

Automatización inteligente empresarial para la optimización operativa y la generación de valor rentable

Recibido: 15/08/2026 - **Aceptado:** 3/11/2026 - **Publicado:** 25/09/2026

Iván Javier Monterrosa-Castro

Magíster en Dirección Estratégica de Tecnologías de Información, Fundación Universitaria Tecnológico Comfenalco, imonterrosa@tecnologicocomfenalco.edu.co. Cartagena

Mónica Esther Ospino-Pinedo

Magíster en Dirección Estratégica de Tecnologías de Información, Universidad de Cartagena, mospinop@unicartagena.edu.co. Cartagena

Blanca Inés Espinel

Doctora en Ciencias de la Información, Fundación Universitaria Tecnológico Comfenalco, bespinel@tecnologicocomfenalco.edu.co, Cartagena

RESUMEN

El estudio tuvo como objetivo proponer un modelo de adopción de automatización inteligente empresarial orientado a la optimización de procesos operativos y la generación de valor rentable en las organizaciones. Se desarrolló una revisión documental con orientación propositiva, organizada mediante un protocolo de búsqueda, criterios de inclusión y exclusión, matriz de extracción y codificación temática con 50 referencias académicas identificadas con DOI, priorizando publicaciones correspondientes al período 2020–2026 e incorporando antecedentes previos de especial pertinencia, junto con literatura internacional y latinoamericana en torno a los temas de automatización y robótica de procesos, analítica avanzada, inteligencia artificial generativa, gobierno de datos y evaluación económica de intervenciones digitales. Como resultado del análisis, la información fue integrada en cinco componentes: patrones conceptuales, fases de adopción, tipología de agentes inteligentes, indicadores de eficiencia y valor rentable y condiciones de gobierno y escalabilidad. Se concluye que la automatización inteligente puede aportar a la rentabilidad cuando no se limita simplemente a sustituir tareas, sino que se articula con rediseño de flujos de trabajo, calidad de datos, supervisión humana, medición del impacto y gobierno responsable. Es importante aclarar que el modelo propuesto no constituye un estudio exhaustivo, sino una guía conceptual que se puede adaptar a diferentes escenarios reales.

Palabras clave: Automatización inteligente empresarial; agentes inteligentes; eficiencia operativa; inteligencia artificial; creación de valor empresarial.

ABSTRACT

The study aimed to propose a model for adopting intelligent enterprise automation focused on optimizing operational processes and generating profitable value for organizations. A proactive literature review was conducted, organized using a search protocol, inclusion and exclusion criteria, an extraction matrix, and thematic coding. Fifty academic references, identified by DOI, were selected, prioritizing publications from 2020 to 2026 and incorporating relevant background information, along with international and Latin American literature on process automation and robotics, advanced analytics, generative artificial intelligence, data governance, and the economic evaluation of digital interventions. The resulting information was integrated into five components: conceptual patterns, adoption phases, intelligent agent typology, efficiency and profitable value indicators, and governance and scalability conditions. The study concludes that intelligent automation can contribute to profitability when it goes beyond simply replacing tasks and is integrated with workflow redesign, data quality, human oversight, impact measurement, and responsible governance. It is important to clarify that the proposed model does not constitute an exhaustive study, but a conceptual guide that can be adapted to different real-world scenarios.

Keywords: Intelligent enterprise automation; intelligent agents; operational efficiency; artificial intelligence; profitable value creation.

1. INTRODUCCIÓN

La transformación digital dejó de ser una aspiración de los empresarios para convertirse en una necesidad que permite sostener las operaciones y responder a las demandas del mercado. Cuando una organización gestiona solicitudes con retrasos de días, procesa facturas de forma manual o toma decisiones críticas basándose en fragmentos de datos, no solo está perdiendo el tiempo, también está comprometiendo la capacidad de la organización para generar valor económico y sostener relaciones comerciales sólidas. En este contexto, la discusión sobre tecnología no debería limitarse a la compra de plataformas, sino enfocarse en cómo orientar estratégicamente la transformación de los procesos para mejorar el desempeño de la organización.

La automatización inteligente empresarial aparece en este punto como una integración de herramientas que antes se desplegaban por separado como robots de software, gestión por procesos, analítica predictiva, minería de procesos, agentes inteligentes, modelos generativos y servicios de integración que intervienen en los flujos de trabajo, prometiendo resultados atractivos porque permiten clasificar solicitudes, generar respuestas, recomendar acciones, anticipar fallas, extraer información documental o activar tareas entre sistemas. Sin embargo, esta promesa no se cumple por simple adopción tecnológica, ya que un agente basado en información poco confiable puede amplificar las fallas con la misma rapidez con la que optimiza el desempeño operativo.

El problema que guía este artículo proviene de una brecha frecuente entre el discurso y el impacto, donde muchas organizaciones anuncian iniciativas de inteligencia artificial, pero no siempre establecen una línea base, ni seleccionan casos con criterios de valor, ni calculan los costos de implementación, ni evalúan si los beneficios permanecen tras la puesta en marcha de los pilotos. En la práctica, una mejora de diez minutos por transacción puede ser irrelevante si el volumen es bajo, pero puede significar ahorros importantes en procesos de atención masiva, cartera o facturación. De la misma forma, una recomendación hecha por inteligencia artificial puede ser útil

cuando se trata de compras rutinarias, pero muy riesgosa para decisiones financieras o profesionales.

La literatura reciente aporta elementos que permiten comprender este desafío, aunque todavía está dispersa. Algunos estudios se concentran en agentes y sistemas agentivos y otros en la automatización robótica, el gobierno algorítmico, la transformación digital, el valor de negocio, la preparación organizacional o los efectos laborales. Esta fragmentación impide que los directivos encuentren una ruta práctica para pasar de experimentos aislados a programas de mejora sostenibles. Por eso, la tecnología no se entiende como una solución automática, sino como una capacidad organizacional que debe ser diseñada de forma planificada, para aportar a los procesos.

La pregunta de investigación se formuló de la siguiente manera: ¿cómo estructurar un modelo de adopción de automatización inteligente empresarial que permita optimizar procesos operativos y convertir las eficiencias obtenidas en generación de valor rentable? Esta pregunta aborda tres aspectos que sirven de base para orientar la discusión del estudio:

- Plano operativo, porque se interesa por tiempos, errores, reprocesos, cumplimiento de acuerdos de servicio y calidad de atención.
- Plano organizacional, porque considera cultura, roles, competencias, rediseño de actividades y aceptación de usuarios.
- Plano económico, porque exige demostrar ahorro, margen, capacidad liberada, retención de clientes o incremento de ingresos.

El objetivo general consistió en proponer un modelo de adopción de automatización inteligente empresarial orientado a la optimización operativa y la generación de valor rentable. Para el desarrollo, se plantearon cuatro objetivos específicos:

- Analizar los fundamentos conceptuales de la automatización inteligente y los agentes corporativos.
- Identificar las capacidades tecnológicas y organizacionales necesarias para su implementación.
- Diseñar las fases de adopción del modelo, incorporando criterios de priorización, medición y escalamiento.
- Establecer indicadores y condiciones de gobierno que permitan traducir las mejoras operativas en resultados estratégicos y económicos de manera responsable y escalable.

La contribución del manuscrito radica en reunir enfoques que suelen presentarse de manera separada sobre cómo:

- La gestión por procesos aporta una mirada sobre los flujos y cuellos de botella.
- La inteligencia artificial amplía la capacidad de análisis y apoyo a la toma de decisiones.
- La automatización robótica facilita la ejecución de tareas.
- La evaluación económica permite distinguir beneficios reales de expectativas generales.

Al integrarlos, el artículo propone una ruta aplicable a organizaciones que poseen distintos niveles de madurez digital, especialmente aquellas que buscan avanzar de forma responsable y coherente con sus reales capacidades.

2. MARCO TEÓRICO Y/O ANTECEDENTES

2.1. Automatización inteligente y gestión de procesos

En primer lugar, Ng et al. (2021) explican que los procesos que realiza la automatización inteligente se diferencian de los procesos de la automatización convencional porque la primera combina capacidades de análisis y decisión dentro de las actividades que realizan las organizaciones. Esta idea es importante para el problema estudiado, pues una empresa no requiere únicamente robots que copien y peguen información, también requiere mecanismos que conviertan la información disponible en criterios útiles que permitan tomar las mejores decisiones. En concordancia, Kir & Erdogan (2021) agregan que una gestión adaptativa de procesos requiere tener conocimientos integrados y reglas de negocio que sean lo suficientemente flexibles para ajustarse a las fluctuaciones del entorno. Desde esta perspectiva, la automatización deja de ser un accesorio meramente técnico, convirtiéndose en una forma de rediseñar la operación.

A partir de esta base, Hughes et al. (2025) sostienen que los agentes de inteligencia artificial inauguran una etapa en la que los sistemas pueden percibir información, razonar sobre objetivos, planificar acciones y articularse armónicamente con otros componentes, permitiendo entender por qué los agentes corporativos no deben confundirse con simples chatbots. Un asistente con solo respuestas a preguntas frecuentes tiene un alcance muy limitado, mientras que un agente integrado al CRM, a una base documental y reglas de atención puede clasificar cada caso, ver historial, dar sugerencias a una respuesta y disparar acciones de seguimiento. Sin embargo, Vu et al. (2026) advierten que este nivel de autonomía debe mantenerse dentro de límites claros y bajo una gestión responsable.

En esa misma línea, Kaltenpoth et al. (2025) profundizan esta discusión al analizar la integración de agentes basados en modelos de lenguaje con reglas de proceso, pues sus planteamientos muestran que la flexibilidad de los modelos generativos debe combinarse con restricciones que puedan ser verificables. En una empresa de servicios, por ejemplo, un agente puede redactar una respuesta para un reclamo, pero no debería prometer compensaciones por fuera de la política comercial, pues la inteligencia del sistema, por tanto, no reside solo en generar texto, sino en actuar dentro de reglas auditables.

Desde un punto de vista operativo, Mahala et al. (2024) demuestran que la arquitectura de automatización robótica debe ser evaluada mediante criterios integrales, que permitan valorar la conveniencia de la solución a partir de su desempeño global y ayuden a evitar decisiones tecnológicas basadas en el entusiasmo. Rahim & Chishti (2024) explican cómo la IA puede ayudar en las conciliaciones, la clasificación de las transacciones y la detección de anomalías, desde la contabilidad y las finanzas. En estos casos la automatización aporta valor cuando reduce la variabilidad y deja tiempo disponible para tareas de análisis, y no cuando sólo traslada los errores de un sistema a otro.

De manera complementaria, Bag et al. (2021) evidencian que los recursos analíticos y la presión institucional pueden impulsar prácticas sostenibles y capacidades de economía circular. Aunque su trabajo se desarrolla en el sector manufacturero, en este artículo se adopta una interpretación más amplia, pues el aprovechamiento de estas herramientas depende de condiciones organizacionales

que permitan transformar los datos en decisiones. Enholm et al. (2022) coinciden en que la IA genera valor empresarial cuando se articula con las capacidades estratégicas y operativas de la organización.

2.2. Capacidades organizacionales y generación de valor

Mikalef & Gupta (2021) conceptualizan la capacidad de la IA bajo este enfoque como una combinación de recursos humanos, tangibles e intangibles, lo que permite superar la idea simplista que consiste en adquirir licencias o integrar APIs, pues la organización necesita datos de calidad, personas que comprendan los procesos, liderazgo orientado a la priorización de casos de uso y una cultura que mida por resultados. Jöhnk et al. (2021) refuerzan esta lectura al mostrar que la preparación para la IA abarca cultura, estructura, liderazgo, procesos y datos. De ahí parte el modelo que se propone en este artículo.

Desde una perspectiva estratégica, Verhoef et al. (2021) entienden la transformación digital como un proceso que modifica modelos de negocio, relaciones con clientes y estructuras operativas. Wamba-Taguimdje et al. (2020) concluyen que la IA incide en el desempeño cuando los proyectos se articulan con objetivos de negocio. Haefner et al. (2021) agregan que la IA transforma la gestión de la innovación al acelerar la identificación de patrones y la generación de alternativas. La lectura conjunta de estos estudios sugiere que la automatización inteligente debe valorarse por su capacidad para transformar los procesos de toma de decisiones y no solo por disminuir la ejecución de tareas manuales.

2.3. Gobernanza, ética y supervisión humana

Sin embargo, Berente et al. (2021) señalan que las características de autonomía, aprendizaje y opacidad de la inteligencia artificial exigen replantear la gestión de los sistemas de información. El artículo gira en torno a esta advertencia. Cuando una macro falla por lo general es fácil encontrar la instrucción errónea, pero cuando un modelo recomienda una acción, puede ser más difícil reconstruir el razonamiento. Por ello, Castillo Martínez et al. (2024) resaltan que la trazabilidad y la explicación no son asuntos colaterales, sino condiciones que hacen que se confíe más en el uso de estos sistemas en la empresa.

En este sentido, los trabajos de Dwivedi et al. (2023) señalan que la inteligencia artificial generativa ofrece importantes oportunidades para mejorar la productividad, fortalecer áreas como la educación, la creatividad y los negocios, pero también plantea desafíos de confiabilidad y ética. A esta discusión se unen Noy & Zhang (2023) con evidencia experimental de mejoras en la productividad de tareas de escritura profesional, y Brynjolfsson et al. (2025) aportando resultados desde contextos reales de trabajo. El propósito de este artículo no es decir que cualquier proceso se mejora con la IA generativa, sino reconocer que ciertos trabajos intensivos en el procesamiento de información pueden mejorar si el diseño considera métricas de calidad y revisión humana.

Ante estos retos, Shneiderman (2020) plantea una visión de la inteligencia artificial centrada en las personas, basada en confiabilidad y seguridad. Por su parte, Raji et al. (2020) defienden auditorías internas que permitan identificar vacíos de responsabilidad en el funcionamiento de los algoritmos. Los dos aportes hacen que se corrija una visión excesivamente centrada en la tecnología, pues automatizar no implica renunciar al juicio profesional. En procesos de gestión de cartera, de

selección de personal o de atención de quejas sensibles, el sistema podrá recomendar, ordenar y explicar, pero la responsabilidad institucional debe estar claramente definida.

Esa misma situación se proyecta en otros espacios organizacionales donde Belhadi et al. (2022) relacionan IA con la resiliencia de las cadenas de suministros, sobre todo cuando los datos hacen posible anticipar interrupciones. No obstante, Keding & Meissner (2021) advierten sobre el hecho de que los ejecutivos pueden llegar a confiar excesivamente en los sistemas de recomendación. Rodgers et al. (2023) analizan, por su parte, la toma de decisiones algorítmicas en materia de recursos humanos. Esta tensión entre mejora y riesgo demuestra que la automatización inteligente no debe venderse como una solución universal, pues su alcance depende del proceso a intervenir, de la calidad de los datos, de la criticidad de la decisión y de la madurez de la supervisión.

2.4. Automatización inteligente en el contexto latinoamericano

En América Latina, la literatura trabaja con características propias de la región que no siempre se consideran en los estudios que se hacen en economías con altos niveles de digitalización. Figueroa Mora & Barrón Estrada (2024) resaltan la importancia de fortalecer la formación y las capacidades informáticas en México. Gmyrek et al. (2024), por su parte, analizan la exposición laboral a la IA generativa y las brechas digitales existentes en América Latina. González Pérez (2021) examina la automatización en la industria automotriz mexicana, mientras Rodríguez Pérez & Meza González (2024) proponen un índice de riesgo laboral ante automatización. Estos estudios muestran que la eficiencia debe analizarse de manera integral, teniendo en cuenta sus efectos en los ámbitos social y laboral.

Asimismo, Erazo-Castillo & De la A-Muñoz (2023) vinculan la auditoría prospectiva con la inteligencia artificial como apoyo para prever riesgos organizacionales. Kantis et al. (2023) muestran que la colaboración entre grandes empresas y startups puede dinamizar los procesos de innovación. Llamas Covarrubias et al. (2022) analizan distintos enfoques regulatorios de IA, mientras que Vázquez Pita (2022) plantea la necesidad de una estructura jurídica para la gobernanza de estas tecnologías. Estos trabajos permiten ubicar la automatización inteligente dentro de un ecosistema institucional y no solamente dentro de un departamento de tecnologías.

En el mundo empresarial, Pérez González et al. (2023) han analizado cómo la IA puede convertirse en una estrategia de innovación para las empresas de servicios. Vera Salavarría & Pico Bazurto (2024), así como Rangel Saltos et al. (2024) coinciden en que la administración empresarial está siendo transformada por herramientas inteligentes. Santiago-Ruiz (2024) ilustra aplicaciones de ChatGPT en textos administrativos. Aunque estos aportes son heterogéneos, juntos muestran un desplazamiento práctico debido a que muchas actividades de oficina, antes consideradas exclusivamente humanas, ya pueden ser asistidas por sistemas que redactan, resumen, clasifican o recomiendan.

2.5. Industria 4.0, trabajo y aplicaciones sectoriales

Desde la perspectiva de las operaciones e Industria 4.0, Mora-Sánchez & Guerrero-Marín (2020) discuten la ruta hacia organizaciones digitales, mientras que Morgan Asch (2020) destaca la importancia de la resiliencia frente a la cuarta revolución industrial. Por otra parte, Nagao Menezes (2020) realiza un análisis de las nuevas perspectivas del trabajo y Peña-Jiménez et al. (2021)

estudian las habilidades requeridas para la industria 4.0. En esa misma línea, Ruiz Guajala (2022) analiza eficiencia en manufactura ecuatoriana, mientras que Salimbeni & Mamani (2020) proponen un marco para la incorporación de cobots y Sampedro Guaman et al. (2021) revisan la función del software en la industria 4.0. En conjunto, estos aportes permiten comprender que la automatización inteligente va más allá de la digitalización de las tareas administrativas, cambiando las formas de trabajar.

Por otra parte, Maitre et al. (2022) señalaron que los enfoques impulsados por eventos pueden impulsar la gestión de la cadena de suministro de materias primas. Ayoub & Elgammal (2018) exploran la utilización de señales externas para reconocer interrupciones de procesos en tiempo real, mientras que Bidar et al. (2019) se centran en la asignación de recursos y tareas en procesos automatizados. Estos estudios ratifican un axioma básico del modelo: los sistemas deben ser capaces de adaptarse a los cambios del medio ambiente y no funcionar como herramientas aisladas.

Finalmente, desde una perspectiva organizacional, Ropa-Carrión & Alama-Flores (2022) plantean elementos de gestión organizacional que facilitan la comprensión de la acción directiva requerida en los procesos de cambio. En el campo de la medicina, Lanzagorta-Ortega et al. (2022) demuestran que la IA es capaz de incorporarse a decisiones profesionales de alta complejidad. Asimismo, Pinto Molina & Granja Altamirano (2023) relacionan IA, automatización y mercado laboral y Rojas Torres et al. (2022), si bien centran su análisis en las pedagogías disruptivas, permiten recordar que la adopción tecnológica requiere de aprendizaje, ruptura de rutinas y apropiación social. En este sentido, la automatización empresarial exige también formación y la promoción de una cultura favorable al cambio.

Con los resultados de la investigación realizada, la automatización inteligente empresarial puede entenderse como un sistema integrado de capacidades organizacionales y tecnológicas que permiten automatizar, recomendar, predecir, priorizar y aprender en los procesos empresariales de acuerdo con reglas claras de supervisión, trazabilidad y medición económica. A diferencia de la automatización tradicional, este enfoque va más allá del uso de inteligencia artificial e incorpora tecnología, procesos, toma de decisiones y creación de valor. Dicho de manera directa, una solución es inteligente para la empresa cuando mejora un flujo real, reduce incertidumbre, conserva responsabilidad y aporta evidencia de impacto. La Tabla 1 sintetiza las principales diferencias entre la automatización tradicional y la automatización inteligente empresarial.

Tabla 1.

Diferencias entre automatización tradicional y automatización inteligente empresarial

Dimensión	Automatización tradicional	Automatización inteligente empresarial
Alcance	Tareas repetitivas, formularios o reglas estáticas	Flujos de extremo a extremo con decisiones apoyadas en datos
Tecnología dominante	Macros, scripts, RPA simple y hojas de cálculo	Agentes, RPA, BPM, analítica, IA generativa, APIs y eventos
Papel del usuario	Operador que ejecuta o revisa manualmente	Supervisor, analista y responsable de excepciones
Medición	Horas ahorradas y reducción puntual de errores	Tiempo, calidad, experiencia, riesgo, margen, ROI y capacidad liberada
Riesgos principales	Dependencia de reglas rígidas	Sesgo, opacidad, seguridad, sobreconfianza y gobernanza insuficiente.

Nota. Elaboración propia.

3. METODOLOGÍA O DESCRIPCIÓN DEL PROCESO

El estudio se desarrolló como una revisión documental integrativa con orientación propositiva. Se eligió este enfoque porque el objeto de análisis no pertenece a una sola disciplina. La automatización inteligente empresarial combina elementos de inteligencia artificial, gestión por procesos, automatización, robótica, arquitectura tecnológica, analítica de negocio, estrategia, gobierno de datos y evaluación de impacto. Una revisión exclusivamente bibliométrica habría mostrado tendencias de publicación, pero no necesariamente habría permitido construir una propuesta aplicable a organizaciones. Para su realización se privilegió una síntesis crítica orientada al diseño de un modelo conceptual y práctico de adopción de automatización inteligente empresarial.

El estudio se basa en publicaciones académicas y técnicas recientes sobre agentes inteligentes, sistemas agentivos, automatización inteligente, inteligencia artificial generativa, RPA, BPM, toma de decisiones organizacionales, gobierno de IA, transformación digital, capacidades digitales y generación de valor empresarial. Se priorizaron documentos publicados entre los años 2020 y 2026, con DOI y trazabilidad bibliográfica. También se incorporaron algunas fuentes anteriores por la utilidad que ofrecen para comprender los antecedentes de la automatización de procesos y su aplicación en la industria.

Las búsquedas se hicieron combinando términos tanto en español como en inglés: “enterprise intelligent automation”, “AI agents”, “agentic systems”, “business process management”, “robotic process automation”, “generative artificial intelligence”, “business value”, “operational efficiency”, “process optimization”, “digital transformation”, “inteligencia artificial empresarial”, “automatización de procesos”, “gestión organizacional”, “Industria 4.0”, “toma de decisiones gerenciales” y “valor empresarial”. Las búsquedas se realizaron en Scopus, ScienceDirect, SpringerLink, IEEE Xplore, Taylor & Francis, SciELO, Redalyc y revistas latinoamericanas con DOI.

Se establecieron cinco criterios de inclusión:

1. Los documentos debían relacionar IA, automatización o analítica con procesos organizacionales.
2. Ofrecer aportes sobre eficiencia, productividad, decisiones, innovación, riesgo o valor económico.
3. Contar con DOI o metadatos suficientes para su identificación.
4. Priorizar literatura reciente, sin excluir trabajos previos de alta pertinencia.
5. Incorporar estudios latinoamericanos con el propósito de construir análisis ajustado a las condiciones regionales y a los desafíos que enfrentan las organizaciones en sus procesos de transformación digital.

Se excluyeron textos promocionales, documentos sin relación con organizaciones, trabajos centrados solo en arte generativo y fuentes sin trazabilidad. El corpus final estuvo conformado por 50 referencias seleccionadas con base en las ecuaciones de búsqueda, los criterios de inclusión y exclusión y las categorías de análisis definidas. Estas fuentes sustentaron la identificación de los principales hallazgos y la estructuración de los cinco componentes del modelo propuesto. La

selección de las fuentes, la extracción de la información y la codificación temática fueron realizados de manera conjunta por los autores, mediante revisión y consenso sobre la pertinencia y clasificación de los documentos.

El procedimiento se organizó en cinco momentos:

1. Se realizó una identificación amplia de la literatura y se eliminaron duplicados conceptuales.
2. Se revisaron títulos, resúmenes y palabras clave con el propósito de determinar pertinencia.
3. Se construyó matriz de extracción con los siguientes campos: autor, año, región, tecnología analizada, proceso organizacional, tipo de beneficio, riesgos, condiciones de adopción, métricas empleadas y contribución al modelo.
4. Se efectuó codificación temática.
5. Se elaboró síntesis argumentativa que sirvió de base para proponer las fases de adopción, la tipología de agentes inteligentes, los indicadores de eficiencia y valor rentable, y las condiciones de gobierno y escalabilidad.

La Tabla 2 presenta la matriz metodológica utilizada para estructurar las categorías de análisis y síntesis de la información.

La codificación se agrupó en seis categorías: fundamentos tecnológicos, capacidades organizacionales, arquitectura de integración, gobernanza, medición del desempeño y generación de valor rentable. El objetivo de esta clasificación es prevenir lecturas fragmentadas. Por eso, un estudio de productividad con IA generativa se miró no solo por el efecto que tiene en velocidad, sino también en supervisión, escalamiento y calidad. De la misma forma, los trabajos de regulación se interpretaron como aportes para la definición de límites de autonomía y trazabilidad.

La triangulación entre las producciones literarias internacionales y latinoamericanas dio fortaleza a la validez de la síntesis. La primera permitió reconocer avances en agentes, IA generativa, automatización cognitiva, auditoría algorítmica y medición de productividad. La segunda ayudó a ubicar la adopción tecnológica en escenarios donde no siempre hay datos limpios, procesos documentados o talento especializado. Esta triangulación se debió a la necesidad de evitar que el modelo se viera condicionado por realidades propias de grandes corporaciones tecnológicas, cuya aplicación puede resultar limitada en contextos organizacionales con menores niveles de recursos y madurez digital.

Para diseñar el modelo se fijaron cuatro condiciones de consistencia. Cada fase debía tener un propósito operativo claro, productos verificables, responsables organizacionales e indicadores asociados. Además, la propuesta debía permitir decisiones de priorización. No todos los procesos pueden automatizarse a la vez y no todos los problemas requieren de agentes inteligentes. Hay casos en los que basta con ordenar datos o rediseñar un procedimiento; en otros, un agente predictivo o de recomendación puede producir mejoras, evitando sobredimensionar la tecnología.

Se propuso la medición del impacto con indicadores primarios y secundarios. Los primarios corresponden a resultados del proceso intervenido en los cuales se propone medir el tiempo de ciclo, tiempo medio de operación, porcentaje de errores, reprocesos, cumplimiento de acuerdos de servicio, productividad por colaborador, satisfacción del cliente y costo por transacción. Los efectos más amplios que se consiguen como secundarios son capacidad liberada, margen, reducción

de riesgo, trazabilidad, velocidad de respuesta y aprendizaje organizacional. Para los pilotos se proponen diseños antes-después, grupos comparables, experimentos A/B, series temporales interrumpidas o diseños de diferencias en diferencias cuando los datos lo permitan.

El estudio no utilizó datos personales ni se realizó una intervención directa a trabajadores, clientes o empresas, por lo que no requirió de aval institucional. Pero la propuesta incluye principios de ética aplicada como la minimización de datos, la seguridad, la explicabilidad, la intervención humana significativa, la evaluación de sesgos, el registro de decisiones y los procedimientos de contingencia. Esa cautela es necesaria porque los algoritmos inteligentes pueden condicionar decisiones de negocio, de finanzas, de trabajo y de servicio. Que el artículo sea de tipo documental no suprime la obligación de anticipar los riesgos de implementación.

Tabla 2.

Matriz metodológica de extracción y síntesis

Categoría	Pregunta orientadora	Producto de síntesis
Fundamentos tecnológicos	¿Qué tecnologías se integran y qué capacidades habilitan?	Tipología de agentes inteligentes y componentes tecnológicos.
Capacidades organizacionales	¿Qué capacidades humanas, culturales y organizacionales facilitan la adopción?	Condiciones organizacionales y criterios de preparación.
Arquitectura de integración	¿Cómo se articulan agentes, procesos, reglas y sistemas empresariales?	Criterios de integración tecnológica y diseño de soluciones.
Gobernanza	¿Qué controles reducen sesgo, opacidad y riesgos de seguridad?	Condiciones de gobierno, trazabilidad y supervisión.
Medición del desempeño	¿Qué indicadores permiten estimar impacto?	Batería de indicadores de eficiencia y valor rentable.
Generación de valor rentable	¿Cómo se convierten mejoras operativas en resultados financieros?	Rutas de generación de valor rentable.

Nota. Elaboración propia.

Para hacer visible la ruta de revisión, la Tabla 3 resume la trazabilidad metodológica aplicada a esta versión del manuscrito. La tabla no debe leerse como una validación empírica en empresas, sino como el registro del proceso documental que sustenta la propuesta. Esta precisión es relevante porque el artículo construye un modelo de adopción y no reporta todavía una intervención organizacional con mediciones de campo.

Tabla 3.

Trazabilidad del protocolo de revisión documental

Componente	Descripción aplicada en el manuscrito
Bases y portales consultados	Scopus, ScienceDirect, SpringerLink, IEEE Xplore, Taylor & Francis, SciELO, Redalyc y revistas latinoamericanas con DOI.
Periodo privilegiado	2020–2026; se conservaron referencias previas cuando aportaban antecedentes directos sobre BPM, asignación de recursos y automatización de procesos.

Ecuaciones en inglés	“enterprise intelligent automation” AND “business value”; “AI agents” AND “business process management”; “robotic process automation” AND “operational efficiency”; “generative artificial intelligence” AND “decision making”.
Ecuaciones en español	“automatización inteligente” AND “valor empresarial”; “inteligencia artificial” AND “gestión organizacional”; “industria 4.0” AND “procesos”; “automatización” AND “mercado laboral”.
Criterios de inclusión	Relación explícita con IA, automatización, procesos, decisiones, productividad, gobierno, riesgo o generación de valor; DOI disponible; pertinencia para el objetivo del artículo.
Criterios de exclusión	Se descartaron las fuentes de tipo promocional, las que no tenían trazabilidad bibliográfica y los estudios cuya orientación no estaba relacionada con el contexto organizacional o se limitaban a usos creativos de la inteligencia artificial.
Corpus final	50 referencias con DOI citadas en el cuerpo y registradas en la lista final. El análisis se organizó en seis categorías temáticas.

Nota. Elaboración propia.

4. ANÁLISIS DE RESULTADOS O HALLAZGOS

La relación entre la revisión documental y la construcción del modelo se estableció a partir de las seis categorías de análisis definidas en la metodología. La Tabla 4 presenta la correspondencia entre dichas categorías, las principales evidencias identificadas en la literatura y los componentes resultantes del modelo de adopción de automatización inteligente.

Tabla 4.

Trazabilidad entre categorías de análisis, evidencias y componentes del modelo

Categoría de análisis	Evidencias representativas	Síntesis derivada	Componente del modelo
Fundamentos tecnológicos	Ng et al. (2021); Hughes et al. (2025); Kaltenpoth et al. (2025); Mahala et al. (2024)	Integración de IA, agentes, RPA y capacidades de análisis y decisión	Tipología de agentes inteligentes
Capacidades organizacionales	Mikalef & Gupta (2021); Jöhnk et al. (2021); Enholm et al. (2022); Verhoef et al. (2021)	La adopción depende de datos, talento, cultura, liderazgo y madurez digital	Fases de adopción
Arquitectura de integración	Kir & Erdogan (2021); Mahala et al. (2024); Maitre et al. (2022); Bidar et al. (2019)	Las soluciones requieren integración con reglas, procesos y sistemas empresariales	Fases de adopción y tipología de agentes
Gobernanza	Berente et al. (2021); Raji et al. (2020); Shneiderman (2020); Vu et al. (2026)	La autonomía requiere supervisión, trazabilidad, límites y responsabilidad	Condiciones de gobierno y escalabilidad
Medición del desempeño	Noy & Zhang (2023); Brynjolfsson et al.	El impacto debe medirse mediante eficiencia, calidad,	Indicadores de eficiencia y valor rentable

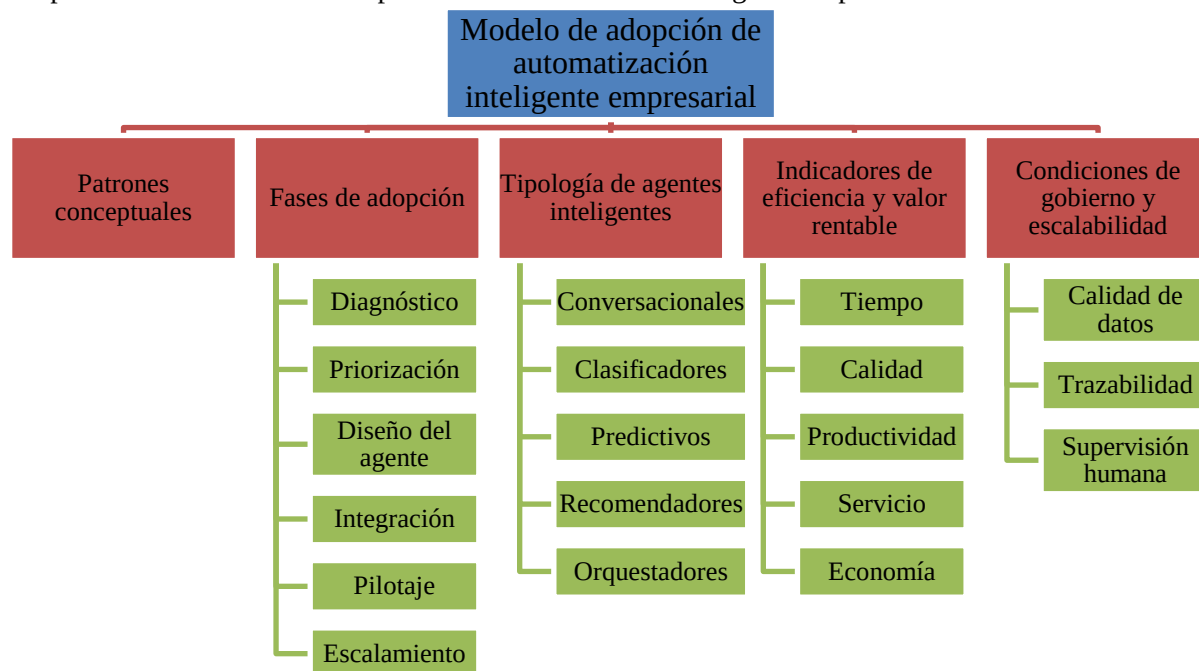
Generación de valor rentable	(2025); Wamba-Taguimdje et al. (2020) Enholm et al. (2022); Wamba-Taguimdje et al. (2020); Mikalef & Gupta (2021)	productividad y servicio Las mejoras operativas deben traducirse en ahorro, capacidad liberada, margen o crecimiento	Indicadores de eficiencia y valor rentable
------------------------------	---	---	--

Nota. Elaboración propia.

Los resultados no se presentan como mediciones de desempeño tomadas en una empresa específica, sino como una síntesis estructurada de la literatura revisada. La Figura 1 representa esta síntesis y muestra sus implicaciones para el diseño del modelo de adopción de automatización inteligente empresarial.

Figura 1.

Componentes del modelo de adopción de automatización inteligente empresarial



Nota. Elaboración propia.

Patrones conceptuales

El primer componente del modelo corresponde a los patrones conceptuales derivados de la revisión documental. En la revisión aparecieron cuatro patrones reiterados: la necesidad de alinear tecnología con procesos concretos, la importancia de la calidad de datos, la conveniencia de medir impactos con línea base y la obligación de definir límites de autonomía para los sistemas inteligentes.

Estos patrones permiten justificar la estructura anterior del modelo y orientar su aplicación en contextos organizacionales. La Tabla 5 resume los patrones derivados de la revisión y su uso dentro del modelo propuesto.

Tabla 5.

Patrones derivados de la revisión y uso en el modelo propuesto

Patrón identificado	Autores representativos	Implicación para el modelo de adopción
Automatización como capacidad, no solo como herramienta	Ng et al. (2021); Enholm et al. (2022); Mikalef & Gupta (2021)	El modelo exige diagnóstico, capacidades organizacionales y medición del valor antes de escalar soluciones.
Agentes con autonomía limitada y supervisión humana	Hughes et al. (2025); Vu et al. (2026); Shneiderman (2020)	Cada agente debe tener reglas, límites, trazabilidad y responsable del proceso.
Valor económico condicionado por adopción y datos	Jöhnk et al. (2021); Wamba-Taguimdje et al. (2020); Keding & Meissner (2021)	Los indicadores de eficiencia y valor rentable separan ahorro, capacidad liberada y crecimiento rentable.
Contexto latinoamericano con brechas de talento y regulación	Gmyrek et al. (2024); Llamas Covarrubias et al. (2022); Rodríguez Pérez & Meza González (2024)	El escalamiento se propone gradual, con prioridad en casos de bajo riesgo y alto aprendizaje.

Nota. Elaboración propia.

Fases de adopción

El segundo componente del modelo incluye las fases de adopción de la automatización inteligente empresarial, las cuales fueron diseñadas para evitar dos situaciones frecuentes como son la improvisación tecnológica y la parálisis analítica. El modelo reconoce que las organizaciones deben avanzar mediante pilotos que puedan atender necesidades reales y puedan ampliarse de manera controlada a partir de resultados que se puedan verificar. Se estructura en seis fases: diagnóstico del proceso, priorización de casos de uso, diseño de la solución inteligente, integración tecnológica, pilotaje controlado y escalamiento gobernado.

1. Diagnóstico del proceso: se enfoca en atender el trabajo real, no el proceso ideal que se describe en los manuales. En muchas empresas, las actividades formales dicen una cosa y en la práctica se hace otra, se evidencian correos por fuera del sistema, validaciones duplicadas, autorizaciones informales, archivos locales o decisiones basadas en la experiencia de una sola persona. Antes de proceder con la automatización, conviene mapear entradas, salidas, responsables, sistemas, excepciones, reglas de negocio y puntos de espera. Como resultado de esta fase, se establecen pautas que identifican los aspectos que necesitan mejora y se estima el costo relacionado con el problema.
2. Priorización de casos de uso: actúa como un filtro estratégico. El modelo indica que cada oportunidad debe evaluarse en función de su impacto sobre la organización y su viabilidad. Una buena opción para comenzar la cartera puede ser la clasificación automática de solicitudes frecuentes en un servicio de asistencia, ya que presenta beneficios sin que la organización se

encuentre expuesta a riesgos elevados. Una aplicación de gran potencial, pero que conlleva importantes riesgos, es la recomendación de decisiones crediticias o laborales, para la que se necesitan estrictos controles, revisión humana y pruebas prolongadas. En esta fase la organización evita confundir la novedad con la adecuación.

3. **Diseño de la solución inteligente:** es la etapa en la cual el problema de negocio se transforma en una solución controlable. Ahí se decide si se necesita un asistente conversacional, un clasificador de documentos, un predictor, un recomendador, un orquestador o alguna combinación de ellas. Se definen también los datos de entrada, las reglas de decisión, los límites de autonomía, los mensajes permitidos, la trazabilidad, los criterios de explicación y los procedimientos de contingencia. Un caso es el proceso de facturación: el agente puede ver que hay inconsistencias y proponer correcciones, pero si el monto supera cierto umbral, el cierre contable tiene que pedir aprobación humana.
4. **Integración tecnológica:** evita que el agente quede como una demostración aislada. Para producir valor, la solución debe conectarse con ERP, CRM, mesa de ayuda, gestores documentales, aplicativos financieros, bases de datos o plataformas de comunicación. Esta integración debe incluir APIs, eventos, controles de acceso, monitoreo, registro de decisiones y prácticas de MLOps. Sin esta fase, la empresa puede tener un prototipo atractivo, pero no una capacidad operativa confiable.
5. **Pilotaje controlado:** Esta fase permite valorar si los procesos realmente presentan mejoras. Para ello no basta con señalar que la herramienta funcionó, también se deben contrastar los resultados con la línea base, observar la adopción de los usuarios, identificar las excepciones y considerar los costos asociados. Cuando existan datos suficientes, el piloto puede usar grupos para comparar, periodos equivalentes o series temporales. Si un agente logra reducir los tiempos de atención, pero aumenta los reclamos por respuestas equivocadas, el resultado debe analizarse con cautela, ya que la velocidad no compensa la pérdida de calidad.
6. **Escalamiento gobernado:** amplía la solución a otros procesos o unidades. Esta fase requiere documentación, capacitación, soporte, actualización de modelos, auditorías, gestión del cambio y cuadros de mando. Escalar no significa copiar el piloto sin ajustes ya que una solución que funcionó en atención al cliente puede necesitar reglas nuevas para cartera o compras, por esta razón la organización debe consolidar aprendizajes, reutilizar componentes y mantener vigilancia constante sobre el desempeño, sesgo, seguridad y obsolescencia.

La Tabla 6 presenta las fases del modelo de adopción de automatización inteligente empresarial, junto con su propósito y entregable principal.

Tabla 6.

Fases del modelo de adopción de automatización inteligente empresarial

Fase	Propósito	Entregable principal
Diagnóstico del proceso	Comprender el proceso, sus datos y su desempeño actual	Mapa del proceso, línea base y restricciones
Priorización de casos de uso	Seleccionar casos con valor, viabilidad y riesgo aceptable	Matriz beneficio-esfuerzo-riesgo

Diseño de la solución inteligente	Definir funciones, datos, autonomía y controles	Ficha técnica de la solución inteligente y flujo de decisión
Integración tecnológica	Conectar la solución con sistemas y arquitectura empresarial	APIs, eventos, monitoreo y registro de decisiones
Pilotaje controlado	Medir impacto operativo, adopción y calidad	Informe de resultados, ajustes y supuestos
Escalamiento gobernado	Ampliar la solución con gobierno y aprendizaje	Portafolio, tablero directivo y centro de excelencia

Nota. Elaboración propia.

Tipología de agentes inteligentes

El tercer componente del modelo fue la tipología de agentes inteligentes aplicables a procesos empresariales. Los agentes conversacionales atienden solicitudes, orientan usuarios y generan borradores de respuesta. Los clasificadores organizan documentos, tickets, correos, facturas o reclamos. Los predictivos anticipan demanda, mora, fallas, rotación o necesidades de inventario. Los recomendadores sugieren acciones comerciales, rutas de atención, proveedores o decisiones de mantenimiento. Los orquestadores permiten coordinar las actividades ejecutadas por sistemas, personas y robots de software.

Son los ejemplos concretos donde mejor se hace patente la utilidad de esta tipología. En el área de atención al cliente, un agente conversacional está en condiciones de recibir la solicitud, consultar el historial, clasificar el motivo y generar una respuesta inicial. Si detecta un caso crítico lo deriva a un asesor, con el contexto resumido. Los predictores pueden identificar clientes con probabilidad de retraso y los recomendadores pueden sugerir acciones diferenciadas de contacto. En compras, el agente podrá valorar proveedores, comprobar el cumplimiento de las políticas internas e identificar los riesgos asociados a la concentración o a los posibles incumplimientos.

La automatización en talento humano puede ayudar a hacer la revisión documental, programar entrevistas o generar reportes de novedades. Se necesita prudencia en las decisiones de selección, promoción o desvinculación. Los sistemas pueden ordenar datos y detectar inconsistencias, pero la decisión debe ser tomada teniendo en cuenta criterios éticos y normativos. En mantenimiento, un predictor puede anticipar fallas a partir de sensores o historial de órdenes, mientras un orquestador genera la orden de trabajo y revisa disponibilidad de repuestos.

La tipología, además, evidencia que el valor crece cuando los agentes se articulan. Un detector identifica una factura incompleta; un recomendador sugiere la acción a seguir; un orquestador solicita corrección al proveedor; y un dashboard mide el impacto sobre los tiempos de pago. Esta secuencia es capaz de convertir una automatización puntual en flujo inteligente. El desafío está en que cada componente mantenga trazabilidad y haya claridad sobre quién es el responsable cuando se produce una excepción.

Los casos más prometedores, por lo general, tienen cuatro condiciones: alto volumen, reglas parcialmente estables, disponibilidad de datos y costo de error controlable. En procesos con baja frecuencia o alta ambigüedad, quizá sea mejor comenzar con asistencia humana aumentada y no con ejecución autónoma. Esta distinción evita aplicar la misma intensidad tecnológica a problemas

distintos. La Tabla 7 organiza la tipología de agentes inteligentes y las métricas asociadas a cada tipo de aplicación empresarial.

Tabla 7.

Tipología de agentes inteligentes y métricas asociadas

Tipo de agente	Aplicación posible	Métricas recomendadas
Agente conversacional	Atención al cliente, soporte interno, mesa de ayuda	Tiempo de respuesta, resolución en primer contacto, satisfacción
Agente clasificador	Tickets, facturas, correos, documentos y reclamos	Exactitud, errores de enrutamiento, tiempo de clasificación
Agente predictivo	Demanda, cartera, mantenimiento, abandono e inventarios	Precisión, alertas útiles, reducción de fallas o pérdidas
Agente recomendador	Ventas, compras, mantenimiento y priorización de casos	Tasa de adopción, margen, cumplimiento de políticas
Agente orquestador	Procesos de extremo a extremo con varios sistemas	Tiempo de ciclo, SLA, tareas completadas y excepciones

Nota. Elaboración propia.

Indicadores de eficiencia y valor rentable

El cuarto componente del modelo fue el conjunto de indicadores de eficiencia y valor rentable, orientado a conectar la eficiencia operativa con los resultados económicos. Esta conexión es indispensable porque no toda mejora técnica genera valor rentable. Reducir un paso manual puede ser útil para el usuario, pero su efecto financiero depende del volumen, el costo, la criticidad del proceso y la posibilidad de reasignar recursos. De igual forma, una mayor velocidad puede destruir valor si aumenta errores, reclamos o incumplimientos.

El modelo distingue tres rutas de monetización:

1. Ruta de ahorro se relaciona con reducción de horas, reprocesos, consumos, penalidades, fallas o costos de atención.
2. Ruta de capacidad liberada aparece cuando la organización atiende más volumen sin incrementar recursos en la misma proporción.
3. Ruta de crecimiento rentable ocurre cuando la mejora operativa aumenta conversión comercial, retención, personalización, margen o satisfacción.

Esta diferenciación impide que los ejecutivos consideren como ahorro un tiempo liberado que todavía no se ha traducido en ahorro económico.

Un ejemplo lo ilustra. Si un agente clasifica 20.000 solicitudes al mes y reduce el tiempo medio de clasificación de cinco minutos a uno, la mejora es evidente. Pero el valor financiero dependerá de que esas horas se conviertan en menor costo, mayor capacidad de atención, reducción de atrasos o reasignación de personal a tareas de mayor valor. Por ello el modelo requiere del piloto la definición de cómo se captura el beneficio.

La medición debe reconocer también incertidumbre. Los resultados pueden verse afectados por estacionalidad, cambios de demanda, curva de aprendizaje o decisiones simultáneas de la gerencia. Se recomienda comparar, siempre que sea posible, periodos equivalentes, grupos similares o series

temporales. La afirmación “el agente redujo el tiempo de ciclo” se hace más sólida si se explica la línea base, el periodo observado, el volumen, la variabilidad y los supuestos. El artículo no pierde fuerza con la rigurosa evaluación; al contrario, gana credibilidad. La Tabla 8 incorpora los indicadores propuestos para relacionar la eficiencia operativa con la generación de valor rentable.

Tabla 8.

Indicadores de eficiencia y valor rentable

Dimensión	Indicador	Interpretación
Eficiencia temporal	Tiempo de ciclo, espera y operación	Mide velocidad y eliminación de cuellos de botella
Calidad del proceso	Errores, reprocesos, devoluciones y reclamos	Mide confiabilidad del flujo intervenido
Productividad operativa	Casos por colaborador, tareas automatizadas y capacidad liberada	Mide uso eficiente de recursos
Experiencia del usuario	SLA, NPS, CES y resolución en primer contacto	Evalúa la experiencia y el cumplimiento
Valor económico	Ahorro, margen, ROI, costo por transacción e ingresos incrementales	Mide conversión de mejora operativa en valor rentable

Nota. Elaboración propia.

Condiciones de gobierno y escalabilidad

El quinto componente del modelo fue la identificación de condiciones de gobierno y escalabilidad necesarias para sostener la automatización inteligente empresarial.

- La primera es la calidad de datos. Si la información es incompleta, el agente puede responder con rapidez, pero de forma incorrecta.
- La segunda es la trazabilidad y explicabilidad. Cada recomendación o acción debe poder reconstruirse, incluyendo datos consultados, reglas aplicadas, modelo utilizado y responsable del proceso.
- La tercera es la supervisión humana significativa proporcional al riesgo. No toda tarea necesita aprobación manual, pero las decisiones sensibles sí requieren controles explícitos.

Otra condición indispensable es la seguridad y control de accesos ya que los agentes pueden llegar a acceder a información corporativa, interactuar con sistemas y ejecutar acciones. Por ello exigen autenticación, autorización, segmentación, registros de actividad, pruebas de vulnerabilidad y mecanismos frente a instrucciones maliciosas. A esto se añade la gestión del cambio organizacional. Los usuarios necesitan saber qué hace el sistema, qué no debe hacer, cuándo confiar, cuándo escalar y cómo reportar fallos. Sin apropiación, incluso una buena solución puede acabar subutilizada.

La escalabilidad gobernada se trata de convertir aprendizajes en estándares, y para ello un comité o centro de excelencia puede definir criterios de priorización, plantillas de diseño, lineamientos éticos, catálogos de agentes, tableros de seguimiento y procesos de auditoría. Esto no se ha de entender como una burocracia añadida. En realidad, es una forma de proteger el valor obtenido, evitar que cada área cree soluciones desconectadas, con datos duplicados y riesgos invisibles.

5. AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen a la Universidad de Cartagena por el acompañamiento académico e institucional durante el desarrollo de la presente investigación, y por los espacios de trabajo colaborativo que permitieron la consolidación del manuscrito. Su apoyo fue fundamental para el acceso a recursos bibliográficos, discusión académica y validación de los resultados.

El presente artículo corresponde a un producto de reflexión y fundamentación conceptual derivado del componente de investigación sobre aplicaciones y modelos de adopción de inteligencia artificial desarrollado en el marco del proyecto: Desarrollo de objetos virtuales de aprendizaje para la enseñanza de la inteligencia artificial en la institución educativa técnica pesquera Leónidas Ortiz Alvear: una estrategia para la inclusión digital y la construcción de ciudadanía científica, de la Universidad de Cartagena, ejecutado por el grupo de investigación Gisistinfo, financiado por la Universidad de Cartagena, al salir favorecido en la Tercera convocatoria de la Vicerrectoría de Investigaciones para la formulación de proyectos de investigación orientados a contribuir al cumplimiento de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) de las Naciones Unidas y las Políticas Orientadas por Misiones del Ministerio de Ciencia, Tecnología e Innovación – MINCIENCIAS.

6. CONCLUSIONES

La automatización inteligente empresarial ofrece alternativas para fortalecer el desempeño operativo y crear valor rentable, siempre que se integre a la capacidad de la organización y no se limite simplemente a la compra de herramientas. Los resultados demuestran que los agentes inteligentes, la analítica avanzada, RPA, BPM y la inteligencia artificial generativa pueden combinarse para lograr reducir tiempos, disminuir errores, apoyar en la toma de decisiones, mejorar la atención al cliente y liberar capacidades de producción. Sin embargo, los efectos van a depender del seguimiento y control de la implementación.

El modelo propuesto se construye cinco componentes: patrones conceptuales, fases de adopción, tipología de agentes inteligentes, indicadores de eficiencia y valor rentable, y condiciones de gobierno y escalabilidad. La fase de adopción se desarrolla en seis momentos, que son: diagnóstico del proceso, priorización de casos de uso, diseño de la solución inteligente, integración tecnológica, pilotaje controlado y escalamiento gobernado. La secuencia presentada constituye un camino progresivo para organizaciones con diferentes niveles de madurez digital. La priorización es crucial para evitar desperdiciar dinero en todas partes y para centrarse en casos de uso con un valor real. En el diseño de la solución inteligente se debe establecer un marco claro de funcionamiento que oriente la utilización adecuada dentro de las organizaciones.

Generar valor rentable no es automático si solo se reduce tiempo mediante la automatización de tareas, ya que el impacto estratégico se produce cuando la mejora operativa se convierte en ahorro, capacidad adicional, retención, incremento de ingresos, reducción de penalidades, menor riesgo o aumento del margen de utilidad. Por ello, las organizaciones deben definir desde el inicio, cómo se captura el beneficio y mediante qué indicadores podrá ser evaluado. Para que las mediciones sean creíbles se deben establecer referentes claros que permitan valorar los cambios que se generan con la implementación.

De la misma manera, se infiere que la gobernanza responsable es una condición de escalabilidad, que se sustenta en la calidad de los datos, la seguridad, la trazabilidad, la auditoría, la gestión de sesgos, la intervención humana y la actualización de modelos que no son requisitos externos al proyecto y forman parte del diseño mismo de la automatización. La IA no elimina la responsabilidad de la dirección sino que la hace más evidente al demandar decisiones claras sobre hasta dónde puede usarse y cómo responder a los errores que pueda cometer.

En definitiva, el modelo propuesto constituye una guía conceptual y práctica para pasar de los pilotos aislados a programas de automatización inteligente orientada a los resultados. Su aplicación requiere contextualización, participación de los usuarios, validación empírica y aprendizaje continuo. En futuros trabajos de investigación será necesario probar el modelo en organizaciones reales, comparar sectores, estimar retornos con datos y profundizar en la gobernanza de sistemas multiagente en todos los procesos empresariales.

7. REFERENCIAS

- Ayoub, A., & Elgammal, A. (2018). Utilizing twitter data for identifying and resolving runtime business process disruptions. In *Lecture Notes in Computer Science* (Vol. 11229, pp. 189–206). https://doi.org/10.1007/978-3-030-02610-3_11
- Bag, S., Pretorius, J. H. C., Gupta, S., & Dwivedi, Y. K. (2021). Role of institutional pressures and resources in the adoption of big data analytics powered artificial intelligence, sustainable manufacturing practices and circular economy capabilities. *Technological Forecasting and Social Change*, 163, 120420. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120420>
- Belhadi, A., Kamble, S., Fosso Wamba, S., & Queiroz, M. M. (2022). Building supply-chain resilience: an artificial intelligence-based technique and decision-making framework. *International Journal of Production Research*, 60(14), 4487–4507. <https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1950935>
- Berente, N., Gu, B., Recker, J., & Santhanam, R. (2021). Managing artificial intelligence. *MIS Quarterly*, 45(3), 1433–1450. <https://doi.org/10.25300/MISQ/2021/16274>
- Bidar, R., ter Hofstede, A., Sindhgatta, R., & Ouyang, C. (2019). Preference-based resource and task allocation in business process automation. In *On the Move to Meaningful Internet Systems: OTM 2019 Conferences* (pp. 404–421). https://doi.org/10.1007/978-3-030-33246-4_26
- Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L. (2025). Generative AI at work. *The Quarterly Journal of Economics*, 140(2), 889–942. <https://doi.org/10.1093/qje/qjae044>
- Castillo Martínez, K., Aguilar Rodríguez, J. A., & Madrigal Renteria, A. S. (2024). Desafíos éticos de la inteligencia artificial generativa en las nuevas formas organizacionales. *Revista Digital de Tecnologías Informáticas y Sistemas*, 8(1), 46–55. <https://doi.org/10.61530/redtis.vol8.n1.2024.209>
- Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., Slade, E. L., Jeyaraj, A., Kar, A. K., Baabdullah, A. M., Koohang, A., Raghavan, V., Ahuja, M., Albanna, H., Albashrawi, M. A., Al-Busaidi, A. S., Balakrishnan, J., Barlette, Y., Basu, S., Bose, I., Brooks, L., Buhalis, D., ... Wright, R. (2023). Opinion paper: “So what if ChatGPT wrote it?” Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 71, 102642. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102642>

- Enholm, I. M., Papagiannidis, E., Mikalef, P., & Krogstie, J. (2022). Artificial intelligence and business value: A literature review. *Information Systems Frontiers*, 24(5), 1709–1734. <https://doi.org/10.1007/s10796-021-10186-w>
- Erazo-Castillo, J., & De la A-Muñoz, S. (2023). Auditoría del futuro, la prospectiva y la inteligencia artificial para anticipar riesgos en las organizaciones. *Novasinergia Revista Digital de Ciencia, Ingeniería y Tecnología*, 6(1), 105–119. <https://doi.org/10.37135/ns.01.11.07>
- Figueroa Mora, K. M., & Barrón Estrada, M. L. (2024). Panorama de las carreras de computación en México. *Revista EIA*, 21(42), 1–20. <https://doi.org/10.24050/reia.v21i42.1735>
- Gmyrek, P., Winkler, H., & Garganta, S. (2024). *Buffer or bottleneck? Employment exposure to generative AI and the digital divide in Latin America* (ILO Working Paper No. 121). <https://doi.org/10.54394/TFZY7681>
- González Pérez, G. (2021). Labor market automation and dynamics in the automotive industry in Mexico. *Economía Teoría y Práctica*, (56), 67–104. <https://doi.org/10.24275/ETYPUAM/NE/562022/Gonzalez>
- Haefner, N., Wincent, J., Parida, V., & Gassmann, O. (2021). Artificial intelligence and innovation management: A review, framework, and research agenda. *Technological Forecasting and Social Change*, 162, 120392. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120392>
- Hughes, L., Dwivedi, Y. K., Malik, T., Shawosh, M., Albashrawi, M. A., Jeon, I., Dutot, V., Appanderanda, M., Crick, T., De', R., Fenwick, M., Gunaratnege, S. M., Jurcys, P., Kar, A. K., Kshetri, N., Li, K., Mutasa, S., Samothrakis, S., Wade, M., & Walton, P. (2025). AI agents and agentic systems: A multi-expert analysis. *Journal of Computer Information Systems*, 65(4), 489–517. <https://doi.org/10.1080/08874417.2025.2483832>
- Jöhnk, J., Weißert, M., & Wyrski, K. (2021). Ready or not, AI comes—An interview study of organizational AI readiness factors. *Business & Information Systems Engineering*, 63(1), 5–20. <https://doi.org/10.1007/s12599-020-00676-7>
- Kaltenpoth, S., Skolik, A., Müller, O., & Beverungen, D. (2025). A step towards cognitive automation: integrating LLM agents with process rules. In *Business Process Management* (Vol. 16044, pp. 308–324). https://doi.org/10.1007/978-3-032-02867-9_19
- Kantis, H., Menendez, C., Álvarez-Martínez, P., & Federico, J. (2023). Colaboración entre grandes empresa y startups: una nueva forma de innovación abierta. *Tec Empresarial*, 17(1), 70–93. <https://doi.org/10.18845/te.v17i1.6544>
- Keding, C., & Meissner, P. (2021). Managerial overreliance on AI-augmented decision-making processes: How the use of AI-based advisory systems shapes choice behavior in R&D investment decisions. *Technological Forecasting and Social Change*, 171, 120970. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.120970>
- Kir, H., & Erdogan, N. (2021). A knowledge-intensive adaptive business process management framework. *Information Systems*, 95, 101639. <https://doi.org/10.1016/j.is.2020.101639>
- Lanzagorta-Ortega, D., Carrillo-Pérez, D. L., & Carrillo-Esper, R. (2022). Inteligencia artificial en medicina: presente y futuro. *Gaceta Médica de México*, 158(Supl.1), 17–21. <https://doi.org/10.24875/GMM.M22000688>
- Llamas Covarrubias, J. Z., Mendoza Enríquez, O. A., & Graff Guerrero, M. (2022). Enfoques regulatorios para la Inteligencia Artificial (IA). *Revista Chilena de Derecho*, 49(3), 31–62. <https://doi.org/10.7764/R.493.2>
- Mahala, G., Sindhgatta, R., Dam, H. K., & Ghose, A. (2024). Multi-objective evolutionary search for optimal robotic process automation architectures. *IEEE Transactions on Services Computing*, 17(5), 2654–2671. <https://doi.org/10.1109/TSC.2024.3396329>

- Maitre, E., Ramalho Sena, G., Chemli, Z., Chevalier, M., Dousset, B., Gitto, J.-P., & Teste, O. (2022). The investigation of an event-based approach to improve commodities supply chain management. *Brazilian Journal of Operations & Production Management*, 19(2), 1–19. <https://doi.org/10.14488/BJOPM.2022.005>
- Mikalef, P., & Gupta, M. (2021). Artificial intelligence capability: Conceptualization, measurement calibration, and empirical study on its impact on organizational creativity and firm performance. *Information & Management*, 58(3), 103434. <https://doi.org/10.1016/j.im.2021.103434>
- Mora-Sánchez, D., & Guerrero-Marín, L. (2020). Industria 4.0: el reto en la ruta hacia las organizaciones digitales. *Estudios de la Gestión. Revista Internacional de Administración*, 8, 186–209. <https://doi.org/10.32719/25506641.2020.8.7>
- Morgan Asch, J. (2020). La resiliencia: habilidad esencial para hacerle frente a la cuarta revolución industrial. *Revista Nacional de Administración*, 11(1), 21–31. <https://doi.org/10.22458/rna.v11i1.2970>
- Nagao Menezes, D. F. (2020). Las perspectivas del trabajo en la sociedad 4.0. *Revista Nacional de Administración*, 11(1). <https://doi.org/10.22458/rna.v11i1.3011>
- Ng, K. K. H., Chen, C.-H., Lee, C. K. M., Jiao, J. (Roger), & Yang, Z.-X. (2021). A systematic literature review on intelligent automation: Aligning concepts from theory, practice, and future perspectives. *Advanced Engineering Informatics*, 47, 101246. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2021.101246>
- Noy, S., & Zhang, W. (2023). Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence. *Science*, 381(6654), 187–192. <https://doi.org/10.1126/science.adh2586>
- Peña-Jiménez, M., Battistelli, A., Odoardi, C., & Antino, M. (2021). Explorando habilidades requeridas para la industria 4.0: un enfoque orientado al trabajador. *Anales de Psicología*, 37(3), 577–588. <https://doi.org/10.6018/analesps.444311>
- Pérez González, Á. R., Villegas Estévez, C. J., Cabascango Jaramillo, J. C., & Soria Flores, E. R. (2023). Inteligencia artificial como estrategia de innovación en empresas de servicios: una revisión bibliográfica. *Revista Publicando*, 10(38), 74–82. <https://doi.org/10.51528/rp.vol10.id2359>
- Pinto Molina, S., & Granja Altamirano, K. (2023). El impacto económico de la inteligencia artificial y la automatización en el mercado laboral. *Revista Científica Kosmos*, 2(1), 51–63. <https://doi.org/10.62943/rck.v2n1.2023.44>
- Rahim, R., & Chishti, M. A. (2024). Artificial intelligence applications in accounting and finance. *2024 ASU International Conference in Emerging Technologies for Sustainability and Intelligent Systems (ICETSYS)*, 1782–1786. <https://doi.org/10.1109/ICETSYS61505.2024.10459526>
- Raji, I. D., Smart, A., White, R. N., Mitchell, M., Gebru, T., Hutchinson, B., Smith-Loud, J., Theron, D., & Barnes, P. (2020). Closing the AI accountability gap. *Proceedings of the 2020 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, 33–44. <https://doi.org/10.1145/3351095.3372873>
- Rangel Saltos, J. E., Triviño Bloisse, S. Y., Lavayen Yavar, H., & Villamar Piguave, W. G. (2024). Inteligencia artificial. La nueva transformación de la administración empresarial. *RECIAMUC*, 8(1), 759–767. [https://doi.org/10.26820/reciamuc/8.\(1\).ene.2024.759-767](https://doi.org/10.26820/reciamuc/8.(1).ene.2024.759-767)
- Rodgers, W., Murray, J. M., Stefanidis, A., Degbey, W. Y., & Tarba, S. Y. (2023). An artificial intelligence algorithmic approach to ethical decision-making in human resource management processes. *Human Resource Management Review*, 33(1), 100925. <https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2022.100925>

- Rodríguez Pérez, R. E., & Meza González, L. (2024). Labour displacement risk index in the face of automation: estimation and analysis. *Economía Teoría y Práctica*, (60), 125–160. <https://doi.org/10.24275/ETYP/AM/NE/602024/Rodriguez>
- Rojas Torres, E. A., Carrasco Lino, L. C., Polanco Tintaya, A. N., & Romero Carazas, R. (2022). Pedagogías disruptivas en Latinoamérica. *Horizontes. Revista de Investigación en Ciencias de la Educación*, 6(25), 1487–1497. <https://doi.org/10.33996/revistahorizontes.v6i25.429>
- Ropa-Carrión, B., & Alama-Flores, M. (2022). Gestión organizacional: un análisis teórico para la acción. *Revista Científica de la UCSA*, 9(1), 81–103. <https://doi.org/10.18004/ucsa/2409-8752/2022.009.01.081>
- Ruiz Guajala, M. E. (2022). Análisis espacial de la eficiencia de las empresas manufactureras del Ecuador. *Revista San Gregorio*, (52), 51–73. <https://doi.org/10.36097/rsan.v0i52.2118>
- Salimbeni, S., & Mamani, D. (2020). Marco de referencia para la incorporación de cobots en líneas de manufactura. *Podium*, 38, 159–180. <https://doi.org/10.31095/podium.2020.38.10>
- Sampedro Guaman, C. R., Palma Rivera, D. P., Machuca Vivar, S. A., & Villalta Jadan, B. E. (2021). Las perspectivas del software y su papel en la industria 4.0. *Dilemas Contemporáneos: Educación, Política y Valores*, 9(SPE1). <https://doi.org/10.46377/dilemas.v9i.3029>
- Santiago-Ruiz, E. (2024). Automatización de textos administrativos y de comunicación formal con ChatGPT. *Transdigital*, 5(9), e297. <https://doi.org/10.56162/transdigital297>
- Shneiderman, B. (2020). Human-centered artificial intelligence: Reliable, safe & trustworthy. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 36(6), 495–504. <https://doi.org/10.1080/10447318.2020.1741118>
- Vázquez Pita, E. (2022). La UNESCO y la gobernanza de la inteligencia artificial en un mundo globalizado. La necesidad de una nueva arquitectura legal. *Anuario de la Facultad de Derecho. Universidad de Extremadura*, (37), 273–302. <https://doi.org/10.17398/2695-7728.37.273>
- Vera Salavarría, S. P., & Pico Bazurto, S. P. (2024). Inteligencia artificial en el desarrollo administrativo de la empresa moderna. *Revista Científica Arbitrada Multidisciplinaria Pentaciencias*, 6(2), 264–282. <https://doi.org/10.59169/pentaciencias.v6i2.1046>
- Verhoef, P. C., Broekhuizen, T., Bart, Y., Bhattacharya, A., Qi Dong, J., Fabian, N., & Haenlein, M. (2021). Digital transformation: A multidisciplinary reflection and research agenda. *Journal of Business Research*, 122, 889–901. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.09.022>
- Vu, H., Klievtsova, N., Leopold, H., Rinderle-Ma, S., & Kampik, T. (2026). Agentic business process management: Practitioner perspectives on agent governance in business processes. In *Business Process Management* (pp. 29–43). https://doi.org/10.1007/978-3-032-02936-2_3
- Wamba-Taguimdje, S.-L., Fosso Wamba, S., Kala Kamdjoug, J. R., & Tchatchouang Wanko, C. E. (2020). Influence of artificial intelligence (AI) on firm performance: the business value of AI-based transformation projects. *Business Process Management Journal*, 26(7), 1893–1924. <https://doi.org/10.1108/BPMJ-10-2019-0411>