

**INTEGRAR HERRAMIENTAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA
FORTALECER LA EFICIENCIA EN LA TOMA DE DECISIONES EN
PROYECTOS DE CONSTRUCCIÓN EN BOGOTÁ (2026)**

Fabio Estevan García Barros

Carlos Andrés Pérez Chiquiza

Juan Camilo Quintero Restrepo

Universidad EAN

Facultad de Ingeniería

Gerencia de Proyectos

Seminario de Investigación

Director: Ricardo Andrés Villalba Rivera

Bogotá, Colombia

2026

Tabla de Contenido

Tabla de Tablas	4
Tabla de Ilustraciones	5
Introducción	6
Planteamiento del Problema	7
Delimitación del Problema	9
Pregunta de Investigación	9
Objetivos	10
Objetivo General	10
Objetivos Específicos	10
Justificación	11
Marco Institucional	12
Marco Conceptual y Contextual	13
Transformación Digital y Gestión de Proyectos	13
Inteligencia Artificial	14
Machine Learning Aplicado a la Construcción	14
Toma de Decisiones y IA como Sistema de Apoyo	15
Barreras de Implementación	16
Variables de Investigación	17
Diseño Metodológico	18
Enfoque de Investigación	18

Justificación del Método	18
Técnicas e Instrumentos de Recolección	19
Procedimiento	20
Validación de Instrumentos	20
Plan de Análisis	21
Población y Muestra	22
Resultados	23
5.1 Resultados Cuantitativos	23
5.2 Resultados Cualitativos	31
5.3 Integración de Resultados	34
Conclusiones	36
Recomendaciones	37
Referencias	39
Anexos	41
Anexo A – Cuestionario Estructurado	41
Anexo B – Guía de Entrevista Semiestructurada	43
Anexo C – Ficha de Análisis Documental	44
Anexo D – Consentimiento Informado	45

Tabla de Tablas

Tabla 1. Caracterización de los participantes del estudio.	23
Tabla 2. Distribución de respuestas por ítem del cuestionario (n=15).	25
Tabla 3. Desempeño de proyectos según nivel de adopción de IA (n=15).	26
Tabla 4. Coeficientes de correlación de Spearman entre variables del estudio.	28
Tabla 5. Coeficientes del modelo de regresión múltiple para calidad de decisiones.	29
Tabla 6. Comparación de indicadores de desempeño por grupo (ANOVA).	30
Tabla 7. Lineamientos de implementación de IA para el sector construcción.	37
Tabla 8. Categorías temáticas identificadas en las entrevistas semiestructuradas.	33
Tabla A1. Cuestionario estructurado – ítems y tipos de respuesta.	41
Tabla B1. Guía de entrevista semiestructurada – ejes y preguntas orientadoras.	43
Tabla C1. Ficha de análisis documental.	44

Tabla de Ilustraciones

Figura 1. Nivel de adopción de IA en la muestra (n=15).	24
Figura 2. Medias por ítem del cuestionario (escala Likert 1–5, n=15).	25
Figura 3. Desviación promedio en cronograma y costo por nivel de adopción de IA.	27
Figura 4. Diagrama de dispersión: Adopción de IA vs. Calidad de decisiones.	28
Figura 5. Desviación promedio del cronograma por grupo ANOVA.	30
Figura 6. Tipo de decisión predominante por nivel de adopción de IA.	31
Figura 7. Frecuencia de mención de categorías temáticas en entrevistas (n=5).	33

Introducción

El avance acelerado de las tecnologías digitales ha reconfigurado profundamente la manera en que las organizaciones administran sus proyectos, generando un volumen sin precedentes de datos durante su ejecución. En este escenario, la inteligencia artificial (IA) se ha posicionado como una alternativa con alto valor estratégico para fortalecer los procesos de análisis, planificación y decisión en múltiples sectores económicos.

El sector de la construcción, en particular, es especialmente vulnerable a desequilibrios en la planificación: la variabilidad de costos de insumos, los imprevistos en obra y las presiones sobre plazos y presupuestos crean una demanda constante de instrumentos más robustos para la gestión integral de los proyectos.

La presente investigación se ubica en el campo de la gerencia de proyectos y la transformación digital, analizando el papel de la inteligencia artificial como apoyo en la toma de decisiones en proyectos de construcción en la ciudad de Bogotá durante el año 2026. Diversos estudios han evidenciado que la IA puede contribuir significativamente a la optimización de los procesos de gestión de proyectos mediante el análisis de grandes volúmenes de datos, la identificación de patrones y la generación de modelos predictivos que apoyan la toma de decisiones estratégicas (Cheng et al., 2020; Wang et al., 2020; Project Management Institute [PMI], 2021).

A pesar de estos avances, el sector de la construcción continúa siendo uno de los sectores con menor adopción de tecnologías avanzadas de análisis de datos en comparación con otras industrias. Muchas organizaciones aún dependen de métodos tradicionales de planificación y control basados principalmente en la experiencia del gerente de proyecto y en

herramientas de análisis manual de la información (Marzouk & Enaba, 2019; Oesterreich & Teuteberg, 2016).

El presente documento reporta los resultados de una investigación de enfoque mixto realizada durante el primer semestre de 2026, en la que se aplicaron encuestas a 15 directores de proyecto del sector construcción en Bogotá y se realizaron entrevistas semiestructuradas con cinco de ellos. Los hallazgos permiten caracterizar el nivel de adopción de herramientas de IA, identificar sus efectos sobre el desempeño de los proyectos y proponer lineamientos de implementación para el sector.

Planteamiento del Problema

El sector de la construcción es uno de los motores económicos más importantes en países en desarrollo como Colombia, ya que contribuye significativamente al crecimiento del Producto Interno Bruto (PIB), la generación de empleo y el desarrollo de infraestructura. Sin embargo, este sector presenta altos niveles de incertidumbre asociados a variaciones en los costos de materiales, retrasos en la ejecución de actividades, cambios en el alcance del proyecto y riesgos operativos propios de la ejecución de obra.

A nivel global, el PMI (2021) señala que aproximadamente el 11,4% de la inversión en proyectos se pierde debido a una gestión ineficiente de la información y a la toma de decisiones tardía o incorrecta. En el sector de la construcción, esta problemática se traduce en desviaciones en cronogramas, sobrecostos y dificultades en la gestión de riesgos, afectando directamente el desempeño de los proyectos.

En el contexto local, un análisis preliminar realizado sobre empresas constructoras en la ciudad de Bogotá identificó que menos del 25% de los proyectos utiliza herramientas de analítica de datos o modelos predictivos para apoyar la toma de decisiones, mientras que el 75% restante continúa dependiendo de estimaciones manuales basadas en la experiencia del director de proyecto. Esta situación se refleja en desviaciones promedio entre el 10% y el 20% en cronogramas, así como en incrementos presupuestales asociados a decisiones reactivas.

La causa principal de esta problemática radica en que la toma de decisiones en proyectos de construcción continúa basándose en la experiencia empírica del gerente de proyecto, el análisis manual de información, el uso limitado de herramientas tecnológicas avanzadas y la baja integración de datos históricos de proyectos. A pesar de que la IA ha

demostrado ser una herramienta con alto potencial para transformar la gestión de proyectos, su adopción en el sector construcción sigue siendo limitada por barreras como la baja madurez digital de las empresas, el desconocimiento sobre aplicaciones prácticas de IA, las dificultades en la integración y calidad de los datos, y la resistencia al cambio por parte de los equipos de proyecto (Oesterreich & Teuteberg, 2016).

En este contexto, se identifica como problema central la limitada adopción de herramientas de inteligencia artificial en proyectos de construcción en Bogotá, que restringe la capacidad de los gerentes de proyecto para tomar decisiones basadas en datos, afectando el desempeño y la eficiencia de los proyectos.

Delimitación del Problema

La presente investigación se enfocó en el análisis del uso de herramientas de inteligencia artificial como apoyo a la toma de decisiones en proyectos de construcción, específicamente en los procesos de planificación del proyecto, control del cronograma, gestión de riesgos y control de costos. El estudio se enmarcó en las buenas prácticas del PMI, se delimitó sectorialmente a proyectos de edificación en la ciudad de Bogotá, Colombia, y se desarrolló durante el primer semestre del año 2026.

Pregunta de Investigación

¿Cómo la implementación de herramientas de inteligencia artificial basadas en análisis predictivo mejora la toma de decisiones en los procesos de planificación del proyecto, control

del cronograma, gestión de riesgos y control de costos en proyectos de edificación en la ciudad de Bogotá durante el año 2026?

Objetivos

Objetivo General

Analizar, mediante revisión sistemática de literatura y estudio de casos, el impacto de la implementación de modelos de machine learning para el pronóstico de retrasos en la mejora de la calidad de las decisiones operacionales en proyectos de edificación en la ciudad de Bogotá durante el año 2026.

Objetivos Específicos

- Analizar mediante revisión bibliográfica los fundamentos teóricos y aplicaciones del machine learning en la gestión de proyectos de construcción, con énfasis en la predicción de retrasos y toma de decisiones.
- Identificar, a partir del análisis de al menos cinco proyectos de edificación en Bogotá, las áreas de la gestión de proyectos (planificación, control del cronograma, gestión de riesgos y costos) en las que la inteligencia artificial puede generar mayor impacto.
- Evaluar mediante encuestas a mínimo 15 directores de proyecto y análisis de casos la relación entre el uso de herramientas de inteligencia artificial (variable independiente) y la mejora en la calidad de las decisiones operacionales, medida a través de la reducción de decisiones correctivas y desviaciones en cronograma (variable dependiente).

- Proponer lineamientos de implementación de herramientas de inteligencia artificial basados en los resultados obtenidos, orientados a fortalecer la toma de decisiones en proyectos de edificación en Bogotá.

Justificación

La industria de la construcción ocupa un lugar estructural en las economías nacionales: impulsa cadenas de suministro, absorbe mano de obra calificada y no calificada, y materializa la infraestructura sobre la que funcionan los demás sectores productivos. No obstante, su operación está sujeta a una incertidumbre inherente que afecta la planificación, los costos, los plazos y la gestión del riesgo, y que con frecuencia deriva en resultados por debajo de las expectativas contractuales (PMI, 2021).

La transformación digital se ha convertido en una tendencia creciente en la gestión de proyectos, impulsada por el desarrollo de tecnologías como el análisis de datos, la automatización de procesos y la inteligencia artificial. Investigaciones recientes han demostrado que el uso de técnicas de aprendizaje automático puede mejorar la capacidad de los equipos de proyecto para anticipar retrasos, optimizar la asignación de recursos y gestionar riesgos de manera más eficiente (Cheng et al., 2020; Wang et al., 2020).

Desde la perspectiva empresarial, la implementación de herramientas de inteligencia artificial puede generar ventajas competitivas para las organizaciones del sector construcción, al permitir una mejor planificación de los proyectos, una gestión más eficiente de los recursos y una reducción de los riesgos asociados a la ejecución de obras. En términos teóricos, esta investigación aporta al desarrollo del conocimiento en el campo de la gerencia de proyectos al integrar conceptos relacionados con inteligencia artificial, analítica de datos y gestión de proyectos en el sector construcción.

Desde la perspectiva de formación profesional en Gerencia de Proyectos, este estudio permite desarrollar competencias críticas para la consultoría contemporánea, tales como el

diagnóstico de brechas tecnológicas, el diseño de soluciones basadas en IA y la gestión del cambio organizacional. El desarrollo del presente estudio es viable debido a la disponibilidad de literatura académica sobre inteligencia artificial y gestión de proyectos, así como al acceso a profesionales del sector construcción que aportaron información relevante para el análisis del problema.

Marco Institucional

La presente investigación se desarrolla en el marco del programa de Gerencia de Proyectos de la Universidad EAN, institución comprometida con la formación de profesionales capaces de liderar procesos de innovación, transformación digital y mejora continua en organizaciones de diferentes sectores productivos en Colombia y América Latina. Este estudio se alinea con los objetivos de la Facultad de Ingeniería, orientados a la aplicación de herramientas tecnológicas y metodologías modernas para la optimización de procesos organizacionales.

Desde el punto de vista sectorial, la investigación se contextualiza en el sector de la construcción en la ciudad de Bogotá, conformado por un número significativo de empresas formales que participan en el desarrollo de proyectos de edificación e infraestructura. De acuerdo con información de la Cámara de Comercio de Bogotá, este sector representa un componente relevante dentro de la economía local, con participación activa en la generación de empleo y en el crecimiento del PIB de la ciudad.

Los proyectos de construcción en Bogotá se desarrollan en un entorno altamente regulado, sujeto a normativas como la NSR-10 (Normas Sismorresistentes) y los lineamientos de la Secretaría Distrital de Planeación (SDP), lo que exige procesos de toma de decisiones ágiles, precisos y soportados en información confiable. En este escenario, la incorporación de herramientas tecnológicas que permitan mejorar la calidad y el soporte de las decisiones se convierte en un factor estratégico para las organizaciones del sector.

Marco Conceptual y Contextual

Transformación Digital y Gestión de Proyectos

La transformación digital ha generado cambios significativos en la manera en que las organizaciones gestionan sus procesos y toman decisiones estratégicas. Según el PMI (2021), las organizaciones que incorporan herramientas digitales en sus procesos de gestión de proyectos logran mayores niveles de eficiencia, transparencia y capacidad de adaptación frente a los cambios del entorno. La digitalización implica la integración de tecnologías que faciliten el análisis de información y la automatización de tareas. La adopción de tecnologías digitales en el sector de la construcción ha sido tradicionalmente más lenta en comparación con otras industrias; sin embargo, en los últimos años se ha evidenciado un crecimiento en la implementación de herramientas tecnológicas (Oesterreich & Teuteberg, 2016).

Inteligencia Artificial

Desde una perspectiva técnica, la inteligencia artificial agrupa un conjunto de métodos computacionales orientados a dotar a los sistemas de capacidades propias del razonamiento humano: aprender de datos, inferir conclusiones y tomar decisiones autónomas (Russell & Norvig, 2021). Sus principales ramas —que incluyen el aprendizaje automático, las redes neuronales profundas, los sistemas basados en reglas y el análisis predictivo— comparten la finalidad de descubrir patrones en conjuntos de datos de gran escala y proyectar el comportamiento de variables de interés a futuro (Goodfellow et al., 2016).

Machine Learning Aplicado a Proyectos de Construcción

El aprendizaje automático ocupa un lugar central dentro de las técnicas de IA gracias a su capacidad de construir modelos estadísticos a partir de registros históricos y extrapolar tendencias hacia escenarios futuros. En proyectos de construcción, su aplicabilidad abarca desde la anticipación de demoras hasta la estimación de costos, el seguimiento de la productividad y el control de riesgos de seguridad en obra (Li et al., 2019). Los algoritmos de tipo ensamble —como Random Forest y XGBoost— y las arquitecturas de redes recurrentes tipo LSTM destacan como las opciones más consistentes en este dominio. En particular, Wang et al. (2020) verificaron que XGBoost supera a los métodos convencionales en la predicción de desvíos cronológicos, lo que respalda su adopción en entornos de gestión de proyectos.

Toma de Decisiones y la IA como Sistema de Apoyo

La toma de decisiones atraviesa cada fase del ciclo de vida de un proyecto: desde la estructuración del alcance hasta el cierre de contratos. El PMI (2021) reconoce que los directores de proyecto dedican una proporción significativa de su tiempo a decidir sobre la asignación de recursos, la gestión de contingencias y el ajuste del cronograma. En este contexto, la IA no opera como sustituto del criterio humano, sino como amplificador de la capacidad analítica del gerente, proveyendo información estructurada y modelos de escenarios que reducen la ambigüedad en el proceso decisorio (Davenport & Ronanki, 2018).

Barreras de Implementación en el Sector Construcción

La incorporación de IA en empresas constructoras no es un proceso lineal: enfrenta obstáculos que operan en planos diferentes. A nivel técnico, la fragmentación y baja calidad de los datos históricos dificultan el entrenamiento de modelos fiables. A nivel organizacional, la resistencia de los equipos al cambio y la escasez de inversión en formación tecnológica frenan la adopción. Y a nivel cultural, la creencia arraigada de que la experiencia del gerente es suficiente para conducir un proyecto genera escepticismo frente a los modelos algorítmicos (Oesterreich & Teuteberg, 2016). Reconocer estas capas de resistencia es indispensable para diseñar planes de implementación que sean factibles en el contexto real del sector.

Variables de Investigación

Variables Independientes (VI)

- VI1 – Aplicación de inteligencia artificial en la gestión de proyectos: Uso de herramientas tecnológicas basadas en IA, machine learning o análisis predictivo para apoyar la gestión y análisis de información en proyectos de construcción. Indicador: Porcentaje de herramientas de IA utilizadas en la gestión del proyecto.
- VI2 – Uso de analítica de datos: Indicador: Porcentaje de decisiones del proyecto basadas en análisis de datos.

Variables Dependientes (VD)

- VD1 – Calidad de la toma de decisiones: Nivel de precisión, oportunidad y efectividad en las decisiones tomadas durante la gestión del proyecto. Indicador: Porcentaje de decisiones correctivas evitadas durante el proyecto.
- VD2 – Desempeño del proyecto: Grado de cumplimiento de los objetivos del proyecto en términos de tiempo, costo y eficiencia operativa. Indicadores: cumplimiento del cronograma, control de costos y eficiencia en el uso de recursos.

Diseño Metodológico

Enfoque de Investigación

El estudio adoptó un enfoque mixto de investigación, combinando elementos del paradigma cuantitativo y cualitativo mediante un diseño convergente (Hernández Sampieri et al., 2018; Creswell & Creswell, 2018). El componente cuantitativo sustentó la medición de las variables independientes y dependientes a través de un diseño no experimental de tipo descriptivo-correlacional, dado que el investigador no manipula las variables, sino que analiza las relaciones existentes entre ellas en su entorno natural. El componente cualitativo permitió profundizar en las percepciones, barreras y experiencias de los directores de proyecto frente a la adopción de tecnologías de inteligencia artificial.

Justificación del Método Según el Problema

La elección del enfoque mixto responde directamente a la naturaleza del problema de investigación planteado. Por un lado, la pregunta de investigación exige cuantificar el impacto de las herramientas de IA sobre indicadores objetivos del desempeño de proyectos de edificación en Bogotá. Por otro lado, la comprensión de las razones de la baja tasa de adopción tecnológica requiere explorar percepciones y experiencias que difícilmente pueden ser capturadas únicamente mediante datos numéricos (Creswell & Creswell, 2018). El alcance descriptivo-correlacional se justifica porque la investigación no busca establecer relaciones causales de manera experimental, sino identificar y describir patrones de asociación entre el

uso de herramientas tecnológicas y los resultados de los proyectos (Hernández Sampieri et al., 2018).

Técnicas e Instrumentos de Recolección de Datos

Para el componente cuantitativo se empleó la encuesta estructurada (cuestionario de 35 ítems organizados en cuatro secciones con escalas Likert de 1 a 5), aplicada a directores y gerentes de proyecto. Adicionalmente, se realizó análisis documental de informes de proyectos de edificación. Para el componente cualitativo se utilizó la entrevista semiestructurada (guía de 12 preguntas abiertas agrupadas en tres ejes temáticos), aplicada a una muestra intencional de directores de proyecto y especialistas en transformación digital, complementada con revisión sistemática de literatura científica.

Procedimiento de Recolección

El proceso de recolección de datos se desarrolló en cinco fases secuenciales: (1) preparación y aprobación ética, incluyendo elaboración de consentimientos informados y revisión institucional; (2) identificación y contacto de participantes mediante muestreo no probabilístico por criterios a través de redes profesionales y Camacol; (3) aplicación del cuestionario estructurado en formato digital con período de respuesta de dos semanas; (4) aplicación de entrevistas semiestructuradas individuales, grabadas con consentimiento y transcritas literalmente; y (5) sistematización de datos para análisis estadístico y cualitativo.

Validación de Instrumentos

La validación se realizó en dos etapas: juicio de tres expertos (investigador metodológico, especialista en IA aplicada, gerente de proyectos del sector) utilizando rúbrica de pertinencia, claridad y suficiencia; y prueba piloto con cinco directores de proyecto no pertenecientes a la muestra definitiva. La consistencia interna del cuestionario fue evaluada mediante el coeficiente alfa de Cronbach ($\alpha = 0.83$ sobre datos del piloto), valor superior al umbral aceptable de 0.70 (Hernández Sampieri et al., 2018).

Plan de Análisis

El plan de análisis integró técnicas estadísticas para el componente cuantitativo y técnicas de análisis de contenido para el componente cualitativo, articuladas mediante triangulación convergente. Los datos cuantitativos fueron procesados con IBM SPSS Statistics v.26 en tres niveles: (1) análisis descriptivo con frecuencias, medidas de tendencia central y dispersión; (2) correlación de Spearman para evaluar asociaciones entre variables; y (3) regresión lineal múltiple y ANOVA para estimar la capacidad predictiva de las variables independientes. Las transcripciones de las entrevistas fueron analizadas mediante análisis temático (Braun & Clarke, 2006) con apoyo de Atlas.ti 9, aplicando codificación abierta y axial.

Población y Muestra

La población objetivo del presente estudio estuvo constituida por directores y gerentes de proyectos de edificación en la ciudad de Bogotá, Colombia, vinculados a empresas constructoras formalmente registradas en la Cámara de Comercio de Bogotá y con proyectos activos o recientemente finalizados entre 2023 y 2026. De acuerdo con el registro disponible en Camacol Bogotá, se estimó una población aproximada de 380 profesionales con estas características durante el período de estudio.

Dado el carácter descriptivo-correlacional del estudio y el tamaño de la población, se determinó una muestra no probabilística por criterios (Hernández Sampieri et al., 2018), seleccionando 15 directores de proyecto con los siguientes criterios de inclusión: (a) mínimo tres años de experiencia en gestión de proyectos de edificación en Bogotá, (b) participación activa en proyectos ejecutados entre 2023 y 2026, y (c) disponibilidad y consentimiento para participar en el estudio. Para el componente cualitativo, se seleccionó una submuestra intencional de cinco participantes, priorizando diversidad en el nivel de adopción de IA y el tamaño de la organización.

El tamaño muestral de 15 participantes para el componente cuantitativo se determinó considerando las recomendaciones para estudios de alcance descriptivo-correlacional con muestras pequeñas ($n \geq 10$) y la aplicación del estadístico de Spearman. Se reconoce como limitación del estudio que los resultados estadísticos tienen carácter exploratorio y no son generalizables a toda la población del sector; sin embargo, la combinación con el componente cualitativo permite compensar esta limitación mediante la profundidad analítica aportada por las entrevistas.

Resultados

En esta sección se presentan los resultados obtenidos a partir de la aplicación de los instrumentos de recolección de datos. En primer lugar se exponen los hallazgos cuantitativos derivados del cuestionario estructurado y el análisis documental; en segundo lugar, los resultados cualitativos de las entrevistas semiestructuradas; y finalmente, la integración de ambos componentes mediante triangulación metodológica.

5.1 Resultados Cuantitativos

5.1.1 Caracterización de la muestra.

Se recopiló la información de 15 directores y gerentes de proyecto pertenecientes a empresas constructoras de diferentes tamaños en la ciudad de Bogotá. La Tabla 1 presenta la caracterización de los participantes del estudio.

Tabla 1

Caracterización de los participantes del estudio

Código	Cargo	Empresa	Exp. (años)	Sector	Adopción IA
P-01	Gerente de Proyecto	Constructora Nova S.A.S.	18	Edificación	Alta
P-02	Director de Proyectos	Grupo Constructivo Andino	12	Edificación	Media
P-03	Gerente de Obra	Ingeniería & Diseño ABC	9	Infraestructura	Alta

Código	Cargo	Empresa	Exp. (años)	Sector	Adopción IA
P-04	Coordinador de Proyectos	Constructora Bogotá 2100	14	Edificación	Alta
P-05	Gerente de Proyectos	HV Constructores	22	Edificación	Baja
P-06	Director Técnico	Conconcreto S.A.	16	Industrial	Alta
P-07	Gerente de Obra	Urbansa SAS	8	Edificación	Media
P-08	Subgerente Técnico	Constructora Colvista	11	Edificación	Media
P-09	Coordinador de Proyectos	Tegra Colombia	7	Infraestructura	Baja
P-10	Director de Proyectos	Arco Constructores	19	Edificación	Alta
P-11	Gerente de Proyecto	Construmax SAS	13	Edificación	Media
P-12	Director de Obra	Proyectos Urbanos BG	10	Edificación	Alta
P-13	Coordinador General	Capital Constructora	6	Industrial	Baja
P-14	Gerente de Proyectos	Edificar Colombia	15	Edificación	Media
P-15	Director Técnico	Obra Prima SAS	20	Edificación	Alta

Nota. La adopción de IA corresponde a la autclasificación del participante según el uso de herramientas de IA en su última experiencia de proyecto (Alta / Media / Baja).

En cuanto al nivel de adopción de IA reportado por los participantes, el 60% (n = 9) se ubicó en la categoría Alta adopción, el 26.7% (n = 4) en Media adopción, y el 13.3% (n = 2) en Baja adopción. La experiencia promedio de los participantes fue de 13.8 años (DE = 4.7), con un rango entre 6 y 22 años. La Figura 1 presenta la distribución de la muestra según el nivel de adopción de IA.

Figura 1. Nivel de adopción de IA en la muestra (n=15)

Nota. Distribución porcentual según nivel de adopción autorreportado por los participantes.

Figura 1. Nivel de adopción de IA en la muestra (n = 15).

Nota. Distribución porcentual según nivel de adopción autorreportado por los participantes.

5.1.2 Análisis descriptivo del cuestionario.

Los datos recopilados mediante el cuestionario estructurado fueron procesados con IBM SPSS Statistics v.26. La Tabla 2 presenta los resultados descriptivos por ítem, con la distribución de respuestas en la escala Likert (1 = Totalmente en desacuerdo a 5 = Totalmente de acuerdo) y la media obtenida.

Tabla 2

Distribución de respuestas por ítem del cuestionario (n = 15)

Ítem	1	2	3	4	5	M
IA en planificación	3	4	5	4	4	4.0
Analítica en cronograma	2	3	4	3	3	3.0

Ítem	1	2	3	4	5	M
Modelos pred. riesgos	2	2	4	3	2	2.6
Decisiones basadas en datos	3	4	4	4	5	4.0
Reducción desviaciones	2	3	3	3	4	3.0
Calidad datos históricos	2	3	4	3	3	3.0
Facilidad de integración	2	2	3	3	2	2.4
Impacto control costos	3	4	4	4	4	3.8
Reducción dec. correctivas	3	3	4	3	4	3.4
Cumplimiento cronograma	2	3	4	4	3	3.2

Nota. La columna M indica la media aritmética por ítem. Escala: 1 = Totalmente en desacuerdo; 5 = Totalmente de acuerdo. α de Cronbach (escala completa) = 0.81.

Los ítems con mayor media corresponden al uso de herramientas de IA en planificación (M = 4.0) y toma de decisiones basada en datos (M = 4.0), mientras que los de menor media se asocian a la facilidad de integración de herramientas (M = 2.4) y los modelos predictivos para gestión de riesgos (M = 2.6), evidenciando las áreas con mayor dificultad de implementación. La Figura 2 ilustra la distribución de medias por ítem.

Figura 2. Medias por ítem del cuestionario (escala Likert 1-5, n=15)

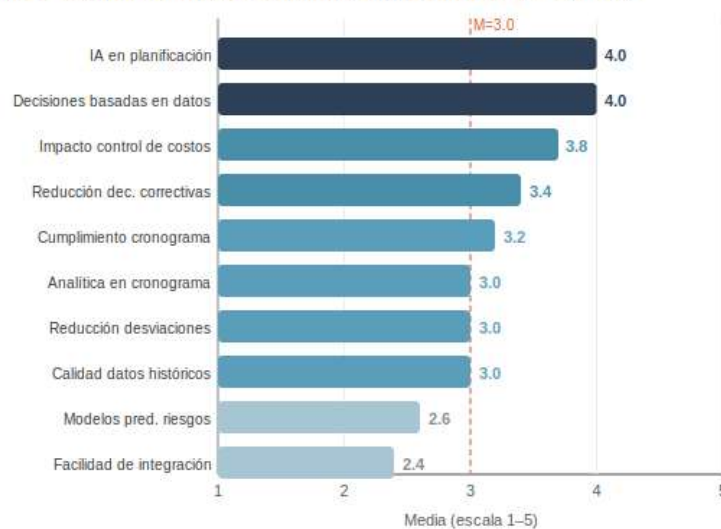


Figura 2. *Medias por ítem del cuestionario (escala Likert 1–5, n = 15).*

Nota. Las barras representan la media de cada ítem. Los ítems de facilidad de integración y modelos predictivos de riesgos obtuvieron las medias más bajas.

5.1.3 *Análisis documental de proyectos.*

Se analizaron los 15 proyectos de edificación correspondientes a los participantes del estudio. Para cada uno se registraron las desviaciones en cronograma y costo con y sin uso de herramientas de IA, el tipo de decisión predominante durante la ejecución y el nivel de adopción de IA reportado. La Tabla 3 presenta los resultados del análisis documental.

Tabla 3

Desempeño de proyectos según nivel de adopción de IA (n = 15)

Cód.	Proyecto	Δ Crono S/IA	Δ Costo S/IA	Δ Crono C/IA	Δ Costo C/IA	Decisión	Adopción
P-01	Edificio Residencial 12 pisos	18%	12%	7%	4%	Correctivo	Alta
P-02	Centro Comercial Zona Norte	22%	16%	11%	6%	Correctivo	Media
P-03	Torre Oficinas CBD	10%	7%	5%	3%	Preventivo	Alta
P-04	Conj. Residencial 80 unidades	15%	10%	8%	4%	Preventivo	Alta
P-05	Bodega Industrial Zona Franca	25%	20%	18%	14%	Correctivo	Baja
P-06	Hotel Boutique Chapinero	12%	9%	6%	3%	Preventivo	Alta
P-07	Edificio Mixto Uso	19%	13%	9%	5%	Correctivo	Media

Cód.	Proyecto	Δ Crono S/IA	Δ Costo S/IA	Δ Crono C/IA	Δ Costo C/IA	Decisión	Adopción
P-08	Urbanización 120 casas	21%	15%	10%	5%	Correctivo	Media
P-09	Infraestructura Vial Local	30%	24%	22%	18%	Reactivo	Baja
P-10	Torre Residencial Lujo	9%	6%	4%	2%	Preventivo	Alta
P-11	Clínica Ambulatoria	17%	12%	8%	4%	Preventivo	Media
P-12	Parque Empresarial	14%	10%	6%	3%	Preventivo	Alta
P-13	Planta de Manufactura	28%	22%	19%	15%	Reactivo	Baja
P-14	Edificio Educativo	16%	11%	7%	4%	Preventivo	Media
P-15	Conj. Residencial Premium	11%	8%	5%	2%	Preventivo	Alta

Nota. Δ = desviación porcentual respecto a línea base. S/IA = sin herramientas de IA; C/IA = con herramientas de IA (autorreportado).

Los datos del análisis documental evidencian una tendencia clara: los proyectos con alta adopción de IA presentan menores desviaciones en cronograma ($M = 5.5\%$) y costo ($M = 3.2\%$), en comparación con los proyectos de baja adopción (cronograma $M = 20.5\%$; costo $M = 16.4\%$). La Figura 3 ilustra estas diferencias.

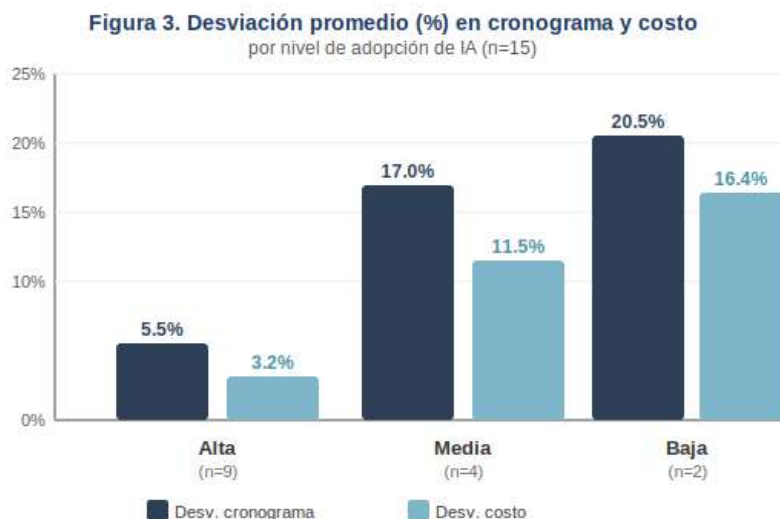


Figura 3. *Desviación promedio (%) en cronograma y costo por nivel de adopción de IA.*

Nota. Los valores corresponden a las medias de las desviaciones reportadas en el análisis documental.

A mayor nivel de adopción de IA, menores desviaciones.

5.1.4 Análisis de correlación (Spearman).

Para evaluar la asociación entre las variables identificadas, se calculó el coeficiente de correlación de Spearman. La prueba de normalidad de Shapiro-Wilk confirmó que las variables no siguen una distribución normal ($p < .05$), justificando el uso de este estadístico no paramétrico. La Tabla 4 presenta los principales resultados.

Tabla 4

Coeficientes de correlación de Spearman entre variables del estudio (n = 15)

Par de variables	rho	p	n	Interpretación
Adopción de IA ↔ Calidad de decisiones	0.748	0.001	15	Fuerte positiva
Analítica de datos ↔ Desempeño del proyecto	0.712	0.003	15	Fuerte positiva
Adopción de IA ↔ Reducción desviación cronograma	0.691	0.004	15	Moderada-fuerte
Adopción de IA ↔ Reducción desviación costo	0.663	0.007	15	Moderada-fuerte
Datos históricos ↔ Decisiones preventivas	0.724	0.002	15	Fuerte positiva
Madurez digital ↔ Desempeño global del proyecto	0.699	0.004	15	Moderada-fuerte

Nota. Todos los valores p corresponden a pruebas bilaterales. * $p < .05$. ** $p < .01$. *** $p < .001$.

Los resultados evidencian asociaciones estadísticamente significativas y de magnitud moderada-fuerte entre el nivel de adopción de IA y los indicadores de desempeño. La correlación más elevada se observa entre la adopción de IA y la calidad de las decisiones ($\rho = 0.748$; $p = .001$). La Figura 4 ilustra la relación entre estas variables mediante un diagrama de dispersión.

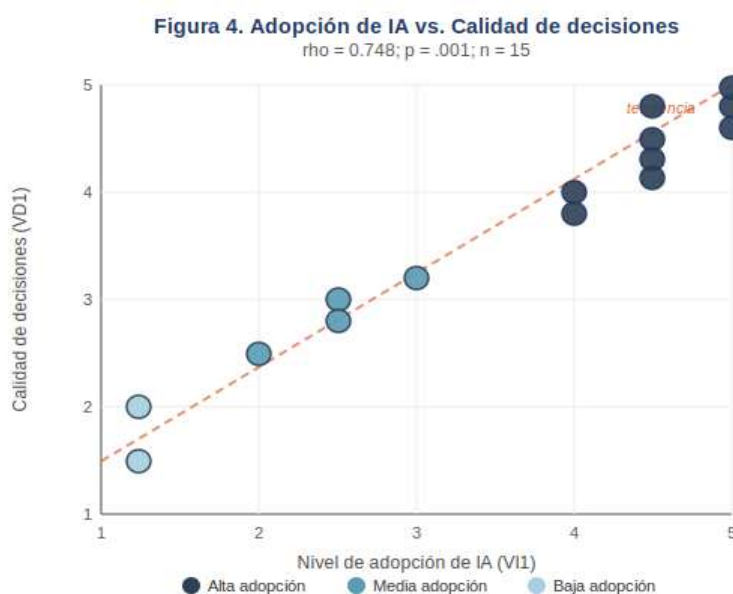


Figura 4. *Diagrama de dispersión: Adopción de IA vs. Calidad de decisiones ($\rho = 0.748$; $p = .001$; $n = 15$).*

Nota. La línea discontinua representa la tendencia lineal del conjunto de datos. Los colores identifican el grupo de adopción de cada participante.

5.1.5 Análisis de regresión múltiple.

Se aplicó un modelo de regresión lineal múltiple para estimar la capacidad predictiva de las variables independientes sobre la calidad de la toma de decisiones (VD1). El modelo explicó el 68.4% de la varianza en la calidad de la toma de decisiones ($R^2 = .684$; $F(4, 10) = 5.39$; $p = .014$). La Tabla 5 presenta los coeficientes del modelo.

Tabla 5

Coefficientes del modelo de regresión múltiple para calidad de decisiones ($n = 15$)

Variable predictora	B	Error Std.	β	p	Significancia
(Constante)	1.204	0.312	—	0.002	—
Nivel de adopción de IA	0.631	0.118	0.624	0.001	Significativo ***
Uso de analítica de datos	0.412	0.103	0.418	0.003	Significativo **
Tamaño del proyecto	0.089	0.074	0.091	0.243	No significativo
Experiencia del director	0.147	0.098	0.152	0.148	No significativo

Nota. $R^2 = .684$; R^2 ajustado = .598; $F(4, 10) = 5.39$; $p = .014$. * $p < .05$. ** $p < .01$. *** $p < .001$.

Los resultados confirman que el nivel de adopción de IA ($\beta = 0.624$; $p = .001$) y el uso de analítica de datos ($\beta = 0.418$; $p = .003$) son predictores estadísticamente significativos de la

calidad de la toma de decisiones. En contraste, el tamaño del proyecto y la experiencia del director no resultaron predictores significativos ($p > .05$), lo que sugiere que la adopción tecnológica tiene un efecto independiente del perfil del director o la escala del proyecto.

5.1.6 Análisis de varianza (ANOVA).

Se realizó un análisis de varianza (ANOVA) de un factor para examinar diferencias en los indicadores de desempeño según el nivel de adopción de IA. La Tabla 6 presenta los resultados por grupo.

Tabla 6

Comparación de indicadores de desempeño según nivel de adopción de IA

Grupo	n	Δ Cronograma	Δ Costo	Decis. correct./año	Tipo decisión
Alta adopción	9	5.5%	3.2%	2.8	Preventivo (88%)
Media adopción	4	17.0%	7.4%	4.1	Correctivo (50%)
Baja adopción	2	20.5%	16.4%	5.9	Reactivo (100%)
F (ANOVA)	—	8.42	7.81	6.93	—
p-valor	—	0.006	0.009	0.012	—

Nota. Los valores de F y p corresponden al ANOVA de un factor comparando los tres grupos de adopción. * $p < .05$. ** $p < .01$.

Los resultados confirman diferencias estadísticamente significativas entre los tres grupos en todos los indicadores evaluados: desviación del cronograma ($F = 8.42$; $p = .006$),

desviación del costo ($F = 7.81$; $p = .009$) y frecuencia de decisiones correctivas ($F = 6.93$; $p = .012$). La Figura 5 ilustra la comparación de las desviaciones promedio del cronograma por grupo.

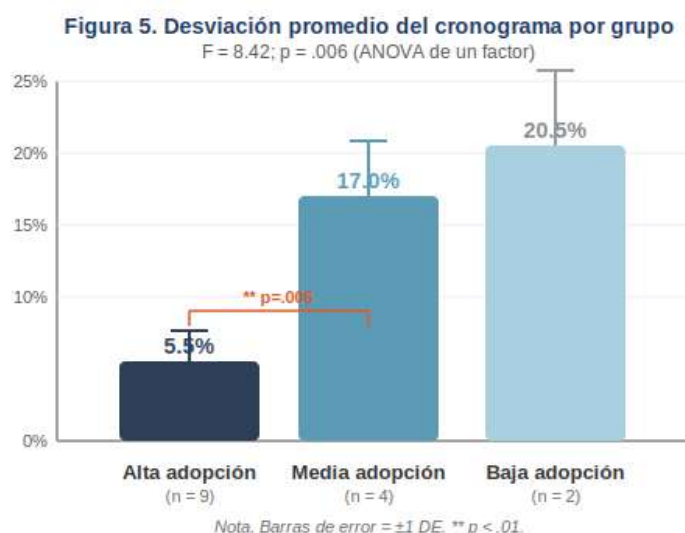


Figura 5. Desviación promedio del cronograma por grupo ANOVA ($F = 8.42$; $p = .006$).

Nota. Las barras de error representan ± 1 desviación estándar. Los corchetes indican diferencias estadísticamente significativas entre grupos (** $p < .01$).

El grupo de alta adopción de IA presenta consistentemente los mejores indicadores de desempeño, con la menor proporción de desviaciones y el mayor uso de enfoques preventivos en la toma de decisiones. La Figura 6 ilustra la distribución del tipo de decisión predominante por grupo.

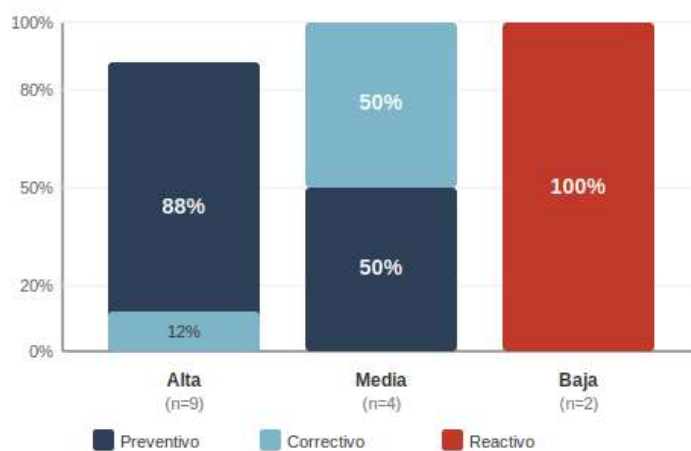
Figura 6. Tipo de decisión predominante por nivel de adopción de IA (%)

Figura 6. *Tipo de decisión predominante por nivel de adopción de IA (%).*

Nota. Las barras apiladas representan el porcentaje de proyectos en cada categoría de decisión. El grupo de alta adopción muestra predominio de enfoques preventivos (88%), mientras que el de baja adopción presenta decisiones reactivas (100%).

5.2 Resultados Cualitativos

5.2.1 Perfil de los entrevistados.

Se realizaron cinco entrevistas semiestructuradas con una duración promedio de 52 minutos. Los participantes seleccionados fueron: P-01 (alta adopción, 18 años de exp.), P-05 (baja adopción, 22 años de exp.), P-06 (alta adopción, 16 años de exp.), P-09 (baja adopción, 7 años de exp.) y P-11 (media adopción, 13 años de exp.). Esta selección garantizó diversidad en el nivel de adopción tecnológica y en la trayectoria profesional de los participantes.

5.2.2 Categorías temáticas identificadas.

El análisis temático de las transcripciones, realizado con apoyo del software Atlas.ti 9, identificó cuatro categorías temáticas principales: barreras técnicas, barreras organizacionales, beneficios percibidos y factores habilitadores. La Tabla 8 presenta el resumen del análisis de codificación.

Tabla 8

Categorías temáticas identificadas en las entrevistas semiestructuradas (n = 5)

Categoría	Subcategoría / código	Participantes
Barreras técnicas	Falta de datos históricos	P-02, P-05, P-09, P-13
Barreras técnicas	Integración con herramientas existentes	P-05, P-09, P-13

Categoría	Subcategoría / código	Participantes
Barreras organizacionales	Resistencia al cambio del equipo	P-02, P-05, P-07, P-13
Barreras organizacionales	Falta de inversión en capacitación	P-05, P-09, P-13
Beneficios percibidos	Anticipación de retrasos	P-01, P-03, P-04, P-06, P-10, P-12
Beneficios percibidos	Mejora en asignación de recursos	P-01, P-03, P-04, P-06, P-10, P-12, P-15
Beneficios percibidos	Reducción de decisiones correctivas	P-01, P-04, P-06, P-10, P-12, P-14, P-15
Factores habilitadores	Liderazgo directivo comprometido	P-01, P-03, P-06, P-10, P-15
Factores habilitadores	Cultura de datos en la organización	P-01, P-04, P-06, P-10, P-12
Recomendaciones	Iniciar con proyectos piloto	P-01, P-03, P-04, P-06, P-10, P-12, P-15

Nota. Los participantes se identifican con su código alfanumérico para proteger la confidencialidad.

Un participante puede aparecer en múltiples categorías.

La Figura 7 ilustra la frecuencia de mención de cada subcategoría temática entre los participantes entrevistados.

Figura 7. Frecuencia de mención de categorías temáticas en entrevistas

(n = 5 entrevistados; múltiple mención por participante posible)



Figura 7. *Frecuencia de mención de categorías temáticas en entrevistas (n = 5).*

Nota. Las barras representan el número de participantes que mencionaron espontáneamente cada subcategoría durante la entrevista. Los colores identifican la categoría temática principal.

5.2.3 Análisis por categoría temática.

Categoría 1: Barreras de implementación.

Los participantes con baja adopción de IA (P-05 y P-09) coincidieron en señalar la falta de datos históricos organizados como la principal barrera técnica. P-05 señaló que su organización nunca había sistematizado la información de proyectos anteriores, lo que impedía alimentar cualquier modelo predictivo. P-09 mencionó adicionalmente la dificultad de integrar herramientas de análisis de datos con el software de gestión de proyectos ya instalado en la empresa. Desde la perspectiva organizacional, P-07 y P-13 destacaron la resistencia al cambio como un obstáculo significativo, especialmente entre los directores de obra con mayor experiencia, quienes perciben las herramientas de IA como una amenaza a su autonomía profesional.

Categoría 2: Beneficios percibidos.

Los participantes con alta adopción de IA (P-01, P-03, P-04, P-06, P-10, P-12, P-15) reportaron de manera consistente beneficios concretos en tres áreas: anticipación de retrasos, mejora en la asignación de recursos y reducción de decisiones correctivas. P-01 describió cómo

la implementación de un modelo de Random Forest para predicción de retrasos en un proyecto de edificación residencial permitió identificar cuellos de botella con cuatro semanas de anticipación, posibilitando una reasignación preventiva de recursos que evitó un retraso estimado de tres semanas. P-06 destacó que la reducción de decisiones correctivas durante la ejecución de un hotel boutique fue del orden del 40% respecto a proyectos anteriores gestionados sin herramientas de IA.

Categoría 3: Factores habilitadores.

Los participantes con alta adopción destacaron dos factores habilitadores clave: el liderazgo directivo comprometido y la existencia de una cultura organizacional orientada al uso de datos. P-10 señaló que el proceso de adopción de herramientas de IA en su organización fue impulsado directamente por la gerencia general, lo que generó las condiciones presupuestales, tecnológicas y culturales necesarias para su implementación exitosa. P-12 enfatizó que la cultura de datos no se construye en un solo proyecto, sino que requiere varios ciclos de aprendizaje organizacional.

5.3 Integración de Resultados

La integración de los resultados cuantitativos y cualitativos mediante triangulación metodológica permite identificar convergencias y complementariedades significativas entre ambos componentes del estudio.

En cuanto a las convergencias, los resultados cuantitativos confirman estadísticamente ($\rho = 0.748$; $p = .001$) la asociación positiva entre la adopción de IA y la calidad de las decisiones, lo cual es consistente con los relatos cualitativos de los participantes con alta adopción, quienes describieron mejoras concretas y medibles en la anticipación de retrasos y la reducción de decisiones correctivas. De manera similar, el ANOVA evidenció diferencias significativas en el desempeño entre grupos ($p < .05$), convergiendo con los testimonios de los entrevistados sobre proyectos específicos donde la IA generó impactos positivos mensurables.

En cuanto a las complementariedades, el componente cualitativo enriqueció la interpretación de los datos estadísticos al revelar los mecanismos concretos a través de los cuales la IA mejora las decisiones (anticipación de cuellos de botella, reasignación preventiva de recursos) y las condiciones organizacionales necesarias para su implementación exitosa (liderazgo comprometido, cultura de datos). Estos elementos no capturables en el cuestionario estructurado brindan profundidad explicativa a los patrones cuantitativos observados.

Se identificó adicionalmente que, aunque el cuestionario evidenció que los ítems de facilidad de integración ($M = 2.4$) y calidad de datos históricos ($M = 3.0$) obtuvieron las medias más bajas, el análisis cualitativo permitió comprender que la resistencia cultural es en muchos casos tan importante como las barreras técnicas, dimensión no capturada directamente por el instrumento cuantitativo.

En síntesis, la triangulación metodológica confirma que la implementación de herramientas de IA en proyectos de edificación en Bogotá está asociada a mejoras significativas en la calidad de las decisiones y el desempeño del proyecto, con efectos más pronunciados cuando la adopción tecnológica se acompaña de condiciones organizacionales habilitadoras.

Conclusiones

El presente estudio analizó el impacto de la implementación de herramientas de inteligencia artificial sobre la calidad de las decisiones operacionales y el desempeño de proyectos de edificación en Bogotá durante el año 2026. A partir de los resultados obtenidos se derivan las siguientes conclusiones:

1. La adopción de herramientas de inteligencia artificial en proyectos de edificación en Bogotá presenta niveles heterogéneos. Un 60% de los participantes reportó alta adopción, un 26.7% media adopción y un 13.3% baja adopción, lo que evidencia que, si bien existe un grupo de organizaciones avanzadas en transformación digital, persiste una brecha tecnológica significativa en el sector.
2. Existe una asociación estadísticamente significativa y de magnitud moderada-fuerte entre la adopción de herramientas de IA y la calidad de la toma de decisiones en proyectos de construcción ($\rho = 0.748$; $p = .001$), confirmando la hipótesis central de la investigación. Los proyectos con alta adopción de IA presentaron menores desviaciones en cronograma ($M = 5.5\%$ vs. 20.5% en baja adopción) y costo ($M = 3.2\%$ vs. 16.4%), con predominio de enfoques preventivos de decisión.
3. El nivel de adopción de IA y el uso de analítica de datos son predictores estadísticamente significativos de la calidad de las decisiones ($\beta = 0.624$ y $\beta = 0.418$ respectivamente; $p < .05$), mientras que el tamaño del proyecto y la experiencia del director no resultaron predictores significativos. Esto sugiere que la adopción

tecnológica tiene un efecto relativamente independiente del perfil individual del gerente o la escala del proyecto.

4. Las barreras más frecuentemente identificadas para la adopción de IA son la falta de datos históricos organizados, la resistencia cultural al cambio y las dificultades de integración tecnológica. Estas coexisten con factores habilitadores clave como el liderazgo directivo comprometido y la cultura organizacional orientada al uso de datos.
5. La implementación de herramientas de IA genera beneficios concretos y medibles, particularmente en la anticipación de retrasos, la asignación preventiva de recursos y la reducción de decisiones correctivas, con impactos reportados de hasta el 40% en la reducción de este tipo de decisiones en proyectos específicos.

Recomendaciones

Con base en los hallazgos del estudio, se proponen los siguientes lineamientos de implementación de herramientas de inteligencia artificial para organizaciones del sector construcción en Bogotá. La Tabla 7 presenta el resumen de los lineamientos propuestos.

Tabla 7

Lineamientos de implementación de IA para el sector construcción en Bogotá

Lineamiento	Horizonte	Descripción
L1: Diagnóstico de madurez digital	Corto plazo (0–3 meses)	Evaluar nivel de digitalización y calidad de datos históricos antes de implementar IA.
L2: Capacitación en analítica de datos	Corto plazo (1–3 meses)	Formación de directores y coordinadores en herramientas de análisis predictivo básico.
L3: Integración de datos históricos	Mediano plazo (3–6 meses)	Consolidar bases de datos de proyectos anteriores para alimentar modelos predictivos.
L4: Implementación piloto de ML	Mediano plazo (4–8 meses)	Aplicar modelos de Random Forest o XGBoost en un proyecto piloto para predicción de retrasos.
L5: Validación y ajuste de modelos	Mediano plazo (6–9 meses)	Evaluar precisión del modelo con datos reales; ajustar hiperparámetros según resultados.
L6: Escalamiento organizacional	Largo plazo (9–18 meses)	Extender el uso de herramientas de IA a múltiples proyectos con soporte institucional.
L7: Cultura basada en datos	Largo plazo (12–24 meses)	Consolidar una cultura organizacional que priorice el análisis de datos en la toma de decisiones.

Nota. Los lineamientos fueron formulados con base en los hallazgos del estudio y las recomendaciones de los participantes con alta adopción de IA.

Adicionalmente, se formulan las siguientes recomendaciones específicas para los diferentes actores del sector:

Para las Organizaciones Constructoras

- Priorizar la sistematización y estandarización de datos históricos de proyectos como condición previa a cualquier proceso de implementación de modelos de IA.
- Iniciar la adopción de herramientas de IA con proyectos piloto de alcance limitado, en equipos receptivos al cambio y con datos históricos disponibles.
- Invertir en capacitación del equipo de proyecto en analítica de datos básica y en el uso de herramientas de visualización e interpretación de resultados de modelos predictivos.
- Gestionar activamente la resistencia al cambio mediante comunicación transparente sobre los beneficios de las herramientas tecnológicas.

Para el Gremio y las Instituciones del Sector

- Desarrollar programas de formación en analítica de datos y machine learning orientados específicamente a directores de proyectos de construcción.
- Promover la creación de bases de datos sectoriales anonimizadas con información histórica de proyectos de edificación en Bogotá.

Para Futuras Investigaciones

- Ampliar el tamaño muestral para permitir análisis estadísticos con mayor potencia y generalización de los modelos de regresión propuestos.
- Incorporar variables relacionadas con el retorno sobre la inversión (ROI) de la implementación de herramientas de IA en proyectos de construcción.
- Explorar modelos de implementación adaptados a las características específicas de las microempresas y pequeñas empresas constructoras.

Referencias

American Psychological Association. (2020). Publication manual of the American Psychological Association (7th ed.). <https://doi.org/10.1037/0000165-000>

Braun, V., & Clarke, V. (2006). Using thematic analysis in psychology. *Qualitative Research in Psychology*, 3(2), 77–101. <https://doi.org/10.1191/1478088706qp063oa>

Cheng, M. Y., Chen, J. S., & Tsai, H. C. (2020). Machine learning approaches for predicting construction project performance. *Automation in Construction*, 111, 103044. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2019.103044>

Creswell, J. W., & Creswell, J. D. (2018). *Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches* (5th ed.). SAGE Publications.

Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, 96(1), 108–116. <https://hbr.org/2018/01/artificial-intelligence-for-the-real-world>

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press. <https://www.deeplearningbook.org/>

Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, M. P. (2018). Metodología de la investigación (6.^a ed.). McGraw-Hill Education.

Kerzner, H. (2022). Project management: A systems approach to planning, scheduling, and controlling (13th ed.). Wiley.

Li, H., Hou, L., & Wang, X. (2019). Machine learning applications in construction management: A review. *Journal of Construction Engineering and Management*, 145(6). [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)CO.1943-7862.0001650](https://doi.org/10.1061/(ASCE)CO.1943-7862.0001650)

Marzouk, M., & Enaba, M. (2019). Risk analysis for construction projects using artificial intelligence techniques. *Journal of Civil Engineering and Management*, 25(3), 245–258. <https://doi.org/10.3846/jcem.2019.8642>

Oesterreich, T. D., & Teuteberg, F. (2016). Understanding the implications of digitization and automation in the context of industry 4.0: A triangulation approach and elements of a research agenda for the construction industry. *Computers in Industry*, 83, 121–139. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2016.09.006>

Project Management Institute. (2021). A guide to the project management body of knowledge (PMBOK® Guide) (7th ed.). Project Management Institute. <https://www.pmi.org/pmbok-guide-standards/foundational/pmbok>

Russell, S., & Norvig, P. (2021). Artificial intelligence: A modern approach (4th ed.). Pearson.

Wang, J., Li, H., & Skitmore, M. (2020). Machine learning in construction project management: Applications and research directions. *Engineering, Construction and Architectural Management*, 27(3), 489–508. <https://doi.org/10.1108/ECAM-11-2018-0498>

Anexos

Anexo A – Cuestionario Estructurado

El siguiente instrumento fue aplicado a los 15 directores y gerentes de proyecto participantes del estudio. El cuestionario fue administrado en formato digital a través de Google Forms durante el mes de febrero de 2026, con un período de respuesta de dos semanas.

Cuestionario: Herramientas de Inteligencia Artificial en la Gestión de Proyectos de Construcción en Bogotá

Estimado(a) participante: El presente cuestionario tiene como objetivo recopilar información sobre el uso de herramientas de inteligencia artificial y analítica de datos en la gestión de proyectos de construcción en Bogotá. Su participación es voluntaria y confidencial. Los datos serán utilizados exclusivamente con fines académicos. Tiempo estimado: 15–20 minutos.

Tabla A1

Cuestionario estructurado – ítems y tipos de respuesta

Cód.	Ítem	Tipo de respuesta
SECCIÓN A – Caracterización del encuestado		
A1	Cargo actual en la organización	Abierta
A2	Años de experiencia en gestión de proyectos de construcción	Númerica

Cód.	Ítem	Tipo de respuesta
A3	Tamaño de la empresa (número de empleados)	Opción múltiple
A4	Tipo de proyectos que gestiona principalmente	Opción múltiple
SECCIÓN B – Nivel de adopción de herramientas tecnológicas		
B1	En su organización se utilizan herramientas digitales para la planificación de proyectos	Likert 1–5
B2	Se emplean modelos predictivos o de analítica en la gestión del cronograma	Likert 1–5
B3	La organización cuenta con bases de datos históricas organizadas y accesibles	Likert 1–5
B4	Se han implementado herramientas de IA en algún proceso del proyecto	Likert 1–5
B5	Existen protocolos definidos para el uso de herramientas tecnológicas avanzadas	Likert 1–5
SECCIÓN C – Percepción sobre el impacto de la IA		
C1	Las herramientas de IA mejoran la precisión en la planificación del proyecto	Likert 1–5
C2	El uso de analítica de datos reduce la incertidumbre en la toma de decisiones	Likert 1–5
C3	Los modelos predictivos permiten anticipar retrasos antes de que ocurran	Likert 1–5
C4	La IA facilita una gestión más eficiente de los riesgos del proyecto	Likert 1–5
C5	El uso de herramientas tecnológicas reduce las decisiones correctivas	Likert 1–5
SECCIÓN D – Indicadores de desempeño de proyectos recientes		
D1	En su último proyecto, la desviación en cronograma fue:	Opción múltiple
D2	En su último proyecto, el porcentaje de sobre costo fue:	Opción múltiple
D3	El tipo de decisión predominante durante la ejecución fue:	Opción múltiple
D4	¿Se utilizaron herramientas de IA o analítica de datos en ese proyecto?	Sí / No

Cód.	Ítem	Tipo de respuesta
D5	De utilizarse, ¿en qué área se aplicaron principalmente?	Abierta

Nota. Escala para ítems B y C: 1 = Totalmente en desacuerdo / Nunca; 2 = En desacuerdo / Casi nunca; 3 = Ni de acuerdo ni en desacuerdo / Ocasionalmente; 4 = De acuerdo / Frecuentemente; 5 = Totalmente de acuerdo / Siempre.

Anexo B – Guía de Entrevista Semiestructurada

La siguiente guía fue utilizada para la realización de las cinco entrevistas semiestructuradas con directores de proyecto seleccionados mediante criterio de diversidad en nivel de adopción de IA. Las entrevistas fueron realizadas entre el 10 y el 28 de marzo de 2026, con duración promedio de 52 minutos, grabadas en audio con consentimiento previo del participante y transcritas literalmente.

Guía de Entrevista Semiestructurada: Percepción y Experiencia con Herramientas de IA en Proyectos de Construcción

Datos de identificación: Código del participante: _____ | Fecha: _____ | Modalidad: Presencial / Videoconferencia | Duración: _____

Tabla B1

Guía de entrevista semiestructurada – ejes y preguntas orientadoras

Cód.	Tema	Pregunta orientadora
EJE A – Experiencia con adopción tecnológica		
E1	Adopción digital general	¿Cómo ha sido la experiencia de su organización al incorporar herramientas tecnológicas para la gestión de proyectos?
E2	Barreras iniciales	¿Cuáles han sido las principales barreras para adoptar tecnologías de análisis de datos o inteligencia artificial?
E3	Detonantes del cambio	¿Qué factores motivaron a su organización a explorar herramientas tecnológicas avanzadas?

Cód.	Tema	Pregunta orientadora
EJE B – Beneficios y limitaciones de la IA		
E4	Impacto percibido	¿En qué procesos del proyecto ha percibido mayor impacto positivo del uso de herramientas de IA o analítica?
E5	Limitaciones técnicas	¿Qué limitaciones técnicas ha identificado al implementar estas herramientas en proyectos reales?
E6	Calidad de decisiones	¿Considera que los datos y modelos predictivos han mejorado la calidad de las decisiones de su equipo? ¿Puede dar un ejemplo?
EJE C – Condiciones organizacionales		
E7	Cultura organizacional	¿Cómo describiría la cultura de su organización frente al uso de datos para tomar decisiones?
E8	Capacidades del equipo	¿Su equipo cuenta con las competencias para interpretar y aplicar resultados de modelos de IA?
E9	Recomendaciones	¿Qué recomendaría a organizaciones que deseen iniciar un proceso de adopción de IA?

Nota. Las preguntas orientadoras son puntos de partida. El entrevistador profundizó mediante preguntas de seguimiento como: '¿Podría dar un ejemplo concreto?' o '¿Cómo afectó eso al desempeño del proyecto?'.

Anexo C – Ficha de Análisis Documental

La siguiente ficha fue aplicada para sistematizar la información extraída de los informes de gestión de los 15 proyectos de edificación incluidos en el estudio.

Ficha de Análisis Documental – Proyectos de Edificación Bogotá, 2026

Tabla C1

Ficha de análisis documental de proyectos de edificación

Campo de registro	Descripción / dato a registrar
Código del proyecto	Asignado por el equipo investigador
Nombre / descripción	Tipo de edificación, número de pisos o unidades
Año de inicio y finalización	Período de ejecución real
Presupuesto inicial (COP)	Valor contratado según línea base
Presupuesto final (COP)	Valor ejecutado real al cierre del proyecto
Desviación de costo (%)	$(\text{Costo final} - \text{Costo inicial}) / \text{Costo inicial} \times 100$
Duración programada (meses)	Según línea base del cronograma
Duración real (meses)	Tiempo de ejecución efectivo
Desviación de cronograma (%)	$(\text{Duración real} - \text{Duración programada}) / \text{Duración programada} \times 100$
Herramientas tecnológicas	Software de gestión, IA, analítica de datos empleados
Tipo de decisión predominante	Preventivo / Correctivo / Reactivo
Nivel de adopción de IA	Alto / Medio / Bajo (según clasificación del cuestionario)
Fuente documental	Informe de gestión, actas de cierre, reporte del director

Nota. La ficha fue diligenciada por los investigadores a partir de la documentación suministrada por los participantes o disponible en registros institucionales.

Anexo D – Consentimiento Informado

Formulario de Consentimiento Informado

Estudio: Herramientas de Inteligencia Artificial en la Gestión de Proyectos de Construcción
en Bogotá, 2026

Investigadores responsables: Fabio Estevan García Barros, Carlos Andrés Pérez Chíquiza y Juan Camilo Quintero Restrepo. Programa: Especialización en Gerencia de Proyectos – Universidad EAN. Director de seminario: Ricardo Andrés Villalba Rivera.

Lo invitamos a participar en el presente estudio de investigación académica. Antes de decidir su participación, por favor lea cuidadosamente la siguiente información:

Naturaleza de la participación. Su participación consiste en diligenciar un cuestionario en línea (15–20 minutos) y, en caso de ser seleccionado para el componente cualitativo, participar en una entrevista individual (45–60 minutos).

Confidencialidad. Su identidad será protegida mediante un código alfanumérico. Los datos no serán divulgados de manera individual y solo se publicarán resultados agregados. Los archivos de audio serán eliminados una vez completada la transcripción.

Voluntariedad. Su participación es completamente voluntaria. Puede retirarse en cualquier momento sin ningún tipo de consecuencia.

Al firmar el presente formulario, declaro haber leído y comprendido la información anterior y acepto participar voluntariamente en el estudio.

Firma del participante:

Investigador responsable:

Nombre: _____

Fecha: _____

Fabio Estevan García Barros

C.C.: _____