y evaluar su poder explicativo (R^2). El modelo se aplicó a la totalidad de los datos para analizar la relación lineal global.

Regresión Logística Binaria: Se implementó un modelo para clasificar a los trabajadores en las categorías de desempeño. Para una evaluación más realista, el modelo se entrenó con el 70% de los datos y se probó con el 30% restante (partición entrenamiento-prueba). Su rendimiento se evaluó con métricas como exactitud (accuracy), precisión, recall y la matriz de confusión.

Aspectos éticos

Para garantizar la confidencialidad, todos los datos personales fueron anonimizados mediante codificación alfanumérica. Este procedimiento se realizó en cumplimiento de la Ley Orgánica de Protección de Datos Personales vigente en Ecuador (Asamblea Nacional del Ecuador, 2021).

Resultados

Resultado Descriptivo

El análisis descriptivo de los 55 trabajadores como se observa en la Tabla 2, muestra una alta variabilidad en los indicadores operativos. En promedio, los trabajadores presentaron 1.89 faltas = 2.45, 7.80 atrasos = 8.91 y 4.42 errores de producción = 11.63 durante el semestre. La alta desviación estándar en errores, en comparación con la media, sugiere la presencia de valores atípicos que incrementan la dispersión. En cuanto al desempeño, la media fue de 80.87 puntos = 6.76, con un rango de 69 a 94, lo que indica una concentración de las calificaciones en la parte alta de la escala en el gráfico 4.

Tabla 2 .

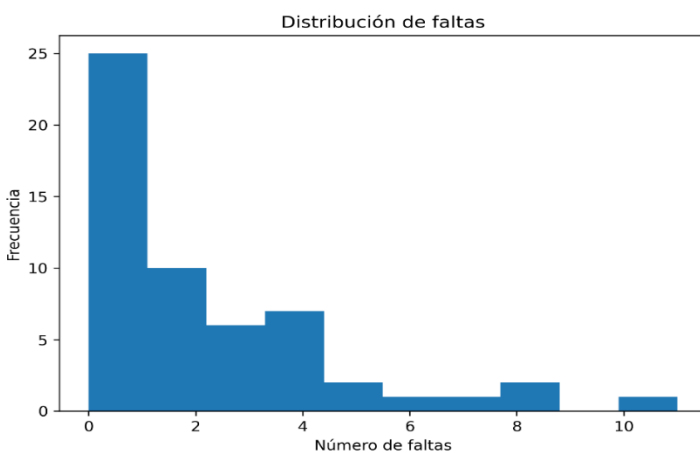
Estadísticos descriptivos de las variables de estudio.

Variable	Media	Desviación Estándar	Mínimo	Máximo
Faltas	1.89	2.45	0	11
Atrasos	7.80	8.91	0	37
Errores	4.42	11.63	0	60
Desempeño	80.87	6.76	69	94

Elaborado por: La Autora (2026)

Figura 3.

Nivel de ausentismo del personal.

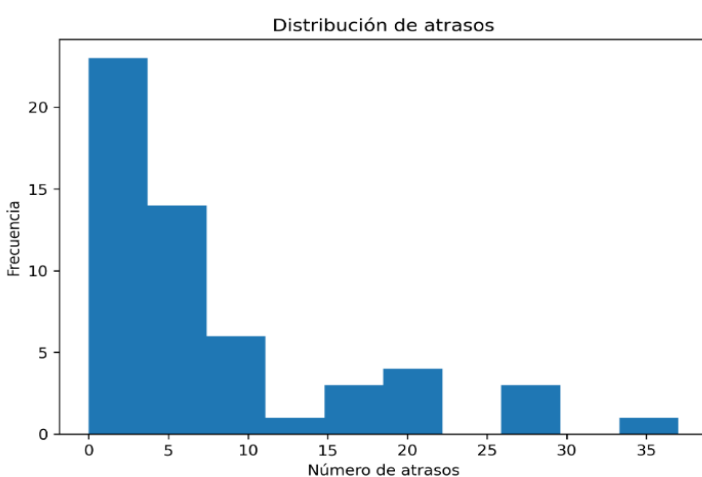


Elaborado por: La Autora (2026)

Este gráfico muestra cómo se distribuyen las faltas entre los trabajadores durante el semestre. Lo que se observa es que la mayoría de las personas tuvo pocas o ninguna falta, mientras que un grupo pequeño concentra los valores más altos. Es decir, el ausentismo no es un problema generalizado en la empresa, sino que afecta sobre todo a unos pocos casos concretos. Esto sugiere que, más que una tendencia colectiva, las ausencias responden a situaciones particulares de ciertos empleados.

Figura 4.

Patrones de impuntualidad entre los trabajadores.

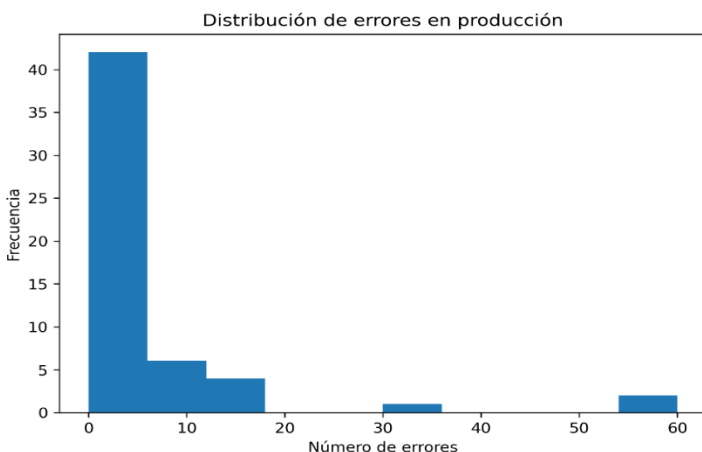


Elaborado por: La Autora (2026)

Aquí se observa el comportamiento de los atrasos. A diferencia de las faltas, los retrasos muestran una dispersión mayor: hay trabajadores que nunca llegan tarde, otros que lo hacen de forma esporádica y un grupo reducido que acumula muchos atrasos. Esta variedad refleja que la puntualidad es un tema más extendido, aunque también con casos extremos. Llama la atención que no siempre quien más falta es quien más atrasos tiene, lo que indica que se trata de conductas independientes.

Figura 5.

Variabilidad en el desempeño operativo.

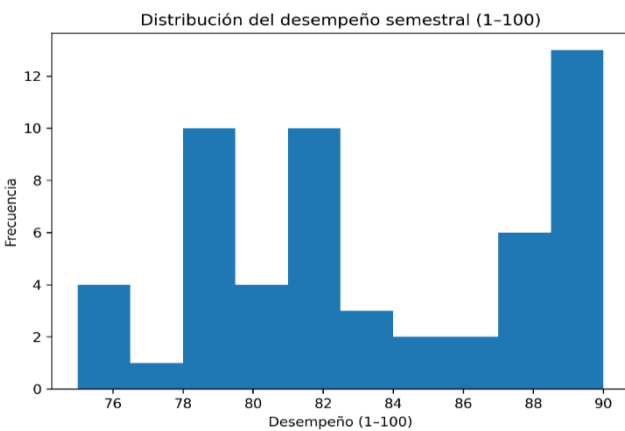


Elaborado por: La Autora (2026)

Este gráfico representa los errores en producción. Aquí la diferencia entre trabajadores es muy marcada: la gran mayoría comete pocos o ningún error, pero hay un par de casos con una cantidad de incidentes mucho más alta que el resto. Esa cola alargada hacia la derecha hace que el promedio no sea del todo representativo. En la práctica, significa que el rendimiento operativo general es bueno, pero existen focos puntuales donde se concentran los problemas de calidad.

Figura 6.

Distribución del desempeño semestral (1-100).



Elaborado por: La Autora (2026)

Finalmente, este gráfico muestra las calificaciones que el coordinador asignó a cada trabajador. La mayoría de las puntuaciones se agrupan en un rango medio-alto, entre 75 y 90 puntos, sin valores extremadamente bajos. Esto indica que, según la evaluación del jefe, no hay empleados con un rendimiento pésimo, pero tampoco muchos con una calificación sobresaliente. La concentración de notas hace que sea difícil distinguir claramente entre “buenos” y “malos” desempeños solo con la vista.

Resultado Correlacional

La matriz de correlaciones de Pearson de la tabla 3 demuestra asociaciones muy débiles y no relevantes entre los indicadores operativos y el desempeño laboral. La correlación más alta, aunque igualmente débil, fue entre errores y desempeño $r = -0.072$, $p > 0.05$, lo cual nos da una relación inversa insignificante. Estos resultados preliminares ya anticipan el rechazo de las hipótesis H1, H2 y H3, al no existir evidencia de una relación lineal significativa.

Tabla 3 .

Matriz de correlación entre variables operativas y desempeño laboral.

	faltas	atrasos	errores	desempeño_6m
Faltas	1	0,153	0,129	-0,016
atrasos	0,153	1	0,048	0,022
errores	0,129	0,048	1	-0,072
desempeno_6m	-0,016	0,022	-0,072	1

Elaborado por: **La Autora (2026)**

Modelo de regresión lineal múltiple

Para contrastar formalmente las hipótesis, se estimó un modelo de regresión lineal múltiple en la tabla 4. El modelo global no resultó estadísticamente significativo $p = 0.154$, y su poder explicativo fue muy bajo $R^2 = 0.105$, indicando que solo el 10.5% de la variabilidad en el desempeño laboral puede ser explicada por las variables faltas, atrasos y errores. Al analizar los coeficientes individuales, solo la variable errores de producción mostró un efecto negativo y

estadísticamente significativo sobre el desempeño $B = -0.22$, $p = 0.018$. Por lo tanto, el alcance de este efecto es mínima: por cada error adicional, el desempeño disminuye, en promedio, 0.22 puntos, manteniendo lo demás constante. Las variables faltas $p = 0.758$ y atrasos $p = 0.835$ no tuvieron un efecto significativo.

Tabla 4 .

Resultados del modelo de regresión lineal múltiple.

Predictor	B	Error		p-valor
		Estándar	t	
(Constante)	80.45	2.01	40.02	<0.001
Faltas	0.13	0.42	0.31	0.758
Atrasos	-0.02	0.08	-0.21	0.835
Errores	-0.22	0.09	-2.44	0.018

Elaborado por: La Autora (2026)

Estos resultados confirman el hallazgo del análisis correlacional: no se encuentra evidencia para aceptar H1 y H2. Si bien H3 encuentra un efecto significativo en la dirección esperada (inversa), su impacto es marginal y no contribuye a un modelo predictivo robusto.

En términos de ajuste y capacidad predictiva en la tabla 5, el modelo mostró un poder explicativo muy bajo en el conjunto de entrenamiento $R^2 = 0.105$. Sin embargo, al aplicarlo al conjunto de prueba, el R^2 resultó negativo $R^2 = -0.431$, lo que indica que el modelo predice pero que simplemente se debe usar la media del desempeño como valor constante. Este comportamiento evidencia la ausencia de una relación lineal robusta entre los indicadores operativos y el desempeño, así como un probable sobreajuste a los datos de entrenamiento.

Tabla 5.

Resultados del modelo de regresión lineal múltiple.

Conjunto	R^2	MAE	RMSE
Entrenamiento	0.105	–	–
Prueba	-0.431	7.81	9.14

Elaborado por: La Autora (2026)

Clasificación de bajo desempeño mediante regresión logística

Se evaluó la capacidad conjunta de los predictores para clasificar a los trabajadores en bajo desempeño $n=27$ y desempeño adecuado $n=28$. El modelo de regresión logística de la tabla 5 no fue estadísticamente significativo $p > 0.05$, indicando que no discrimina mejor que un modelo nulo.

Tabla 6 .

Coefficientes del modelo de regresión logística.

Variable	B	Wald	p-valor	Odds Ratio (OR)
Faltas	0.20	1.98	0.159	1.22
Atrasos	0.03	0.74	0.389	1.03
Errores	0.02	0.82	0.366	1.02
Constante	-1.10	2.10	0.147	0.33

Elaborado por: La Autora (2026)

En el conjunto de prueba, el modelo alcanzó una exactitud *accuracy* de 0.471 de la tabla 7. Esto significa que clasifica correctamente solo al 47.1% de los casos, un rendimiento inferior al 50% que se esperaría por azar en una muestra balanceada. La matriz de confusión en la tabla 7 muestra la dificultad del modelo para discriminar, con un alto número de falsos positivos 5 y falsos negativos 4.

Tabla 7.

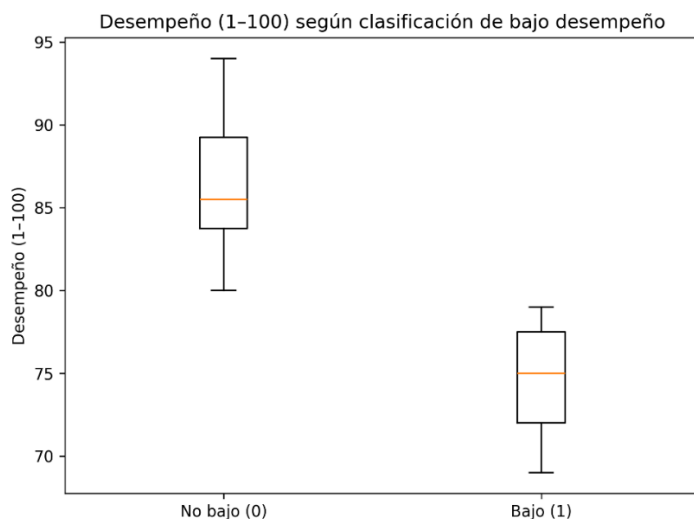
Rendimiento del modelo logístico en el conjunto de prueba.

	Predicho: No Bajo	Predicho: Bajo	Métrica	Valor
Real: No Bajo	4 (VN)	5 (FP)	Accuracy	0.471
Real: Bajo	4 (FN)	4 (VP)	Precisión (Bajo)	0.44
			Recall (Bajo)	0.50

Elaborado por: La Autora (2026)

Figura 8.

Distribución del desempeño semestral según clasificación de bajo desempeño.



Elaborado por: La Autora (2026)

Este gráfico compara las calificaciones de los trabajadores que fueron etiquetados como bajo desempeño teniendo el puntaje menor a 80 frente a los que no. Lo que se ve es que, aunque el grupo de bajo desempeño tiene en promedio notas más bajas, sus valores se mezclan bastante con los del otro grupo. Es decir, hay trabajadores con bajo desempeño que sacaron puntajes similares a algunos de los considerados de buen rendimiento. Esta superposición explica por qué el modelo de inteligencia artificial tuvo tantas dificultades para clasificar correctamente: con los datos disponibles, la línea que separa a unos de otros es muy difusa y no está claramente definida.

Discusión, Conclusiones, Trabajos Futuros

Discusión.

La investigación tuvo como objetivo evaluar la capacidad de un modelo de inteligencia artificial supervisada, basado en registros administrativos, para analizar el desempeño laboral en una PYME industrial ecuatoriana. Los resultados sugieren que los indicadores de faltas, atrasos y errores de producción no constituyen predictores robustos del desempeño en este contexto

específico. Este hallazgo, aunque contrario a la intuición operativa inicial, se alinea con la literatura que conceptualiza el desempeño como un fenómeno complejo y multifactorial (Mazzetti et al., 2023; Corbeanu & Iliescu, 2023).

Comparación con estudios previos sobre capacidad predictiva de registros administrativos

En contraste con investigaciones que han reportado asociaciones significativas entre indicadores de asistencia y rendimiento laboral en grandes corporaciones, los resultados de este estudio evidencian una debilidad predictiva notoria. Por ejemplo, mientras que Mello (2020) encontró una correlación negativa moderada ($r = -0.32$) entre ausentismo y desempeño en una muestra de 450 trabajadores de la industria automotriz, en el estudio la correlación fue prácticamente nula ($r = -0.016$). Esta diferencia puede atribuirse al tamaño muestral reducido ($N = 55$) y al carácter censal del estudio, que limita la variabilidad estadística, así como al contexto específico de una PYME ecuatoriana, donde las evaluaciones de desempeño pueden estar influidas por proximidad interpersonal entre evaluador y evaluados.

Coincidencias con hallazgos sobre los límites de los datos administrativos

Coincidiendo con Marler y Boudreau (2024), quienes en su revisión sistemática sobre analítica de recursos humanos señalan que los registros administrativos por sí solos rara vez capturan la complejidad del comportamiento laboral, los resultados de la investigación demuestran que las métricas de asistencia y producción explican apenas el 10.5 % de la varianza del desempeño $R^2 = 0.105$. Este bajo poder explicativo refuerza la noción de que la calidad de los datos y su relevancia para el constructo de interés son determinantes críticos del éxito de los modelos predictivos (Chowdhury et al., 2023).

Contraste con estudios sobre inteligencia emocional y desempeño

Mientras que Placencia (2025), en su meta-análisis sobre inteligencia emocional en Latinoamérica, reportó un tamaño de efecto de 0.581 entre competencias emocionales y desempeño laboral, nuestro estudio evidencia que variables conductuales observables (faltas, atrasos, errores) presentan una relación sustancialmente menor. Esta divergencia sugiere que, en entornos de PYMEs industriales, factores psicosociales como la inteligencia emocional podrían tener mayor peso explicativo que los indicadores operativos tradicionales, abriendo una línea de investigación sobre cómo integrar ambos tipos de variables en futuros modelos.

Coherencia con hallazgos sobre adopción de IA en PYMEs

En línea con Pérez-Campdesuñer et al. (2025), quienes documentan las barreras estructurales para la adopción de inteligencia artificial en PYMEs ecuatorianas, este estudio confirma que incluso cuando es técnicamente factible implementar modelos predictivos, su utilidad práctica está condicionada por la disponibilidad de datos de calidad y la pertinencia de las variables seleccionadas. La exactitud del 47.1 % obtenida en el modelo logístico es un ejemplo empírico de cómo la aplicación de IA en contextos con datos limitados puede arrojar resultados no superiores al azar.

Implicaciones de los hallazgos

La ausencia de correlaciones significativas y el bajo poder predictivo de los modelos evidencian que los registros administrativos, por sí solos, capturan una dimensión muy limitada del rendimiento laboral. Esto contrasta con el entusiasmo inicial por la analítica de RH (Căvescu & Popescu, 2025) y subraya la advertencia de autores como Chowdhury et al. (2023): la IA es una herramienta de apoyo, no un sustituto del juicio profesional, y su eficacia depende crucialmente de la calidad, pertinencia y gobernanza de los datos. En particular, el coeficiente de determinación

negativo ($R^2 = -0.431$) en el conjunto de prueba del modelo de regresión lineal, indica que el modelo lineal es inapropiado para estos datos y que predecir usando el promedio simple sería más preciso. Esto refuerza la idea de que la relación entre las variables no es lineal o que existen otras variables no consideradas que explican mejor el fenómeno.

Aportes y limitaciones

El principal aporte de esta investigación es empírico: evidencia los límites de un enfoque puramente basado en datos administrativos para predecir el desempeño laboral en una PYME industrial. Al contrastar explícitamente los resultados con estudios previos, se contribuye a la discusión sobre las condiciones bajo las cuales los modelos predictivos son viables en contextos organizacionales de menor escala. No obstante, la generalización de los hallazgos está limitada por el diseño transversal, el tamaño censal ($N = 55$) y la especificidad del contexto ecuatoriano, por lo que los resultados deben interpretarse como un estudio de caso exploratorio.

Conclusiones

El estudio evidencia la factibilidad técnica de implementar modelos de inteligencia artificial supervisada con registros administrativos en una PYME ecuatoriana, lo que sugiere que es posible aplicar estas tecnologías en contextos de recursos limitados, aunque con las salvedades propias del diseño exploratorio.

Los resultados permiten rechazar las hipótesis H1 (faltas) y H2 (atrasos), siendo que de las variables estudiadas ninguna mostró un efecto estadísticamente significativo al desempeño laboral. En cuanto a H3 (errores de producción), si bien se observó un coeficiente negativo significativo ($B = -0,22$; $p = 0,018$) en la regresión lineal, su magnitud es reducida y no se tradujo en una mejora de la capacidad predictiva del modelo, como lo evidencian el bajo poder explicativo ($R^2 = 0,105$

en entrenamiento y R^2 negativo en prueba) y la exactitud del clasificador logístico (47,1 %), inferior al azar.

El bajo rendimiento de los modelos (R^2 bajo en regresión lineal, exactitud no superior al azar en regresión logística) confirma que el desempeño laboral es un constructo multifactorial. Utilizar únicamente datos de asistencia y producción para predecirlo es insuficiente y puede conducir a conclusiones erróneas si se emplea como única herramienta de gestión.

El presente estudio permitió explorar la aplicación de la inteligencia artificial supervisada y el análisis de datos para examinar la relación entre indicadores operativos (faltas, atrasos, errores en producción) y el desempeño laboral semestral en una PYME industrial.

El aporte principal del estudio radica en señalar que, incluso con poder predictivo limitado, la inteligencia artificial puede concebirse como una herramienta exploratoria que apoya la toma de decisiones basada en datos en entornos de PYMEs industriales, sin que ello implique un carácter determinista o automatizado.

Trabajos futuros

Para futuras investigaciones se recomienda ampliar el conjunto de variables incorporando factores relacionados con competencias, clima organizacional, antigüedad y tipo de puesto, así como aplicar técnicas de validación cruzada y validación externa con nuevos periodos o unidades organizativas. Asimismo, se sugiere explorar técnicas de machine learning no lineales (como árboles de decisión o random forest) para evaluar si relaciones más complejas pueden mejorar el poder predictivo.

Referencias

Asamblea Nacional del Ecuador. (2021). Ley Orgánica de Protección de Datos Personales. Registro Oficial N.º 459.

- Blair, M. M. (2022). *Human capital at work: The value of experience*. Brookings Institution Press.
- Campbell, J. P. (1990). Modeling the performance prediction problem in industrial and organizational psychology. In M. D. Dunnette & L. M. Hough (Eds.), *Handbook of industrial and organizational psychology* (Vol. 1, pp. 687–732). Consulting Psychologists Press.
- Căvescu, A. M., & Popescu, N. (2025). Predictive analytics in human resources management: Evaluating AIHR's role in talent retention. *AppliedMath*, 5(3), 99. <https://doi.org/10.3390/appliedmath5030099>
- Chowdhury, S., Dey, P., Joel-Edgar, S., Bhattacharya, S., Rodriguez-Espindola, O., Abadie, A., & Truong, L. (2023). Unlocking the value of artificial intelligence in human resource management through AI capability framework. *Human Resource Management Review*, 33(1), 100899. <https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2022.100899>
- Comisión Económica para América Latina y el Caribe. (2023). *Panorama de las PYMEs en América Latina 2023: Desafíos y políticas para la transformación productiva*. Naciones Unidas.
- Corbeanu, A., & Iliescu, D. (2023). The link between work engagement and job performance: A meta-analysis. *Journal of Personnel Psychology*, 22(3), 111–122. <https://doi.org/10.1027/1866-5888/a000317>
- Galarza-Sánchez, P. C. (2023). Adopción de Tecnologías de la Información en las PYMEs Ecuatorianas: Factores y Desafíos. *Revista Científica Zambos*, 2(1), 21-40. <https://doi.org/10.69484/rcz/v2/n1/36>

- Gallegos Montero, R., & Terán Merino, C. D. (2024). Inteligencia emocional para el desarrollo organizacional: Explorando la satisfacción de los trabajadores. *Nexus Research Journal*, 3(2), 35-51. <https://doi.org/10.62943/nrj.v3n2.2024.107>
- Hasinat, I., Hjouji, Z., Loulidi, S., & Hjouji, A. (2024). The multifaceted nature of individual job performance: A focus on individual behaviors. *Pakistan Journal of Life & Social Sciences*, *22*(2), 9554. <https://doi.org/10.57239/PJLSS-2024-22.2.00723>
- Hernández-Sampieri, R., & Mendoza, C. P. (2023). *Metodología de la investigación: las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta* (2ª ed.). McGraw-Hill.
- Holden, R. J. (2021). Human factors in healthcare: A review of the past, present, and future. *Applied Ergonomics*, 92, 103332. <https://doi.org/10.1016/j.apergo.2020.103332>
- IRATA. (2025). *Work and safety analysis report 2025*. Industrial Rope Access Trade Association.
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2021). *An introduction to statistical learning: With applications in R* (2nd ed.). Springer.
- Jara Obregón, L. S., & Naspud Espinoza, M. G. (2024). Inteligencia artificial: Desafíos y oportunidades para las pymes ecuatorianas. *Arandú*, 11(2), 3063. <https://doi.org/10.69639/arandu.v11i2.485>
- Marler, J. H., & Boudreau, J. W. (2024). Analítica de recursos humanos: una revisión sistemática de la literatura. *Innova Research Journal*, 9(3), 138–159.
- Mazzetti, G., Robledo, E., Vignoli, M., Topa, G., Guglielmi, D., & Schaufeli, W. B. (2023). Work engagement: A meta-analysis using the job demands-resources model. *Psychological Reports*, 126(3), 1069–1107. <https://doi.org/10.1177/00332941211051988>
- Mello, J. A. (2020). *Strategic human resource management* (6th ed.). Cengage Learning.

- Neuber, L., Englitz, C., Schulte, N., Forthmann, B., & Holling, H. (2022). How work engagement relates to performance and absenteeism: A meta-analysis. *European Journal of Work and Organizational Psychology*, 31(2), 292–315. <https://doi.org/10.1080/1359432X.2021.1953989>
- Perez Rodriguez, J. (2025). The role of humans in incidents and accidents. *Proceedings of the MECC 2025*, 1–12. https://doi.org/10.5006/M2025_00704
- Pérez-Campdesuñer, R., Sánchez-Rodríguez, A., García-Vidal, G., Martínez-Vivar, R., & De Miguel-Guzmán, M. (2025). Inteligencia Artificial en Pymes Ecuatorianas: Impulsores y Obstáculos a la Adopción. *Información*, 16(6), 443. <https://doi.org/10.3390/info16060443>
- Placencia Galeano, A. C. (2025). Meta-análisis del impacto de la inteligencia emocional en el trabajo en Latinoamérica durante los años 2014 a 2024. *LATAM Revista Latinoamericana de Ciencias Sociales y Humanidades*, 6(2), 1–15. <https://doi.org/10.56712/latam.v6i2.3627>
- Prudential Regulation Authority. (2024). Operational risk: SoP – The PRA’s methodologies for setting Pillar 2 capital. *PRA Rulebook*. <https://www.prarulebook.co.uk>
- Read, G. J. M., Shorrocks, S., Walker, G. H., & Salmon, P. M. (2021). State of science: evolving perspectives on 'human error'. *Ergonomics*, 64(9), 1091–1114. <https://doi.org/10.1080/00140139.2021.1953615>
- Schaufeli, W. B. (2021). Engaging leadership: How to promote work engagement? *Frontiers in Psychology*, 12, 754556. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.754556>
- Uribe, D., Maldonado, L. A. M., & Espinoza, R. M. (2023). La Generación de Capital Humano en los Trabajadores, una Necesidad para la Ventaja Competitiva de las Empresas en el Ecuador. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 7(4), 8702-8714. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v7i4.7584

- Walker-Rendell, Z. (2023). A meta-analysis of the relationship between counterproductive work behaviours and burnout/work engagement [Master's thesis, The University of Auckland]. ResearchSpace@Auckland. <https://hdl.handle.net/2292/66259>
- Wittenberg, H., Eweje, G., Taskin, N., & Forsyth, D. (2023). Different perspectives on engagement, where to from here? A systematic literature review. *International Journal of Management Reviews*, 26(1), 1–25. <https://doi.org/10.1111/ijmr.12361>
- Yaranga Vite, I. P., & Olórtiga Córdor, L. W. (2025). Integración de la inteligencia artificial con big data para la toma de decisiones en las empresas: Un estudio bibliométrico. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.14783686> zenodo.14783686