

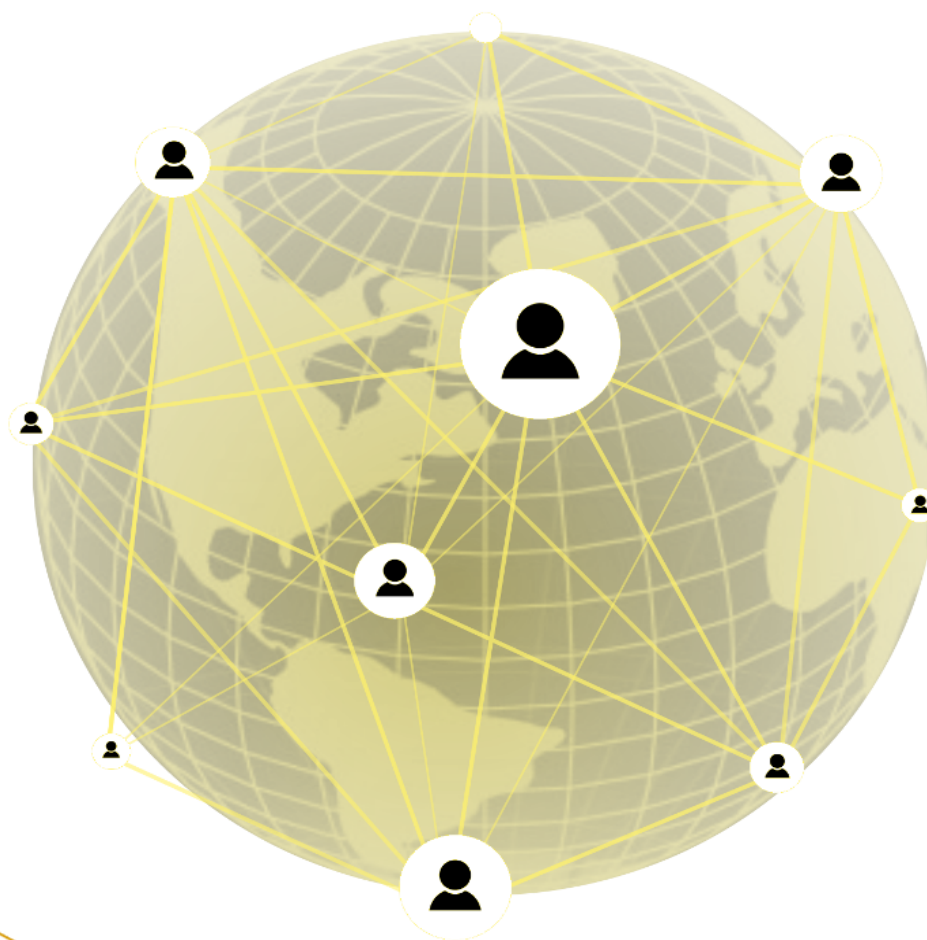
J-40402082-9

F
u
n
d
a
c
i
ó
n

A
u
l
a

V
i
r
t
u
a
l

Aula Virtual



Generando Conocimiento

<http://www.aulavirtual.web.ve>



ISSN: 2665-0398

Vol. 7 Nº 14 Año 2026

Deposito Legal: LA2020000026

Periodicidad Continua



REVISTA CIENTÍFICA AULA VIRTUAL

Director Editor:

- Dra. Leidy Hernández PhD.
- Dr. Fernando Bárbara

Consejo Asesor:

- MSc. Manuel Mujica
- MSc. Wilman Briceño
- Dra. Harizmar Izquierdo
- Dr. José Gregorio Sánchez

Revista Científica Arbitrada de Fundación Aula Virtual

Email: revista@aulavirtual.web.ve

URL: <http://aulavirtual.web.ve/revista>



Generando Conocimiento

ISSN: 2665-0398

Depósito Legal: LA2020000026

País: Venezuela

Año de Inicio: 2020

Periodicidad: Continua

Sistema de Arbitraje: Revisión por pares. "Doble Ciego"

Licencia: Creative Commons [CC BY NC ND](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/)

Volumen: 7

Número: 14

Año: 2026

Período: Enero 2026 - Junio 2026 (continua)

Dirección Fiscal: Av. Libertador, Arca del Norte, Nro. 52D, Barquisimeto estado Lara, Venezuela, C.P. 3001

La Revista seriada Científica Arbitrada e Indexada **Aula Virtual**, es de acceso abierto y en formato electrónico; la misma está orientada a la divulgación de las producciones científicas creadas por investigadores en diversas áreas del conocimiento. Su cobertura temática abarca Tecnología, Ciencias de la Salud, Ciencias Administrativas, Ciencias Sociales, Ciencias Jurídicas y Políticas, Ciencias Exactas y otras áreas afines. Su publicación es **CONTINUA**, indexada y arbitrada por especialistas en el área, bajo la modalidad de doble ciego. Se reciben las producciones tipo: *Artículo Científico* en las diferentes modalidades cualitativas y cuantitativas, *Avances Investigativos*, *Ensayos*, *Reseñas Bibliográficas*, *Ponencias o publicaciones derivada de eventos*, y cualquier otro tipo de investigación orientada al tratamiento y profundización de la información de los campos de estudios de las diferentes ciencias. La Revista **Aula Virtual**, busca fomentar la divulgación del conocimiento científico y el pensamiento crítico reflexivo en el ámbito investigativo.



TRANSFORMACIÓN DIGITAL EN LA GESTIÓN DE INFRAESTRUCTURA PÚBLICA: UNA REVISIÓN SISTEMÁTICA SOBRE BARRERAS, FACTORES HABILITADORES Y ESTRATEGIAS PARA ADOPTAR IA Y BI

DIGITAL TRANSFORMATION IN PUBLIC INFRASTRUCTURE MANAGEMENT: A SYSTEMATIC REVIEW OF BARRIERS, ENABLERS, AND STRATEGIES FOR ADOPTING AI AND BI

Tipo de Publicación: Artículo Científico

Recibido: 22/05/2026

Aceptado: 24/06/2026

Publicado: 30/06/2026

Código Único AV: e772

Páginas: 1(1706-1729)

DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.21178180>

Autores:

Jorge Luis Romero Flores

Ingeniero de Sistemas

 <https://orcid.org/0009-0000-8348-0422>

E-mail: jorge.romerof@unmsm.edu.pe

Afiliación: Universidad Nacional Mayor de San Marcos

País: República del Perú

María Alejandra Vidarte Vásquez

Economista

 <https://orcid.org/0009-0002-0707-9084>

E-mail: maria.vidartev@unmsm.edu.pe

Afiliación: Universidad Nacional Mayor de San Marcos

País: República del Perú

Percy Dario Mazuelos-Soldevilla

Ingeniero Comercial

Maestro en Contabilidad, Tributación y Auditoría

 <https://orcid.org/0000-0001-9678-3326>

E-mail: permazuelos@upt.pe

Afiliación: Universidad Privada de Tacna

País: República del Perú

Pablo Enrique Mazuelos-Soldevilla

Ingeniero Industrial

 <https://orcid.org/0000-0002-7856-8785>

E-mail: pabmazueloss@upt.pe

Afiliación: Universidad Privada de Tacna

País: República del Perú

Resumen

La gestión de proyectos de infraestructura pública enfrenta persistentes problemas de sobrecostos, retrasos, baja eficiencia decisional y limitada capacidad institucional para incorporar tecnologías digitales avanzadas. En este contexto, la inteligencia artificial y el Business Intelligence emergen como herramientas estratégicas para mejorar la planificación, el control presupuestal, la gestión de plazos y la toma de decisiones basada en evidencia; sin embargo, su adopción continúa condicionada por barreras organizacionales e institucionales que requieren ser sistematizadas. El objetivo de este artículo fue proponer un marco conceptual de estrategias para superar dichas barreras, orientado a facilitar la integración efectiva de la inteligencia artificial y el Business Intelligence en entidades públicas gestoras de infraestructura. Para ello, se desarrolló una revisión sistemática de la literatura siguiendo el protocolo PRISMA, a partir de artículos científicos indexados en Scopus, publicados entre 2019 y 2025, vinculados con inteligencia artificial, analítica de datos, inteligencia empresarial, infraestructura pública, gestión de costos, gestión de plazos y transformación digital institucional. Los resultados permitieron identificar barreras recurrentes, como resistencia al cambio, brecha digital, baja madurez organizacional, escasez de especialistas, fragmentación de datos, limitada interoperabilidad, debilidad regulatoria, insuficiente financiamiento y ausencia de modelos de implementación gradual. Asimismo, se identificaron factores habilitadores asociados al liderazgo directivo, la cultura institucional, la capacitación, la calidad de datos, la gobernanza tecnológica y la coordinación interinstitucional. Se concluye que la integración efectiva de estas tecnologías exige un marco estratégico progresivo basado en diagnóstico institucional, fortalecimiento de capacidades, gobernanza de datos, automatización del soporte decisional, regulación habilitante y evaluación continua, con el fin de mejorar la eficiencia, transparencia y predictibilidad de la infraestructura pública.

Palabras Clave Inteligencia artificial, inteligencia empresarial, infraestructura pública, barreras organizacionales, transformación digital institucional.

Abstract

Public infrastructure project management faces persistent challenges related to cost overruns, schedule delays, weak decision-making capacity, and limited institutional readiness to adopt advanced digital technologies. In this context, artificial intelligence and Business Intelligence have emerged as strategic tools to improve planning, budget control, schedule management, and evidence-based decision-making; however, their adoption remains constrained by organizational and institutional barriers that require systematic analysis. The objective of this article was to propose a conceptual framework of strategies to overcome these barriers, aimed at facilitating the effective integration of artificial intelligence and Business Intelligence in public entities responsible for infrastructure management. To achieve this objective, a systematic literature review was conducted following the PRISMA protocol, drawing on scientific articles indexed in Scopus and published between 2019 and 2025, related to artificial intelligence, data analytics, Business Intelligence, public infrastructure, cost management, schedule management, and institutional digital transformation. The findings revealed recurring barriers, including resistance to change, digital gaps, low organizational maturity, shortage of specialized personnel, fragmented data systems, limited interoperability, weak regulatory frameworks, insufficient funding, and the absence of gradual implementation models. The review also identified key enabling factors, such as executive leadership, institutional culture, staff training, data quality, technological governance, and interinstitutional coordination. The study concludes that the effective integration of these technologies requires a progressive strategic framework based on institutional readiness assessment, capacity building, data governance, decision-support automation, enabling regulation, and continuous evaluation. This framework may contribute to improving the efficiency, transparency, and predictability of public infrastructure management, while strengthening the institutional conditions needed for sustainable digital transformation in the public sector.

Keywords

Artificial intelligence, Business Intelligence, public infrastructure, organizational barriers, institutional digital transformation.

Introducción

La gestión de proyectos de infraestructura pública afronta desafíos cada vez más complejos, derivados de la articulación entre dinámicas organizacionales, restricciones institucionales y exigencias técnicas propias del sector público. Desde la teoría de las capacidades dinámicas organizacionales, la adopción efectiva de tecnologías emergentes no depende únicamente de su disponibilidad técnica, sino de la capacidad institucional para reconfigurar recursos, procesos y estructuras frente a entornos cambiantes (Tomažević et al., 2024). Bajo esta perspectiva, la inteligencia artificial (IA) y el Business Intelligence (BI) constituyen herramientas con potencial estratégico para optimizar costos, plazos y procesos decisionales en proyectos de infraestructura, siempre que las entidades públicas logren enfrentar las barreras organizacionales que condicionan su implementación.

De manera complementaria, Madan & Ashok (2023), desde la teoría de la difusión de innovaciones, sostienen que la incorporación de IA en la administración pública se encuentra mediada por factores institucionales como la cultura organizacional, el liderazgo directivo y la gobernanza tecnológica. Estos elementos inciden tanto en la velocidad de adopción como en la profundidad con que las soluciones tecnológicas son incorporadas en las rutinas administrativas. En esa

misma línea, Egwim et al., (2023) advierten que la aplicación de IA a lo largo de la cadena de valor de la construcción exige marcos analíticos capaces de integrar las dimensiones técnicas y organizacionales, debido a que la separación entre ambas perspectivas constituye una limitación persistente en la literatura especializada.

La producción científica reciente ha permitido comprender con mayor precisión las condiciones que favorecen o restringen la adopción tecnológica en el sector público y en la industria de la construcción. Tomažević et al., (2024) desarrollaron una revisión sistemática orientada a identificar los habilitadores organizacionales para la adopción de IA en instituciones públicas. En dicho estudio, los autores reconocieron cinco dimensiones centrales: personas, cultura, estructura, procesos y tecnología. Sus hallazgos evidencian que la transformación de estos componentes debe producirse antes o de manera simultánea a la implementación de IA, pues la incorporación tecnológica sin adecuación organizacional tiende a generar resultados limitados.

Por su parte, Aguila (2024) examinó el uso de tecnologías de la información y la comunicación en la gestión de proyectos de inversión pública. Sus resultados permitieron advertir que la resistencia al cambio, la insuficiente capacitación del personal y las limitaciones de infraestructura tecnológica continúan siendo obstáculos relevantes para una

adopción efectiva, especialmente en contextos latinoamericanos. En el ámbito específico de la infraestructura, Pedraza-Jaimes et al., (2024) propusieron un diseño conceptual que integra Building Information Modeling, gemelos digitales e IA para la gestión de carreteras bajo esquemas de participación público-privada. Su estudio evidenció que la asimetría de información durante el ciclo de vida de los proyectos genera ineficiencias en costos y plazos, las cuales podrían mitigarse mediante soluciones tecnológicas integradas.

Pese a los avances identificados, la literatura especializada presenta vacíos relevantes que justifican el desarrollo de la presente revisión. En primer lugar, Tomaževič et al., (2024) reconocen que su análisis sobre habilitadores organizacionales se circunscribe a una perspectiva general del sector público, sin profundizar en sectores específicos como la infraestructura, donde las dinámicas institucionales, los requerimientos técnicos y la coordinación interorganizacional adquieren características particulares.

En segundo lugar, Macedo et al., (2023) documentan que los bajos niveles de eficiencia y eficacia en la ejecución de obras públicas, expresados en ampliaciones de plazo, variaciones presupuestales y dificultades de control, resultan más pronunciados en países en desarrollo. No obstante, la literatura aún no ha explorado suficientemente cómo la IA y el BI podrían

contribuir a enfrentar las causas organizacionales de dichos problemas. En tercer lugar, Mavutha et al., (2023) evidencian que la adopción de BI enfrenta barreras financieras, cognitivas y de soporte institucional incluso en sectores con mayor madurez tecnológica. Esta constatación revela la ausencia de marcos conceptuales que orienten estrategias de superación de dichas barreras en entidades públicas encargadas de gestionar infraestructura.

A partir de los vacíos identificados, el presente artículo de revisión sistemática tiene como objetivo proponer un marco conceptual de estrategias para superar las barreras organizacionales e institucionales que dificultan la integración efectiva de IA y BI en entidades públicas responsables de la gestión de infraestructura. Este propósito busca sistematizar la evidencia dispersa sobre barreras organizacionales en el sector público y tecnologías aplicadas a la infraestructura, a fin de articular ambas perspectivas en una propuesta analítica con valor académico y utilidad práctica para los decisores institucionales.

Metodología

La presente investigación se desarrolló bajo el enfoque de revisión sistemática de la literatura, aplicando el protocolo PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) como guía metodológica para garantizar la transparencia, replicabilidad y rigor del proceso

de búsqueda, selección y análisis de los estudios incluidos.

Para orientar la revisión sistemática y delimitar el alcance del análisis, se formularon las siguientes preguntas de investigación: PI1: ¿Cuáles son las principales barreras organizacionales e institucionales que limitan la adopción de IA y Business Intelligence en entidades públicas gestoras de infraestructura? PI2: ¿Qué factores organizacionales —cultura institucional, liderazgo, capacidades tecnológicas y estructura de procesos— se asocian con el nivel de adopción de IA y BI en la gestión de costos y plazos de proyectos de infraestructura pública? PI3: ¿Qué estrategias han sido documentadas en la literatura para superar las barreras organizacionales e institucionales que dificultan la integración de IA y BI en el sector público de infraestructura?

La búsqueda bibliográfica se realizó exclusivamente en la base de datos Scopus, seleccionada por ser la mayor base de datos de resúmenes y citas de literatura científica revisada por pares, con más de 22.000 títulos de 5.000 editoriales internacionales, lo que permite una visión multidisciplinaria de la ciencia. Scopus ofrece herramientas avanzadas de búsqueda, filtrado y exportación de datos bibliométricos que facilitan la ejecución de revisiones sistemáticas rigurosas. Adicionalmente, sus robustas métricas de citación permiten examinar tendencias e identificar

investigaciones significativas. Si bien el uso exclusivo de una sola base de datos constituye una limitación, estudios previos han validado a Scopus como fuente suficiente y confiable para análisis bibliométricos y revisiones sistemáticas en campos interdisciplinarios.

La fórmula booleana empleada en la búsqueda fue la siguiente: (("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning" OR "business intelligence" OR "data analytics" OR "predictive analytics") AND ("public infrastructure" OR "infrastructure project" OR "public works" OR "construction project") AND ("organizational barriers" OR "institutional barriers" OR "adoption" OR "implementation" OR "digital transformation" OR "cost management" OR "schedule management" OR "cost overrun" OR "delay") AND ("public sector" OR "government" OR "public administration" OR "public institution"))

La construcción de esta fórmula se estructuró en cuatro bloques temáticos conectados mediante el operador booleano AND: a) tecnologías de IA y BI, b) infraestructura pública, c) barreras y adopción organizacional, y d) sector público. Dentro de cada bloque, se empleó el operador OR para incluir sinónimos y términos relacionados, ampliando así la cobertura de la búsqueda. Los términos fueron seleccionados a partir de la revisión preliminar de

literatura clave en el campo y de los descriptores utilizados en estudios previos relevantes.

Crterios de inclusión	Crterios de exclusión
Artículos originales de investigación y artículos de revisión publicados en revistas científicas indexadas en Scopus.	Editoriales, cartas al editor, notas breves, resúmenes de conferencia, capítulos de libro, erratas y documentos retractados.
Estudios publicados entre 2019 y 2025.	Estudios publicados fuera del periodo temporal definido para la revisión.
Publicaciones redactadas en inglés o español.	Publicaciones en idiomas distintos al inglés o español.
Estudios sobre aplicación, adopción o implementación de IA y/o BI en la gestión de proyectos de infraestructura pública.	Estudios sobre IA o BI aplicados exclusivamente al sector privado o sin relación con infraestructura pública.
Investigaciones que analizaron barreras organizacionales, institucionales o de gobernanza para la adopción de IA y/o BI en el sector público.	Estudios centrados únicamente en aspectos técnicos de algoritmos, sin considerar dimensiones organizacionales, institucionales o de gestión.
Artículos con evidencia empírica, marcos conceptuales, modelos teóricos o revisiones de literatura vinculadas con las preguntas de investigación.	Estudios sin descripción metodológica clara o con limitaciones severas que comprometieran la validez de sus hallazgos.
Artículos con texto completo disponible para revisión.	Artículos cuyo texto completo no estuvo disponible tras agotar las vías de acceso institucional.
Publicaciones pertenecientes a áreas relacionadas con gestión pública, infraestructura,	Publicaciones de áreas no relacionadas, como medicina, ciencias biológicas o ciencias agrícolas.

Crterios de inclusión	Crterios de exclusión
transformación digital, IA o BI.	
Registros únicos considerados después de la depuración inicial.	Registros duplicados identificados durante el proceso de cribado.

Tabla 1. Criterios de inclusión y exclusión

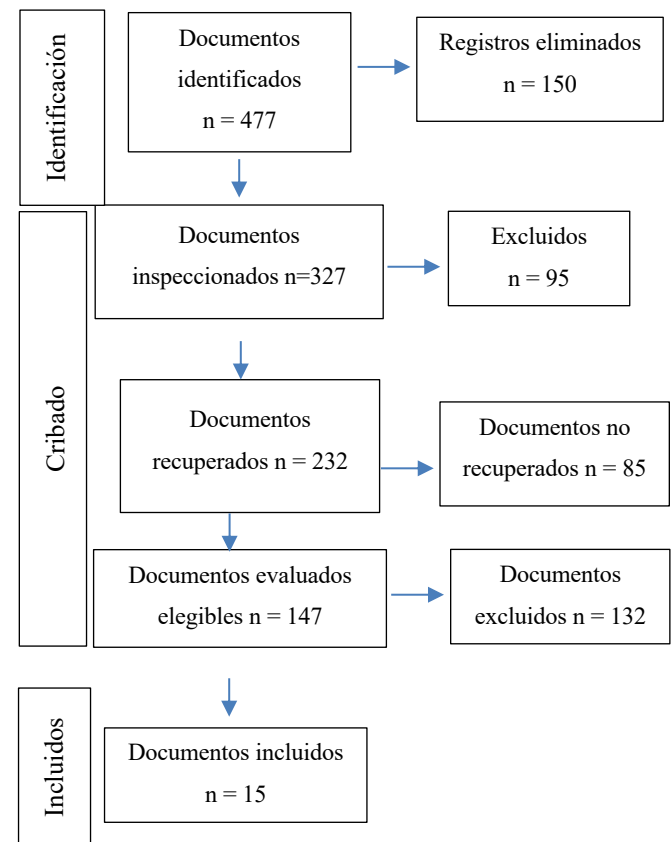


Figura 1. Flujograma del método PRISMA

Resultados

Autor	Contexto del estudio	Tecnología analizada	Barreras organizacionales identificadas	Barreras institucionales identificadas
Carranza et al., (2022)	Gestión urbana y gobiernos locales en América Latina	<i>Machine learning</i> y datos abiertos	Escasez de especialistas, complejidad técnica, débil infraestructura de datos y resistencia burocrática	Baja capacidad fiscal, falta de decisión política y limitada disponibilidad de información oficial
Felemban et al., (2024)	Construcción e infraestructura en Arabia Saudita	IA en planificación temprana de proyectos	Resistencia al cambio, baja madurez organizacional, limitada capacidad de absorción y actitudes desfavorables del personal	Necesidad de apoyo gubernamental, presión externa y alineación con políticas públicas
Hansen et al., (2023)	Selección de proyectos públicos de infraestructura en Indonesia	IA y sistema fuzzy de soporte decisional	Falta de herramienta estandarizada, débil coordinación, planificación fragmentada y problemas de recursos humanos	Limitado financiamiento, barreras regulatorias, interferencia política y débil integración interinstitucional
Kaveh & Alhadj (2025)	Gestión de infraestructura civil	Gemelos digitales, IA predictiva, IoT y <i>machine learning</i>	Altos costos de implementación, baja interoperabilidad, limitada integración de datos y riesgos de ciberseguridad	Falta de estándares, necesidad de colaboración gobierno-industria-academia y ausencia de protocolos comunes
Kusonkhum et al., (2023)	Contratación pública de obras en Tailandia	Big data y machine learning	Uso de datos tradicionales, limitada implementación tecnológica y debilidad del análisis presupuestal	Problemas de transparencia, riesgo de sobrecostos y necesidad de fortalecer el sistema de contratación pública
Mange & Taifa (2026)	Proyectos públicos de edificaciones en Tanzania	Service Engineering 4.0, IA, IoT, BIM, gemelos digitales y cloud computing	Bajo conocimiento, brechas de capacitación, métodos tradicionales, recursos limitados y altos costos	Ausencia de marco claro, falta de regulación, escaso análisis costo-beneficio y bajo compromiso institucional
Marino & Marufuzzaman (2020)	Infraestructura pública de carga eléctrica en Lima	Aprendizaje no supervisado, <i>clustering</i> y optimización estocástica	Complejidad para planificar infraestructura en ciudades dispersas y demanda incierta	Vacíos regulatorios, necesidad de incentivos, inversión pública y coordinación entre actores

Autor	Contexto del estudio	Tecnología analizada	Barreras organizacionales identificadas	Barreras institucionales identificadas
Montoya Villanueva et al., (2026)	Infraestructura pública peruana	BIM, <i>machine learning</i> y gemelos digitales	Brecha digital, resistencia al cambio, baja capacidad técnica y gestión fragmentada	Barreras regulatorias, legales, contractuales y lenta adopción tecnológica en el sector público
Ouansrimeang & Wisaeang (2024)	Proyectos públicos de construcción en Tailandia	Machine learning, deep learning, redes neuronales, árbol de decisión y Naïve Bayes	Problemas financieros del contratista, falta de mano de obra, deficiente planificación y baja continuidad operativa	Debilidades en contratación pública, énfasis en menor precio y riesgos de retrasos/costos
Peiman et al., (2024)	Proyectos de edificación en países en desarrollo	<i>NGBoost</i> , <i>XGBoost</i> , KNN y gestión del valor ganado	Débil control del desempeño, incertidumbre en duración, deficiencias de seguimiento y baja estabilidad predictiva	Baja calidad regulatoria, debilidad del Estado de derecho, permisos lentos y cambios normativos
Semakale et al., (2026)	Gestión de riesgos en construcción en Lesotho	IA, BIM, <i>cloud computing</i> , <i>drones</i> , <i>IoT</i> y tecnologías digitales	Bajo uso tecnológico, reportes manuales, brechas de conocimiento, baja capacitación y resistencia industrial	Desafíos regulatorios, falta de incentivos, débil colaboración sectorial y baja digitalización
Soibelman & Kim (s. f.)	Gestión del conocimiento en proyectos de construcción	KDD, <i>data mining</i> , <i>machine learning</i> , árboles de decisión y redes neuronales	Falta de tiempo para analizar datos, complejidad del análisis y ausencia de mecanismos automatizados	Limitada explotación institucional de grandes bases de datos constructivos
Suneja et al., (2021)	Proyectos de infraestructura vial en Gujarat, India	<i>Machine learning</i> y redes neuronales profundas	Débil estimación temprana de costos, falta de herramientas predictivas y dependencia de métodos tradicionales	Sobrecostos por cambios de alcance, diseño, inflación, obligaciones legales y débil planificación de adquisiciones
Toh et al., (2026)	Profesión de quantity surveying en construcción, Sarawak, Malasia	IA aplicada a gestión de costos, contratos, riesgos y planificación	Baja adopción de IA, falta de habilidades, adaptación laboral limitada y preocupación por reemplazo profesional	Transformación digital lenta y brechas de capacitación tecnológica
Wibowo et al., (2024)	Empresas estatales de construcción en Indonesia	<i>Construction 4.0</i> , analítica predictiva, BIM, LiDAR y <i>digital control towers</i>	Debilidad financiera, baja eficiencia, limitadas capacidades internas y problemas de gestión organizacional	Necesidad de certeza regulatoria, políticas públicas claras y adaptación a exigencias ESG

Tabla 2. Barreras para la adopción de IA y BI

Autor	Sector o entidad estudiada	Factores organizacionales analizados	Relación con la adopción de IA/BI	Impacto en costos y/o plazos
Carranza et al., (2022)	Gobiernos locales latinoamericanos	Capacidad institucional, datos abiertos, cooperación académica y software libre	La adopción es viable cuando se usan datos abiertos y modelos ML de bajo costo	Reduce tiempo, costos y complejidad en procesos públicos urbanos
Felemban et al., (2024)	Organizaciones públicas y privadas de construcción	Cultura, liderazgo, apoyo gubernamental, madurez organizacional y actitud del personal	La adopción depende del liderazgo directivo, respaldo estatal y disposición de empleados	Mejora la planificación temprana, reduce incertidumbre y favorece decisiones de costo-tiempo
Hansen et al., (2023)	Ministerios, agencias públicas y gobiernos locales	Coordinación, gobernanza, criterios de preparación, financiamiento y participación de actores	La adopción se fortalece con herramientas objetivas de priorización	Permite evaluar proyectos según riesgos, financiamiento, estrategia y sostenibilidad
Kaveh & Alhaji (2025)	Infraestructura civil	Capacidades digitales, interoperabilidad, ciberseguridad, estándares y colaboración intersectorial	Requiere datos integrados, protocolos seguros y modelos predictivos	Optimiza mantenimiento, monitoreo en tiempo real y ciclo de vida del activo
Kusonkhum et al., (2023)	Sistema de contratación pública tailandés	Calidad de datos, tipo de proyecto, método de licitación, duración y escala	El ML permite analizar datos históricos de contratación pública para predecir comportamiento de ofertas	Predice si el precio ganador superará el presupuesto, evitando reprocesos y pérdidas de tiempo
Mange & Taifa (2026)	Proyectos públicos de edificaciones en Tanzania	Conciencia tecnológica, capacitación, recursos, infraestructura remota y compromiso de actores	La adopción de SE4.0 depende del conocimiento, participación y preparación de <i>stakeholders</i>	Puede mejorar eficiencia, claridad, sostenibilidad y desempeño de edificios públicos
Marino & Marufuzzaman (2020)	Infraestructura pública de carga eléctrica en Lima	Coordinación gobierno-industria-academia-sociedad, planificación urbana e incentivos	La adopción depende de políticas, inversión, análisis espacial y modelamiento de demanda	Optimiza ubicación de estaciones y minimiza costos de consumo energético bajo incertidumbre
Montoya Villanueva et al., (2026)	Infraestructura pública peruana	Brecha digital, resistencia al cambio, capacidades técnicas, regulación y contratos colaborativos	La adopción de BIM, ML y gemelos digitales requiere factores críticos de éxito articulados	Busca reducir sobrecostos, suspensiones, disputas contractuales y baja predictibilidad
Ouansrimeang & Wisacang (2024)	Sector público de construcción en Tailandia	Liquidez del contratista, disponibilidad laboral, desempeño del contratista y control de causas de retraso	La adopción de ML permite identificar y clasificar causas críticas de retraso	El <i>deep learning</i> identificó con alta precisión problemas financieros del contratista como causa de demora

Autor	Sector o entidad estudiada	Factores organizacionales analizados	Relación con la adopción de IA/BI	Impacto en costos y/o plazos
Peiman et al., (2024)	Proyectos de edificación en países en desarrollo	Variables EVM, inflación, tipo de empleador, tipo de proyecto, calidad regulatoria y Estado de derecho	La adopción de modelos predictivos mejora la estimación de duración real	<i>NGBoost</i> redujo el error predictivo e incorporó variables legales e institucionales en la estimación de plazos
Semakale et al., (2026)	Industria de la construcción en Lesotho	Capacitación, conocimiento tecnológico, colaboración, regulación, incentivos y madurez digital	La adopción depende de superar desafíos de conocimiento, regulación e industria	La baja integración digital afecta riesgos de cronograma, finanzas, operaciones y seguridad
Soibelman & Kim (s. f.)	Base de datos constructiva del US Army Corps of Engineers	Disponibilidad de datos, calidad de información, análisis automatizado y aprendizaje desde experiencias previas	KDD y minería de datos transforman datos constructivos en patrones útiles para gestión	Facilita mejores decisiones sobre programación, presupuestos y actividades recurrentes
Suneja et al., (2021)	Infraestructura vial en India	Datos históricos, variables de diseño, costos de materiales, mano de obra, terreno y requisitos legales	Las redes neuronales permiten descubrir relaciones entre variables del proyecto y costo final	Busca mejorar la precisión del costo temprano y reducir subestimaciones presupuestales
Toh et al., (2026)	Quantity surveyors en Malasia	Competencias digitales, conocimiento, comunicación contractual, estimación de costos y gestión de riesgos	La adopción de IA depende de habilidades profesionales y disposición organizacional	Mejora eficiencia, <i>cost estimation</i> , <i>quantity take-off</i> , programación y análisis de riesgos
Wibowo et al., (2024)	Empresas estatales de construcción en Indonesia	Capacidades internas, recursos, competencias, regulación, innovación y sostenibilidad	La adopción se fortalece mediante <i>Construction 4.0</i> , analítica predictiva, BIM y digital control <i>towers</i>	Contribuye a eficiencia, gestión de riesgos y ejecución dentro del presupuesto y plazo

Tabla 3. Factores asociados a la adopción de IA y BI

Autor	Problema abordado	Estrategia propuesta o documentada	Barrera que busca superar	Condición para su implementación
Carranza et al., (2022)	Alto costo técnico en procesos públicos urbanos	Usar datos abiertos, plataformas colaborativas y <i>machine learning</i>	Baja capacidad fiscal y falta de datos oficiales	Calidad de datos, cooperación académica y capacidades locales
Felemban et al., (2024)	Baja preparación organizacional para adoptar IA	Aplicar el marco TOE para diagnosticar preparación tecnológica, organizacional y ambiental	Resistencia al cambio y baja madurez institucional	Apoyo gubernamental, liderazgo directivo y capacitación

Autor	Problema abordado	Estrategia propuesta o documentada	Barrera que busca superar	Condición para su implementación
Hansen et al., (2023)	Selección fragmentada de proyectos públicos	Implementar una herramienta web de soporte decisional basada en NSFDS-II	Subjetividad, débil coordinación y ausencia de criterios comunes	Definir criterios, validar con expertos y automatizar decisiones
Kaveh & Alhaji (2025)	Dificultad para implementar tecnologías digitales en infraestructura	Estandarizar datos, usar IA predictiva, <i>cloud/edge computing</i> y protocolos seguros	Interoperabilidad, altos costos y ciberseguridad	Colaboración intersectorial, estándares y alfabetización digital
Kusonkhum et al., (2023)	Riesgo de que el precio ganador supere el presupuesto público	Usar ML para predecir comportamiento de licitación con datos del sistema e-GP	Errores presupuestales, reprocesos y riesgos de transparencia	Disponibilidad de datos históricos, modelos predictivos y mejora del sistema de contratación
Mange & Taifa (2026)	Baja aplicación de tecnologías SE4.0 en edificaciones públicas	Sensibilizar actores, asignar fondos, promover inversión y brindar soporte regulatorio	Bajo conocimiento, escasos recursos y ausencia de marco institucional	Participación de gobierno, contratistas, entidades TIC, academia e instituciones públicas
Marino & Marufuzzaman (2020)	Despliegue ineficiente de infraestructura pública de carga eléctrica	Aplicar PCA, <i>clustering K-means</i> y optimización estocástica para ubicar estaciones	Incertidumbre de demanda, dispersión urbana y altos costos energéticos	Datos urbanos, modelamiento espacial, políticas e incentivos
Montoya Villanueva et al., (2026)	Transformación digital lenta en infraestructura pública peruana	Formular factores críticos de éxito para adoptar BIM, ML y gemelos digitales	Brecha digital, resistencia al cambio y barreras técnico-legales	Marco normativo, contratos colaborativos, validación experta y modelo por etapas
Ouansrimeang & Wisaeang (2024)	Retrasos en proyectos públicos de construcción	Combinar RII con machine learning para priorizar y predecir causas de demora	Falta de diagnóstico preciso sobre causas críticas de retraso	Datos de proyectos públicos, clasificación de causas y validación con algoritmos
Peiman et al., (2024)	Estimación imprecisa de duración final de proyectos	Aplicar <i>NGBoost</i> y variables legales/institucionales para predecir duración real	Incertidumbre, baja estabilidad predictiva y omisión de factores institucionales	Datos EVM, indicadores legales, inflación y modelos explicables como SHAP
Semakale et al., (2026)	Bajo uso de tecnologías digitales para gestionar riesgos	Fortalecer capacidades, reformar regulación, promover colaboración e incentivos gubernamentales	Brechas de conocimiento, desafíos regulatorios y baja colaboración industrial	Capacitación, soporte normativo, inversión y alianzas sectoriales
Soibelman & Kim (s. f.)	Escasa conversión de datos constructivos en conocimiento útil	Implementar KDD y <i>data mining</i> para descubrir patrones en bases de datos de construcción	Datos no analizados, baja sistematización y decisiones basadas solo en experiencia	Bases de datos estructuradas, limpieza de datos, algoritmos y visualización
Suneja et al., (2021)	Sobrecostos en proyectos viales por	Desarrollar modelos predictivos de costo mediante redes neuronales profundas	Subestimación presupuestal, baja precisión en etapas	Datos históricos de proyectos, selección de

Autor	Problema abordado	Estrategia propuesta o documentada	Barrera que busca superar	Condición para su implementación
	estimaciones imprecisas		tempranas y ausencia de herramientas analíticas	variables influyentes y uso de software abierto
Toh et al., (2026)	Baja integración de IA en funciones de gestión de costos y contratos	Fortalecer habilidades, conocimiento, comunicación contractual y uso de IA en tareas del <i>quantity surveyor</i>	Falta de competencias, baja adopción digital y resistencia profesional	Capacitación, gestión del cambio y procedimientos claros para incorporar IA
Wibowo et al., (2024)	Incertidumbre futura y bajo desempeño de empresas estatales constructoras	Aplicar <i>foresight</i> industrial con análisis macro, meso y micro para orientar transformación digital	Falta de visión estratégica, capacidades internas limitadas y baja preparación tecnológica	Regulación clara, fortalecimiento de recursos, competencias internas y adopción de tecnologías <i>Construction 4.0</i>

Tabla 4. Estrategias para integrar IA y BI en infraestructura pública

Discusión de resultados

Los resultados de esta revisión sistemática evidencian que la integración efectiva de la inteligencia artificial y el Business Intelligence en entidades públicas gestoras de infraestructura no depende únicamente de la disponibilidad de herramientas tecnológicas, sino de la convergencia entre capacidades organizacionales, condiciones institucionales, gobernanza de datos y liderazgo estratégico. Este hallazgo permite sostener que el marco conceptual propuesto debe trascender una concepción instrumental de la tecnología y orientarse hacia una lógica de transformación organizacional, en la cual la IA y el BI funcionen como mecanismos de soporte decisional para optimizar costos, plazos, priorización de inversiones, contratación pública, monitoreo de

riesgos y gestión del ciclo de vida de los activos públicos.

Un primer resultado relevante se relaciona con la identificación de barreras organizacionales e institucionales recurrentes. La evidencia revisada muestra que la resistencia al cambio, la baja madurez digital, la escasez de especialistas, la limitada infraestructura de datos, la fragmentación de procesos y la ausencia de herramientas estandarizadas constituyen obstáculos persistentes para la adopción de IA y BI. Estos hallazgos coinciden con lo señalado por Tomažević et al., (2024), quienes sostienen que la adopción de IA en instituciones públicas requiere transformar previamente dimensiones internas vinculadas con las personas, la cultura, la estructura, los procesos y la tecnología. De manera similar, Felemban et al., (2024) identificaron que la preparación

organizacional para incorporar IA en proyectos de construcción depende del apoyo gubernamental, el liderazgo directivo y las actitudes de los trabajadores. Esta convergencia confirma que las entidades públicas no pueden implementar tecnologías avanzadas sin intervenir simultáneamente sus rutinas administrativas, capacidades internas y patrones culturales.

Asimismo, los resultados se articulan con los planteamientos de Madan & Ashok (2023), quienes explican que la difusión de IA en la administración pública está condicionada por la cultura institucional, el liderazgo, la gobernanza tecnológica y la legitimidad organizacional de los procesos de innovación. En la presente revisión, esta premisa se advierte en los estudios de Montoya Villanueva et al., (2026), Mange & Taifa (2026), Semakale et al., (2026) y Wibowo et al., (2024), en los cuales las barreras identificadas no se reducen a dificultades técnicas, sino que se vinculan con regulaciones insuficientes, resistencia institucional, escasa claridad normativa, falta de incentivos, debilidad de capacidades internas y ausencia de modelos de implementación progresiva. La coincidencia entre estos estudios permite afirmar que la adopción de IA y BI en infraestructura pública debe comprenderse como un proceso sociotécnico, en el que la tecnología solo genera valor cuando se inserta en un marco institucional estable, con reglas claras, datos confiables y recursos humanos preparados.

Un segundo resultado principal se refiere a los factores organizacionales asociados con la adopción de IA y BI. La revisión permitió identificar que el liderazgo directivo, el apoyo gubernamental, la calidad de los datos, la interoperabilidad, la coordinación interinstitucional, la capacitación del personal, la disponibilidad de financiamiento y la madurez digital son elementos determinantes para explicar el nivel de adopción tecnológica. Este resultado coincide con Felemban et al., (2024), quienes, a partir del marco tecnología-organización-entorno, concluyeron que el respaldo gubernamental, el compromiso de la alta dirección y la actitud de los trabajadores constituyen factores centrales para la preparación institucional. También converge con Kaveh & Alhajj (2025), quienes señalan que la implementación de gemelos digitales e IA predictiva en infraestructura civil requiere interoperabilidad, estándares de datos, ciberseguridad y colaboración entre gobierno, academia e industria.

La relación entre adopción tecnológica y optimización de costos y plazos se observa con especial nitidez en estudios centrados en modelos predictivos y analítica aplicada. Kusonkhum et al., (2023) demostraron que los datos históricos de contratación pública pueden ser procesados mediante machine learning para predecir si una oferta ganadora superará el presupuesto asignado, lo que permitiría reducir riesgos de reprocesos, demoras administrativas y pérdida de eficiencia. Por

su parte, Ouansrimeang & Wisaeang (2024), mediante técnicas de machine learning y el índice de importancia relativa, identificaron que los problemas financieros de los contratistas y la disponibilidad de mano de obra constituyen causas críticas de retrasos en proyectos públicos de construcción. En esa misma línea, Peiman et al., (2024) evidenciaron que los modelos de aprendizaje ensamblado, como NGBoost, mejoran la estimación de la duración final de los proyectos cuando incorporan variables legales e institucionales. Estos hallazgos refuerzan la idea de que la IA y el BI no deben limitarse a automatizar tareas, sino que deben emplearse para anticipar desviaciones presupuestales, prever retrasos, identificar riesgos contractuales y fortalecer la toma de decisiones basada en evidencia.

Este resultado también dialoga con Macedo et al., (2023), quienes sostienen que la ineficiencia y la baja eficacia en la ejecución de obras públicas se expresan en ampliaciones de plazo, variaciones presupuestales y dificultades de control. La presente revisión amplía dicho planteamiento al mostrar que la IA, el BI, la minería de datos y los modelos predictivos pueden ofrecer respuestas operativas frente a esas ineficiencias, siempre que las entidades públicas cuenten con datos estructurados, procesos interoperables y personal capacitado. En esa misma línea, Soibelman & Kim (s. f.) permiten comprender el papel del BI desde una perspectiva de

descubrimiento de conocimiento, al demostrar que las bases de datos de construcción pueden transformarse en patrones útiles para mejorar la programación, los presupuestos y la gestión de actividades recurrentes. Este aporte resulta particularmente relevante porque conecta el BI con la gestión del conocimiento institucional, dimensión que suele presentar debilidades en las entidades públicas responsables de infraestructura.

Un tercer resultado significativo se vincula con las estrategias documentadas para superar las barreras de adopción. Los estudios analizados permiten proponer un marco conceptual sustentado en cinco ejes estratégicos: a) diagnóstico de preparación institucional, b) fortalecimiento de capacidades humanas, c) gobernanza e interoperabilidad de datos, d) automatización del soporte decisonal y e) regulación habilitante. El primer eje encuentra respaldo en Felemban et al., (2024), quienes recomiendan evaluar la preparación tecnológica, organizacional y ambiental antes de implementar IA. Este planteamiento coincide con Tomaževič et al., (2024), para quienes la transformación organizacional debe preceder o acompañar la adopción tecnológica. En consecuencia, el marco conceptual propuesto debe iniciar con una evaluación de madurez institucional que identifique brechas de liderazgo, cultura digital, capacidades técnicas, procesos, datos y recursos.

El segundo eje, referido al fortalecimiento de capacidades humanas, se encuentra respaldado por Toh et al., (2026), Mange & Taifa (2026) y Semakale et al., (2026). Estos estudios muestran que la baja capacitación, la limitada alfabetización digital y la resistencia profesional restringen el uso de IA en tareas de estimación de costos, gestión contractual, análisis de riesgos y planificación. Este hallazgo converge con Aguila (2024), quien identificó que la resistencia al cambio y la insuficiente capacitación del personal siguen siendo obstáculos relevantes para la adopción de tecnologías de información en proyectos de inversión pública. Por tanto, la formación técnica y la gestión del cambio deben ser consideradas componentes estructurales del marco conceptual, y no acciones accesorias. La adopción efectiva de IA y BI exige desarrollar perfiles profesionales capaces de interpretar modelos predictivos, validar resultados, gestionar datos y traducir información analítica en decisiones públicas.

El tercer eje corresponde a la gobernanza e interoperabilidad de datos. Kaveh & Alhadj (2025) resaltan que los gemelos digitales, la IA predictiva y el monitoreo en tiempo real requieren estándares, protocolos seguros e integración entre plataformas. Carranza et al., (2022), desde otro contexto, muestran que el uso de datos abiertos y machine learning puede reducir costos, tiempo y complejidad en procesos públicos urbanos cuando existe cooperación institucional y disponibilidad de

información confiable. Este resultado se relaciona con Pedraza-Jaimes et al., (2024), quienes sostienen que la integración de BIM, gemelos digitales e IA permite reducir asimetrías de información durante el ciclo de vida de los proyectos de infraestructura. En conjunto, estos hallazgos indican que el BI puede operar como una capa articuladora entre bases de datos, tableros de control, modelos predictivos y sistemas de seguimiento de proyectos, siempre que exista una política clara de calidad, interoperabilidad, actualización y seguridad de los datos.

El cuarto eje estratégico se refiere a la automatización del soporte decisional. Hansen et al., (2023) proponen una herramienta web basada en sistemas difusos para priorizar proyectos de infraestructura, mientras que Marino & Marufuzzaman (2020) aplican aprendizaje no supervisado, clustering y optimización estocástica para planificar infraestructura pública de carga eléctrica bajo incertidumbre. Suneja et al., (2021) desarrollaron un modelo de estimación de costos basado en redes neuronales para infraestructura vial, y Kusonkhum et al., (2023) emplearon machine learning para anticipar comportamientos de licitación. Estos estudios convergen en señalar que la IA y el BI permiten mejorar decisiones críticas en etapas tempranas del ciclo de vida del proyecto, especialmente en selección, priorización, estimación de costos, análisis de demanda y prevención de sobrecostos. La diferencia entre ellos

radica en el tipo de problema abordado: algunos se concentran en costos, otros en plazos, contratación o planificación territorial. Esta diversidad, lejos de constituir una debilidad, demuestra que el marco conceptual debe ser flexible y modular, capaz de adaptarse a distintas funciones de las entidades públicas de infraestructura.

El quinto eje corresponde a la regulación habilitante y a los modelos institucionales de implementación. Montoya Villanueva et al., (2026) evidencian que la transformación digital de la infraestructura pública peruana exige articular BIM, machine learning y gemelos digitales con marcos contractuales, regulación específica y factores críticos de éxito. Wibowo et al., (2024) complementan esta perspectiva al mostrar que las empresas estatales de construcción requieren prospectiva industrial, certeza regulatoria, fortalecimiento de capacidades internas y adopción de tecnologías Construction 4.0 para mejorar su eficiencia y preparación futura. Estos resultados convergen con Madan & Ashok (2023), en cuanto la adopción tecnológica en el sector público requiere gobernanza, legitimidad y condiciones institucionales que reduzcan la incertidumbre. En consecuencia, el marco conceptual propuesto debe incorporar no solo herramientas tecnológicas, sino también lineamientos normativos, esquemas de financiamiento, mecanismos de rendición de

cuentas y estándares para la contratación pública digital.

No obstante, los hallazgos de esta revisión presentan algunas divergencias respecto de la literatura existente. Mientras que estudios generales sobre IA en administración pública, como los de Tomažević et al., (2024) y Madan & Ashok (2023), tienden a enfatizar habilitadores organizacionales amplios, los estudios específicos sobre infraestructura muestran una mayor incidencia de variables técnicas, contractuales y operativas, tales como financiamiento de contratistas, disponibilidad de mano de obra, calidad regulatoria, permisos, estimación temprana de costos e interoperabilidad de datos. Esta diferencia puede explicarse por la naturaleza particular de los proyectos de infraestructura pública, los cuales poseen alta complejidad contractual, múltiples actores, ciclos de vida prolongados, dependencia de información técnica y fuerte exposición a riesgos políticos, financieros y territoriales. Por ello, el marco conceptual no debe adoptar mecánicamente modelos generales de adopción de IA en el sector público, sino contextualizarlos según las condiciones específicas de la gestión de infraestructura.

La revisión también permite advertir una brecha importante respecto al Business Intelligence. Aunque varios estudios emplean conceptos afines, como analítica de datos, minería de datos, datos

abiertos, modelos predictivos y tableros de control, pocos abordan explícitamente el BI como categoría central en entidades públicas gestoras de infraestructura. Esta situación converge parcialmente con Mavutha et al., (2023), quienes identifican que la adopción de BI enfrenta barreras financieras, cognitivas y de soporte institucional incluso en sectores menos complejos. En la presente revisión, el BI aparece más como una infraestructura analítica transversal que como una tecnología aislada. Esta constatación sugiere que la integración de IA y BI debe entenderse de forma complementaria: el BI organiza, integra y visualiza datos para la toma de decisiones, mientras que la IA permite predecir, clasificar, optimizar y automatizar análisis complejos.

En cuanto a las limitaciones de la investigación, una primera restricción se relaciona con el uso exclusivo de la base de datos Scopus. Si bien esta base garantiza acceso a literatura indexada y revisada por pares, la exclusión de otras fuentes, como Web of Science, IEEE Xplore, ScienceDirect, SciELO, Redalyc o repositorios institucionales, puede haber limitado la identificación de estudios relevantes, especialmente en América Latina y en documentos técnicos elaborados por organismos públicos. Esta limitación podría afectar la amplitud del corpus y reducir la representación de experiencias locales de implementación de IA y BI en infraestructura pública.

Una segunda limitación se vincula con la heterogeneidad de los estudios incluidos. El corpus combina investigaciones empíricas, revisiones sistemáticas, modelos predictivos, estudios conceptuales y aplicaciones tecnológicas desarrolladas en distintos países y sectores. Aunque esta diversidad permitió construir una visión amplia del fenómeno, también dificulta la comparación directa entre resultados, debido a diferencias metodológicas, contextuales y tecnológicas. Por ejemplo, los estudios sobre redes neuronales para estimación de costos no son directamente comparables con los estudios sobre madurez organizacional o transformación digital institucional. Esta heterogeneidad exige interpretar los resultados como evidencia integradora y no como medición homogénea de efectos.

Una tercera limitación corresponde al alcance temporal y temático de la revisión. Aunque el periodo reciente permite capturar avances tecnológicos actuales, también puede excluir trabajos previos relevantes sobre minería de datos, BI, sistemas de soporte decisional y gestión del conocimiento en construcción. El caso de Soibelman & Kim (s. f.) muestra que algunos fundamentos conceptuales del BI aplicado a la construcción anteceden al auge contemporáneo de la IA. Por ello, limitar excesivamente el periodo puede reducir la profundidad histórica del análisis.

Una cuarta limitación se relaciona con el hecho de que varios estudios incluidos no abordan simultáneamente IA, BI, infraestructura pública, costos y plazos. Algunos se concentran en IA, otros en machine learning, gemelos digitales, datos abiertos, contratación pública o gestión de riesgos. Esta dispersión refleja el estado fragmentado de la literatura, pero también implica que el marco conceptual propuesto se construye mediante una síntesis interpretativa de hallazgos relacionados, y no a partir de estudios que examinen de manera integral todos los componentes del fenómeno. En consecuencia, la propuesta conceptual requiere validación empírica posterior.

Una quinta limitación se vincula con la predominancia de estudios desarrollados en países en desarrollo, como Perú, Indonesia, Tailandia, Tanzania, Lesoto, India, Malasia y otros contextos latinoamericanos. Si bien esta orientación resulta pertinente para comprender realidades institucionales con restricciones presupuestales y brechas digitales, puede limitar la generalización de los hallazgos hacia países con mayor madurez tecnológica, sistemas de contratación más estables o infraestructura digital más consolidada. Sin embargo, esta limitación también constituye una fortaleza, porque permite proponer un marco más sensible a contextos donde las barreras organizacionales e institucionales son más pronunciadas.

A partir de estas limitaciones, futuras investigaciones deberían avanzar hacia la validación empírica del marco conceptual propuesto en entidades públicas gestoras de infraestructura. Sería pertinente desarrollar estudios de caso en ministerios, gobiernos regionales, municipalidades, agencias de inversión pública y empresas estatales de infraestructura, con el fin de evaluar el nivel de madurez digital, las capacidades analíticas disponibles, los sistemas de información existentes y las condiciones institucionales para integrar IA y BI. Estos estudios permitirían transformar el marco conceptual en un modelo operativo con indicadores, niveles de madurez y rutas de implementación.

También se recomienda desarrollar investigaciones cuantitativas que midan la relación entre factores organizacionales y nivel de adopción de IA y BI en proyectos de infraestructura pública. Variables como liderazgo directivo, cultura digital, calidad de datos, interoperabilidad, capacitación, financiamiento, apoyo regulatorio y coordinación interinstitucional podrían analizarse mediante modelos de ecuaciones estructurales o análisis multivariante. Este tipo de estudios permitiría estimar el peso relativo de cada factor y priorizar intervenciones institucionales con mayor capacidad de impacto.

Otra línea futura consiste en profundizar el estudio del Business Intelligence en infraestructura pública. La literatura revisada muestra una

presencia limitada del BI como categoría explícita, pese a que sus componentes aparecen dispersos en estudios sobre datos abiertos, minería de datos, sistemas de soporte decisional y analítica predictiva. Por ello, futuras investigaciones deberían analizar cómo los tableros de control, almacenes de datos, sistemas de visualización, indicadores de desempeño y plataformas integradas pueden contribuir al monitoreo de costos, plazos, avance físico, riesgos contractuales y desempeño de contratistas.

Asimismo, se recomienda explorar modelos híbridos que integren BI, IA, BIM y gemelos digitales en una arquitectura común de gestión pública de infraestructura. Esta línea permitiría evaluar cómo los datos generados en la formulación, contratación, ejecución, operación y mantenimiento pueden alimentar sistemas predictivos para anticipar sobrecostos, retrasos, fallas estructurales o riesgos de sostenibilidad. Tales investigaciones podrían contribuir a superar la fragmentación actual entre herramientas digitales y promover una gestión del ciclo de vida del activo público basada en evidencia.

Finalmente, futuras investigaciones deberían incorporar enfoques comparativos entre países y niveles de gobierno. Comparar experiencias de adopción de IA y BI en contextos con diferente madurez institucional permitiría identificar condiciones transferibles y factores contextuales específicos. Además, sería relevante examinar el

papel de los marcos regulatorios, los modelos contractuales colaborativos, la gobernanza de datos y la ética algorítmica en la implementación de tecnologías predictivas en infraestructura pública. De esta manera, el desarrollo futuro del campo no solo debería orientarse a mejorar la precisión técnica de los modelos, sino también a garantizar transparencia, explicabilidad, rendición de cuentas y legitimidad institucional en el uso de IA y BI para la gestión de infraestructura pública.

En síntesis, la discusión de los resultados permite afirmar que el marco conceptual propuesto debe estructurarse como una estrategia gradual e integrada. En una primera fase, las entidades públicas deben diagnosticar su preparación institucional y fortalecer capacidades humanas. En una segunda fase, deben ordenar, integrar y gobernar sus datos mediante estándares de interoperabilidad y calidad. En una tercera fase, deben implementar herramientas de BI para monitoreo y soporte decisional. En una cuarta fase, deben incorporar modelos de IA para predicción, clasificación y optimización de costos y plazos. Finalmente, todo el proceso debe sostenerse en regulación habilitante, liderazgo directivo, coordinación interinstitucional y evaluación continua. Bajo esta lógica, la IA y el BI pueden pasar de ser herramientas aisladas a constituirse en componentes estratégicos de una gestión pública de infraestructura más eficiente, transparente, predictiva y orientada al valor público.

Conclusiones

Los resultados de esta revisión sistemática permiten concluir que la integración efectiva de la inteligencia artificial (IA) y el Business Intelligence (BI) en entidades públicas gestoras de infraestructura no depende únicamente de la incorporación de herramientas tecnológicas, sino de la existencia de condiciones organizacionales e institucionales que hagan viable su adopción.

Entre los principales hallazgos, se identificó que la resistencia al cambio, la baja madurez digital, la fragmentación de procesos, la limitada infraestructura de datos, la insuficiente capacitación del personal y la ausencia de gobernanza tecnológica constituyen barreras persistentes para la implementación de IA y BI en el sector público. Asimismo, la literatura revisada evidencia que factores como el liderazgo directivo, el apoyo gubernamental, la interoperabilidad de datos, la coordinación interinstitucional, la disponibilidad de financiamiento y la regulación habilitante resultan decisivos para transformar estas tecnologías en instrumentos efectivos de soporte decisional.

Estos hallazgos contribuyen al campo de estudio al articular dos perspectivas que suelen abordarse de manera separada: la transformación organizacional del sector público y la aplicación de tecnologías inteligentes en la gestión de infraestructura.

En atención al objetivo de investigación, el artículo propone un marco conceptual de estrategias orientado a superar las barreras organizacionales e institucionales que dificultan la integración efectiva de IA y BI en entidades públicas responsables de infraestructura. Dicho marco se estructura en cinco ejes estratégicos: diagnóstico de preparación institucional, fortalecimiento de capacidades humanas, gobernanza e interoperabilidad de datos, automatización del soporte decisional y regulación habilitante.

Esta propuesta permite sostener que la adopción tecnológica debe desarrollarse de manera gradual, articulada y contextualizada, evitando enfoques meramente instrumentales centrados en la adquisición de software o plataformas digitales. En concordancia con Tomažević et al., (2024), la transformación de dimensiones internas como personas, cultura, estructura, procesos y tecnología debe preceder o acompañar la adopción de IA.

Del mismo modo, los aportes de Madan & Ashok (2023) permiten reafirmar que la difusión de IA en la administración pública requiere liderazgo, legitimidad institucional y gobernanza tecnológica. Por tanto, el marco propuesto responde al objetivo planteado al ofrecer una ruta conceptual para que las entidades públicas transiten desde una adopción tecnológica fragmentada hacia una gestión de infraestructura más predictiva, interoperable, eficiente y orientada al valor público.

Metodológicamente, el estudio corresponde a un artículo de revisión sistemática, lo que permitió identificar, seleccionar, analizar y sintetizar literatura científica relevante sobre IA, BI, transformación digital, gestión pública e infraestructura. Esta naturaleza metodológica otorga a las conclusiones un carácter integrador, pues no se derivan de la medición empírica directa en una entidad específica, sino de la interpretación sistemática de investigaciones previas.

En ese sentido, los resultados deben comprenderse como una síntesis analítica del estado actual del conocimiento y como una base conceptual para futuras validaciones empíricas. La revisión permitió reconocer patrones recurrentes, convergencias teóricas y vacíos temáticos en torno a la adopción de IA y BI, especialmente en contextos públicos donde las restricciones institucionales, presupuestales y técnicas condicionan la implementación de soluciones digitales.

Finalmente, las implicaciones del estudio sugieren que la IA y el BI pueden constituirse en componentes estratégicos para mejorar la gestión de infraestructura pública, siempre que su incorporación se acompañe de reformas organizacionales, fortalecimiento de capacidades, calidad de datos, regulación pertinente y mecanismos de rendición de cuentas. No obstante, futuras investigaciones deberían validar

empíricamente el marco conceptual propuesto en ministerios, gobiernos regionales, municipalidades, agencias de inversión pública y empresas estatales de infraestructura.

Asimismo, resulta necesario desarrollar estudios cuantitativos que midan la relación entre madurez digital, liderazgo, gobernanza de datos y nivel de adopción tecnológica, así como investigaciones comparativas entre países con distintos grados de desarrollo institucional. También se recomienda profundizar en modelos híbridos que integren IA, BI, BIM y gemelos digitales, a fin de evaluar su impacto en la reducción de sobrecostos, retrasos, riesgos contractuales y deficiencias de monitoreo. De esta manera, el desarrollo futuro del campo debería orientarse no solo a mejorar la precisión técnica de los modelos predictivos, sino también a garantizar transparencia, explicabilidad, legitimidad institucional y valor público en el uso de tecnologías inteligentes para la infraestructura.

Referencias

- Aguila, J. A. U. del. (2024). Uso de las TIC en la gestión y proyectos de inversión pública: Una revisión. *Revista De Climatología*, 24, 737–742. Documento en línea. Disponible <https://doi.org/10.59427/rcli/2024/v24cs.737-742>
- Carranza, J. P., Piumetto, M. A., Lucca, C. M., & Da Silva, E. (2022). Mass appraisal as affordable public policy: Open data and machine learning for mapping urban land values. *Land Use Policy*, 119, Article 106211. Documento en línea. Disponible

- <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2022.106211>
- Egwm, C. N., Alaka, H., Demir, E., Balogun, H., Olu-Ajayi, R., Sulaimon, I., Wusu, G., Yusuf, W., & Adegoke, M. (2023). Artificial Intelligence in the Construction Industry: A Systematic Review of the Entire Construction Value Chain Lifecycle. *Energies*, 17(1), 182. Documento en línea. Disponible <https://doi.org/10.3390/en17010182>
- Felemban, H., Sohail, M., & Ruikar, K. (2024). Exploring the readiness of organisations to adopt artificial intelligence. *Buildings*, 14(8), Article 2460. Documento en línea. Disponible <https://doi.org/10.3390/buildings14082460>
- Hansen, S., Suryadibrata, A., & Hansun, S. (2023). Infrastructure project selection automation using Non-Structural Fuzzy Decision Support System II. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 1(3[121]), 46–56. Documento en línea. Disponible <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2023.271822>
- Kaveh, H., & Alhadj, R. (2025). Advancing civil infrastructure with digital twins: A review of applications and challenges. *Journal of Civil Engineering and Management*, 31(8), 828–842. Documento en línea. Disponible <https://doi.org/10.3846/jcem.2025.24921>
- Kusonkhum, W., Srinavin, K., & Chaitongrat, T. (2023). The adoption of a big data approach using machine learning to predict bidding behavior in procurement management for a construction project. *Sustainability*, 15(17), Article 12836. Documento en línea. Disponible <https://doi.org/10.3390/su151712836>
- Macedo, X. Y. H., Cuela, F. E. P., Carlos, D. D. V., Miranda, O. C. C., & Sánchez, A. T. (2023). Eficiencia y eficacia en la ejecución de obras públicas: Un análisis crítico. *Revista De Climatología*, 23, 1825–1833. Documento en línea. Disponible <https://doi.org/10.59427/rcli/2023/v23cs.1825-1833>
- Madan, R., & Ashok, M. (2023). AI adoption and diffusion in public administration: A systematic literature review and future research agenda. *Government Information Quarterly*, 40(1), 101774. Documento en línea. Disponible <https://doi.org/10.1016/j.giq.2022.101774>
- Mange, M. A., & Taifa, I. W. R. (2026). Service Engineering 4.0 applicability: Results from stakeholders' engagement assessment in the public building construction projects. *Journal of Engineering*, 2026, Article 5557271. Documento en línea. Disponible <https://doi.org/10.1155/je/5557271>
- Marino, C., & Marufuzzaman, M. (2020). Unsupervised learning for deploying smart charging public infrastructure for electric vehicles in sprawling cities. *Journal of Cleaner Production*, 266, Article 121926. Documento en línea. Disponible <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.121926>
- Mavutha, W., Kamwendo, A. R., & Corbishley, K. M. (2023). Business intelligence adoption among small apparel retailers in KwaZulu-Natal. *International Journal of Research in Business and Social Science* (2147-4478), 12(6), 66–78. Documento en línea. Disponible <https://doi.org/10.20525/ijrbs.v12i6.2639>
- Montoya Villanueva, F. R., Sanchez-Carigga, C., Delgado-Quispe, E., & Soto-Pérez, G. (2026). Towards the digital transformation of Peruvian public infrastructure: A framework of critical success factors for the adoption of BIM, machine learning and digital twins. *International Journal of Construction Management*. Advance online publication. Documento en línea. Disponible <https://doi.org/10.1080/15623599.2026.2664477>
- Ouansrimeang, S., & Wisaeang, K. (2024). Analyzing the critical delay factors for construction projects in the public sector using relative importance index and machine learning techniques. *Journal of Infrastructure, Policy and Development*, 8(8), Article 6208. Documento en línea. Disponible <https://doi.org/10.24294/jipd.v8i8.6208>

- Pedraza-Jaimes, G., Camacho-Pico, J. A., & Porras-Díaz, H. (2024). Aproximación al diseño conceptual de la gestión de carreteras inteligentes: una referencia a modelos de participación pública-privada. *Revista Uis Ingenierías*, 23(1). Documento en línea. Disponible <https://doi.org/10.18273/revuin.v23n1-2024013>
- Peiman, F., Khalilzadeh, M., Shahsavari-Pour, N., & Ravanshadnia, M. (2024). Estimation of building project completion duration using a natural gradient boosting ensemble model and legal and institutional variables. *Engineering, Construction and Architectural Management*. Documento en línea. Disponible <https://doi.org/10.1108/ECAM-12-2022-1170>
- Semakale, L., Aghimien, D., & Nkhonjera, G. (2026). Advancing sustainable construction risk management in Lesotho through digital technologies—A PLS-SEM approach. *Sustainability*, 18(10), Article 4868. Documento en línea. Disponible <https://doi.org/10.3390/su18104868>
- Soibelman, L., & Kim, H. (s. f.). Generating construction knowledge with knowledge discovery in databases. *Proceedings of the International Group for Lean Construction*.
- Suneja, N., Shah, J. P., Shah, Z. H., & Holia, M. S. (2021). A neural network approach to design reality-oriented cost estimate model for infrastructure projects. *Reliability: Theory & Applications*, 16(Special Issue 1[60]), 254–263.
- Toh, S. C. L., Wong, S. Y., & Ding, C. S. (2026). The impact of artificial intelligence on the quantity surveying profession in Sarawak, Malaysia. *Journal of Engineering, Design and Technology*. Advance online publication. Documento en línea. Disponible <https://doi.org/10.1108/JEDT-06-2025-0272>
- Tomažević, N., Murko, E., & Aristovnik, A. (2024). Organisational Enablers of Artificial Intelligence Adoption in Public Institutions: A Systematic Literature Review. *Central European Public Administration Review*, 22(1), 109–138.
- Documento en línea. Disponible <https://doi.org/10.17573/cepar.2024.1.05>
- Wibowo, F. A., Satria, A., Gaol, S. L., & Indrawan, D. (2024). Foresight for SOE companies in Indonesia's construction industry: Recognizing future opportunities. *Sustainability*, 16(23), Article 10384. Documento en línea. Disponible <https://doi.org/10.3390/su162310384>