



Propuesta de un modelo de transformación digital basado en niveles de madurez en inteligencia artificial para empresas con proyectos de transición energética en el Caribe colombiano, 2025.

TESIS DOCTORAL

que, para obtener el Grado de Ph.D.

DOCTOR EN DIRECCIÓN DE PROYECTOS

PRESENTA

Carolina Herrera Solera

ASESOR

Julio Cesar Osorio Mendoza

México, 2026

La presente Tesis Doctoral debe ser citada como:

Herrera Solera, Carolina (2026). *Propuesta de un modelo de transformación digital basado en niveles de madurez en inteligencia artificial para empresas con proyectos de transición energética en el Caribe colombiano, 2025*. [Tesis de Doctorado de la Universidad de Investigación e Innovación de México - UIIX]



Esta obra está bajo una [Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-SinDerivar 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/)

Se permite la reproducción total o parcial y la comunicación pública de la obra con reconocimiento de la autoría y mención de la Universidad de Investigación e Innovación de México - UIIX.

No se permite el uso comercial ni la creación de obras derivadas.

Resumen.

La incorporación de inteligencia artificial en proyectos de transición energética no depende únicamente de la disponibilidad de herramientas tecnológicas, sino también de la capacidad de las organizaciones para adaptar sus procesos, fortalecer sus recursos internos y orientar sus decisiones hacia una adopción sostenible. En este contexto, la investigación tuvo como objetivo proponer un modelo de transformación digital basado en los niveles de madurez en inteligencia artificial de empresas que gestionan proyectos de transición energética en la Región Caribe colombiana. El estudio reconoció que, aún dentro de un mismo entorno sectorial y territorial, las organizaciones presentan diferencias en la forma como integran estas tecnologías a sus procesos de gestión. Metodológicamente, se adoptó un enfoque cuantitativo, con diseño no experimental y transversal descriptivo, aplicado a diez empresas del sector. Los resultados permitieron identificar avances en el uso de tecnologías asociadas con *Big Data* e inteligencia artificial; sin embargo, dichos avances aún no se consolidan como capacidades organizacionales suficientes para ubicar a las empresas en el nivel más alto de madurez. Las principales brechas se relacionaron con la gestión de datos, la alineación estratégica y el desarrollo de competencias del personal. A partir de estos hallazgos, fueron definidas hojas de ruta ajustadas a la situación de cada organización, con el fin de apoyar la toma de decisiones, orientar la priorización de acciones y favorecer la generación de valor en proyectos de transición energética.

Palabras clave: inteligencia artificial, madurez, transición energética, dirección de proyectos, transformación digital, sector energético colombiano.

Abstract.

The incorporation of artificial intelligence into energy transition projects does not depend solely on the availability of technological tools, but also on the ability of organizations to adapt their processes, strengthen internal capabilities, and guide decision-making toward sustainable adoption. In this context, the objective of this research was to propose a digital transformation model based on the artificial intelligence maturity levels of companies managing energy transition projects in the Colombian Caribbean region. The study acknowledged that, even within the same sectoral and territorial environment, organizations differ in the way they integrate these technologies into their management processes. Methodologically, a quantitative approach was adopted, with a non-experimental and descriptive cross-sectional design, applied to ten companies in the sector. The results made it possible to identify progress in the use of technologies related to Big Data and artificial intelligence; however, these advances have not yet been consolidated into organizational capabilities sufficient to place the companies at the highest maturity level. The main gaps were associated with data management, strategic alignment, and the development of personnel competencies. Based on these findings, roadmaps were defined according to the situation of each organization, in order to support decision-making, guide the prioritization of actions, and promote value creation in energy transition projects.

Keywords: artificial intelligence, maturity, energy transition, project management, digital transformation, Colombian energy sector.

Agradecimientos.

Expreso mi sincero agradecimiento a las instituciones y personas que contribuyeron, directa e indirectamente, al fortalecimiento académico y contextual de esta investigación doctoral. En especial, agradezco a mi familia por su apoyo permanente; a los docentes, compañeros y asesores de la Universidad de Investigación e Innovación de México, en especial a mi docente Julio Cesar Osorio Mendoza, por alentarme a asumir este reto y por su guiarme en este camino; y a la Universidad del Sinú seccional Cartagena, junto con mis compañeros de trabajo, a la Dra. María Claudia Bonfante por su asesoría y genuino apoyo. Igualmente, agradezco a mis colegas del Project Management Institute por su compromiso y disposición para compartir buenas prácticas en dirección de proyectos.

Agradezco igualmente a las empresas del sector y expertos que aportaron su tiempo, conocimiento y experiencia al desarrollo de este estudio, así como a la Dra. Rossana Fornasiero por el valioso intercambio académico. Expreso también mi gratitud al AI for Good Hub Bogotá, al Ministerio de Minas y Energía, a la Red Econova de Transición Energética, al Grupo Ecopetrol, a la Cámara de Comercio de Cartagena, al Clúster Petroquímico de Cartagena, a la Red de Embajadores de la Transición Energética en Colombia - Metamorfosis, a iCluster, a Inngenios y al Centro de Gestión de la Calidad y la Innovación de la Universidad Politécnica de Valencia por los espacios de participación que enriquecieron esta investigación.

Dedicatorias.

A mi mamá, por darme el primer impulso hacia esta aventura, por creer siempre en mí y en mis capacidades, y por ser un ejemplo constante de compromiso y dedicación.

A mi esposo, por sostener este sueño acompañándome desde el amor y por enseñarme, en cada proyecto que emprende, el valor de la nobleza y la excelencia.

A mi familia, por comprender este camino y brindarme su apoyo incondicional.

Este logro es también de ustedes.

ÍNDICE GENERAL

INTRODUCCIÓN	16
CAPÍTULO I. Proyección de la investigación.	19
1.1. Línea de investigación de la Universidad de Innovación e Investigación de México y su ámbito de estudio.	19
1.2. Planteamiento del problema.	20
1.3. Formulación del problema (Pregunta de investigación).	22
1.4. Justificación.	22
1.5. Objeto de estudio.	24
1.6. Campo de acción.	24
1.7. Objetivos.	25
1.7.1. Objetivo General.	25
1.7.2. Objetivos específicos.	25
1.8. Hipótesis.	25
1.9. Alcance temático.	26
1.10. Delimitación Espacial y Temporal.	26
CAPÍTULO II. Fundamentos Teóricos Referenciales.	28
2.1. Estado del arte (Marco Histórico y Actual).	28
2.2. Marco Teórico.	40
2.3. Marco Conceptual.	46

	7
2.4. Marco Contextual.	48
2.5. Marco Legal y Normativo.	52
CAPÍTULO III. Fundamentos metodológicos y resultados de investigación.	55
3.1. Cuadro Operacionalización de variables.	56
3.2. Diseño metodológico.	60
3.2.1. Definición del enfoque, diseño y tipo de investigación de la tesis.	60
3.2.2. Definición de métodos, técnicas e instrumentos de obtención de datos.	60
3.2.3. Desarrollo de los instrumentos de obtención de datos.	61
3.2.4. Determinación de la muestra y su criterio de selección.	62
3.3. Trabajo de campo	62
3.3.1. Aplicación de los instrumentos.	64
3.3.2. Procesamiento de la información	64
3.4. Análisis de los resultados en los datos obtenidos.	65
3.5. Redacción de resultados y discusión.	114
CAPÍTULO IV: PROPUESTA DE TRANSFORMACIÓN	117
4.1. Fundamentación de la propuesta de transformación.	117
4.2. Descripción de la propuesta de transformación.	126
4.3. Objetivos de la propuesta.	135
4.4. Actividades, fases y/o etapas.	135
4.5. Recursos necesarios para la aplicación de la propuesta	138

4.6. Resultados.	141
4.7. Valoración/ evaluación / validación de la propuesta de transformación.	153
CONCLUSIONES	160
RECOMENDACIONES	162
BIBLIOGRAFÍA	164

Índice de figuras.

Figura 1	21
Figura 2	30
Figura 3	36
Figura 4	40
Figura 5	49
Figura 6	50
Figura 7	50
Figura 8	51
Figura 9	76
Figura 10	121
Figura 11	123
Figura 12	125
Figura 13	126
Figura 14	127
Figura 15	128
Figura 16	130
Figura 17	131
Figura 18	134
Figura 19	136

Figura 20	141
Figura 21	142
Figura 22	142
Figura 23	143
Figura 24	143
Figura 25	144
Figura 26	154
Figura 27	156

Índice de gráficas.

Gráfica 1	75
Gráfica 2	82
Gráfica 3	82
Gráfica 4	84
Gráfica 5	85
Gráfica 6	86
Gráfica 7	89
Gráfica 8	99
Gráfica 9	100
Gráfica 10	102
Gráfica 11	102
Gráfica 12	103
Gráfica 13	103
Gráfica 14	104
Gráfica 15	105
Gráfica 16	105
Gráfica 17	106
Gráfica 18	106
Gráfica 19	107

Gráfica 20	108
Gráfica 21	113

Índice de tablas.

Tabla 1	29
Tabla 2	32
Tabla 3	56
Tabla 4	63
Tabla 5	66
Tabla 6	75
Tabla 7	78
Tabla 8	80
Tabla 9	80
Tabla 10	81
Tabla 11	83
Tabla 12	85
Tabla 13	87
Tabla 14	87
Tabla 15	90
Tabla 16	97
Tabla 17	97
Tabla 18	99
Tabla 19	101

Tabla 20	109
Tabla 21	109
Tabla 22	110
Tabla 23	111
Tabla 24	112
Tabla 25	112
Tabla 26	113
Tabla 27	118
Tabla 28	122
Tabla 29	132
Tabla 30	133
Tabla 31	136
Tabla 32	137
Tabla 33	139
Tabla 34	146
Tabla 35	147
Tabla 36	148
Tabla 37	148
Tabla 38	150
Tabla 39	154

Tabla 40	156
Tabla 41	157
Tabla 42	158

INTRODUCCIÓN

A nivel global, diversas regiones han buscado rutas vinculantes entre la acción climática, la seguridad energética, la estabilidad económica y el desarrollo sostenible a largo plazo (International Renewable Energy Agency, 2025). Este enfoque se sustenta en la evidencia de que la inteligencia artificial permite reducciones significativas de emisiones de carbono (Abonamah et al., 2025). De hecho, estudios recientes muestran cómo los algoritmos de aprendizaje profundo, los sistemas predictivos y los modelos de gemelos digitales contribuyen a optimizar el diseño, la operación y el mantenimiento de los sistemas energéticos, reduciendo los costos y las emisiones asociadas (Abdelsattar et al., 2025; Hafize Nurgul Durmus Senyapar & Ramazan Bayindir, 2025; Raghu Raman et al., 2024), y la incorporación de éstas tecnologías puede cerrar brechas de infraestructura, aumentando la resiliencia energética, especialmente en regiones en desarrollo (Cetina-Quiñones, 2024).

Colombia no está aislada de esta realidad. Recientemente, ha diseñado su Hoja de Ruta hacia la Transición Energética Justa para combatir la crisis climática y disminuir la vulnerabilidad económica del país ante la dependencia de los combustibles fósiles, así como lograr un aumento en la seguridad y confiabilidad energética (Ministerio de Minas y Energía, 2025). La inteligencia artificial (IA) es vista como una herramienta clave para que el país afronte sus desafíos ambientales y avance hacia una economía sostenible, impulsada por la eficiencia energética, liderazgo en el desarrollo de sistemas de monitoreo climático, simulaciones y optimización de energías renovables (Departamento Nacional de Planeación, 2025). Sin embargo, a pesar de que la Costa Caribe, tiene un gran potencial en Fuentes No Convencionales de Energía Renovable (FNCER), la falta de infraestructura para conectar con el Sistema Interconectado Nacional (SIN), el menor desempeño en indicadores de calidad del servicio eléctrico, entre otros aspectos, ha limitado la adopción efectiva de soluciones inteligentes (Ministerio de Minas y Energía, 2024a). Esta realidad plantea la necesidad de construir herramientas que orienten la integración de la IA en proyectos reales, atendiendo a las particularidades territoriales.

Siguiendo esta perspectiva, la investigación se desarrolla en el marco de la línea de investigación “Desarrollo sostenible y energías renovables”, donde se promueve el estudio, diseño y dirección de proyectos orientados al uso racional de los recursos energéticos, la eficiencia en los procesos

industriales, la evaluación de huella de carbono e hídrica, el almacenamiento de energía y el desarrollo de políticas públicas ambientales y energéticas. Desde este enfoque, este trabajo articula los campos de la dirección de proyectos, la inteligencia artificial y la sostenibilidad, aportando conocimiento aplicado a la dirección de proyectos energéticos en regiones emergentes.

El documento se organiza en cuatro capítulos principales:

- Capítulo I. Proyección de la investigación: En este capítulo se define la línea de investigación, se plantea y formula el problema, se justifica y se delimita el objeto de estudio, el campo de acción, se plantean los objetivos, la hipótesis, el alcance y la delimitación del trabajo.
- Capítulo II. Fundamentos Teóricos Referenciales: Este capítulo aborda una revisión del estado del arte relacionada con la aplicación de la inteligencia artificial en proyectos de energías renovables, integrando el análisis de los marcos teórico, conceptual, contextual, legal y normativo que orientan el desarrollo de este estudio.
- Capítulo III. Fundamentos metodológicos y resultados de investigación: Este capítulo desarrolla la operacionalización de las variables de estudio y se presenta el diseño metodológico que sustenta la investigación; en este se delimitan el enfoque, el diseño y el tipo de estudio, así como los métodos, técnicas e instrumentos empleados para la obtención de la información. De igual manera, se establece el procedimiento seguido para la selección del instrumento de recolección de datos, la definición de la muestra y los criterios considerados para su conformación. Esta base metodológica permite la ejecución del trabajo de campo, el procesamiento de la información recolectada y el posterior análisis e interpretación de los niveles de madurez identificados.
- Capítulo IV. Propuesta de transformación: En este capítulo se fundamenta y se describe la propuesta de transformación planteada, definiendo sus objetivos, las fases o etapas previstas, los recursos requeridos para su desarrollo, los resultados esperados y el proceso mediante el cual se valida la propuesta.

Con ello, esta tesis doctoral busca contribuir a la dirección de proyectos sostenibles y al fortalecimiento de una industria energética inteligente, alineando la innovación tecnológica con la equidad territorial y los objetivos de desarrollo sostenible.

CAPÍTULO I. Proyección de la investigación.

A continuación, se desarrollan los elementos que permiten contextualizar y estructurar la presente investigación.

1.1. Línea de investigación de la Universidad de Innovación e Investigación de México y su ámbito de estudio.

La presente investigación hace parte de la línea de investigación Desarrollo sostenible y energías renovables del Doctorado en Dirección de Proyectos de la Universidad de Investigación e Innovación de México (UIIX), dentro de este estudio se reconoce que la gestión de proyectos en este sector trasciende la ejecución técnica, involucrando dinámicas estratégicas, organizacionales y tecnológicas que condicionan el éxito de las iniciativas en entornos caracterizados por alta incertidumbre y exigencias de sostenibilidad.

Desde esta perspectiva, se incorpora a la inteligencia artificial como elemento habilitador de la transformación digital en organizaciones del sector, en particular, en contextos como el Caribe colombiano, donde persisten en pequeñas y medianas organizaciones con limitaciones asociadas a la gestión de datos, la alineación estratégica, la disponibilidad de talento especializado y la estructuración de esquemas de gobernanza tecnológica. En este escenario, se hace necesario avanzar hacia enfoques que no solo analicen el uso de estas tecnologías, sino que permitan comprender el grado de preparación organizacional para integrarlas de manera sostenible.

En respuesta a esta problemática, la investigación propone un modelo de transformación digital orientado a la integración de la inteligencia artificial en la dirección de proyectos, tomando como punto de partida el análisis del nivel de madurez en su adopción. De este modo, se aporta tanto al desarrollo conceptual en el campo de la dirección de proyectos como a la generación de una herramienta aplicable que contribuye al fortalecimiento de las capacidades organizacionales en un sector clave para el desarrollo sostenible del país.

1.2. Planteamiento del problema.

Uno de los usos que se le ha dado a la inteligencia artificial en la transición energética es en la

predicción y control de sistemas solares y eólicos (Aayushi Tandon et al., 2025; Abdelsattar et al., 2025; Demir, 2025; Elmousalami, Peng Hui, et al., 2025) la optimización del mantenimiento predictivo y la gestión de redes inteligentes (Bošnjaković et al., 2025; Syed Ghyasuddin Hashmi et al., 2024). Así como su integración con tecnologías complementarias como blockchain y gemelos digitales con impactos positivos en eficiencia operativa, confiabilidad y reducción de fallas (Ghoneim et al., 2025; Labouda Ba et al., 2025).

No obstante, aunque la inteligencia artificial ha mostrado avances relevantes en la transición energética, su adopción organizacional continúa limitada por factores tecnológicos de base. Entre ellos se destacan la baja calidad de los datos, la fragmentación de fuentes, la escasa interoperabilidad entre sistemas, procesos poco estandarizados, baja disponibilidad de personal especializado y los riesgos de ciberseguridad asociados al uso de información crítica. Estas restricciones afectan la confiabilidad, trazabilidad y escalabilidad de las soluciones de IA, por lo que su implementación requiere gobernanza de datos, criterios de calidad y mecanismos de seguridad desde el ciclo de vida del proyecto (Guillen-Aguinaga et al., 2025; Project Management Institute, 2026). Desde una perspectiva socioambiental, la aceptación pública y las percepciones territoriales también inciden en la adopción de tecnologías energéticas emergentes (Fahrettin Kayan et al., 2025; Farina et al., 2025). A esto se le suma, preocupaciones recientes sobre la huella energética de la propia IA (Pimenow et al., 2024), particularmente por el crecimiento del consumo eléctrico asociado a infraestructuras computacionales y centros de datos (Durmus Senyapar & Bayindir, 2025).

Con estas capacidades limitadas, aprovechar el máximo potencial de estas tecnologías se vuelve un estado futuro cada vez más lejano, sobre todo para aquellas entidades que responden a un único aspecto tecnológico, sin considerar aspectos organizacionales, institucionales, sociales y ambientales. La Figura 1 agrupa las principales causas y consecuencias alrededor del problema de investigación.

Figura 1

Árbol del problema de la investigación



Nota. Elaboración propia.

Cuando la alineación con el negocio, la gobernanza de datos, la validación de resultados, la gestión de riesgos y el seguimiento continuo no son integrados de manera articulada, las iniciativas de IA pueden quedar reducidas a desarrollos con baja capacidad de escalamiento y aporte limitado al valor organizacional sostenible. Dada esta complejidad, se han propuesto marcos específicos para la gestión de proyectos de IA, orientados a convertir la preparación de datos, la gobernanza, la validación y el monitoreo continuo en procesos trazables dentro del ciclo de vida del proyecto (Project Management Institute, 2025b).

Con base en lo anteriormente planteado, la presente investigación está orientada a comprender cómo las empresas del sector de energías renovables ubicadas en la Costa Caribe adoptan y aplican la inteligencia artificial en sus procesos, así como a analizar si las problemáticas identificadas en la literatura se manifiestan también en este contexto regional.

1.3. Formulación del problema (Pregunta de investigación).

¿Cómo integrar las capacidades estratégicas, organizacionales, humanas, tecnológicas y de datos, mediante el análisis del nivel de adopción de la inteligencia artificial, en empresas que gestionan proyectos de transición energética en la Región Caribe de Colombia durante el año 2025?

1.4. Justificación.

La transición hacia una matriz energética sostenible es una prioridad estratégica para el gobierno de Colombia, que enfrenta retos económicos, financieros, tecnológicos, de infraestructura, sociales y laborales (Ministerio de Minas y Energía, 2024a, 2025). Siendo la Costa Caribe, el epicentro del mayor potencial solar y eólico del país, aún las empresas del sector no incorporan plenamente la IA en sus procesos de planeación, ejecución y control de proyectos de energías renovables no convencionales.

1.4.1 Desde el punto de vista teórico

A nivel global, los estudios coinciden en que la IA aumenta la precisión en la predicción y el control energético (Atalan et al., 2025; Elmousalami, Peng Hui, et al., 2025), pero pocos abordan cómo las organizaciones transforman esas capacidades en aprendizaje institucional. En este orden de ideas, la investigación aborda la aplicación de la IA como una capacidad organizacional sistémica que integra estrategia, personas, procesos, datos y gestión del conocimiento, esta visión integradora alineada con los desafíos de la transición energética sostenible, enriquece los marcos teóricos existentes sobre adopción tecnológica y dirección de proyectos.

1.4.2. Desde el punto de vista práctico

Se espera que en la investigación se diseñe un modelo transferible y replicable a otras regiones que enfrentan desafíos similares de adopción tecnológica, ayudándolas a:

- Diagnosticar su nivel actual de madurez
- Planificar rutas de mejora personalizadas
- Priorizar inversiones
- Medir avances en la integración de la IA.

Esto supondría beneficios en cuanto a la reducción de costos, la optimización de recursos, hacia una mayor confiabilidad operacional y un mejor desempeño ambiental (Raghu Raman et al., 2024).

1.4.3. Desde el punto de vista social

La transición energética no es solo tecnológica, sino también social. Al fortalecer las capacidades digitales y organizacionales de las empresas de la Costa Caribe, esta investigación contribuye al desarrollo sostenible regional, generando impactos indirectos en empleo calificado, equidad territorial y resiliencia comunitaria.

El uso responsable de la IA puede mejorar la confiabilidad del suministro eléctrico, disminuir interrupciones y reducir los costos energéticos, beneficiando a la población y fomentando la aceptación social de las energías renovables (Aikaterini Papapostolou et al., 2025; Armin Razmjoo et al., 2024). De esta forma, los resultados del estudio contribuyen al cumplimiento de los Objetivos de Desarrollo Sostenible, particularmente el ODS 7 (energía asequible y no contaminante), el ODS 9 (industria, innovación e infraestructura) y el ODS 13 (acción por el clima), alineando la adopción de IA con principios de equidad territorial y transición energética justa.

1.4.4. Desde el punto de vista metodológico

Desde el punto de vista metodológico, esta investigación aporta un marco procedimental para evaluar la madurez en la adopción de inteligencia artificial, donde se considera desde la obtención de datos, hasta la integración del diagnóstico cuantitativo con la identificación de brechas y la definición de orientaciones de mejora, lo que posibilita su aplicación en organizaciones con características similares, ofreciendo así, una guía clara para explorar capacidades organizacionales frente a la incorporación de tecnologías emergentes. Este componente de interpretación aplicada permite convertir los resultados en insumos para la acción, ampliando así su alcance en procesos de transformación digital. En consecuencia, el aporte metodológico de la investigación se concreta en una ruta de análisis que vincula diagnóstico, interpretación de brechas y orientación de decisiones para la adopción de inteligencia artificial en sectores estratégicos.

1.4.5. Desde el punto de vista personal y profesional

Desde una perspectiva personal, la investigación responde al interés del autor por conectar la ciencia de datos con la sostenibilidad energética. La experiencia profesional en proyectos de transición energética en la región Caribe ha permitido identificar la necesidad de integrar modelos de IA en la gestión organizacional de manera estructurada, responsable y territorialmente pertinente.

El estudio representa, por tanto, la oportunidad de trasladar la evidencia científica a la práctica empresarial, contribuyendo a la consolidación de una industria energética inteligente en Colombia. De igual forma, aporta a la formación del investigador como especialista en la intersección entre IA aplicada, dirección de proyectos y desarrollo sostenible.

1.5. Objeto de estudio.

El objeto de estudio de la presente investigación es el análisis del nivel de desarrollo en la adopción de soluciones de inteligencia artificial en los procesos de gestión de proyectos de transición energética en empresas del sector minero - energético, específicamente del subsector de Energías Renovables No Convencionales, ubicadas en la Región Caribe de Colombia. Este objeto se sitúa en el campo de la dirección de proyectos, en articulación con la aplicación de tecnologías de inteligencia artificial y con enfoques de innovación y sostenibilidad, aspectos en los que se expresa el problema de investigación.

1.6. Campo de acción.

El campo de acción de la investigación se ubica en la integración de capacidades estratégicas, organizacionales, humanas, tecnológicas y de datos para la adopción de inteligencia artificial en la dirección de proyectos de transición energética. Este campo se centra en los procesos y decisiones mediante los cuales las organizaciones articulan dichas capacidades para incorporar tecnologías emergentes en la gestión de sus proyectos, constituyendo el área del objeto de estudio más impactada por las brechas identificadas. Por tanto, el análisis se orienta a comprender cómo la ausencia o debilidad de estas capacidades limita la incorporación efectiva de la inteligencia artificial, afectando la alineación estratégica, la gestión de la información y la toma de decisiones en el ciclo de vida de los proyectos.

1.7. Objetivos.

1.7.1. Objetivo General.

Proponer un modelo de transformación digital en inteligencia artificial que integre capacidades estratégicas, organizacionales, humanas, tecnológicas y de datos, mediante el análisis del nivel de adopción de estas tecnologías, en empresas participantes que gestionan proyectos de transición energética en la Región Caribe de Colombia durante el año 2025.

1.7.2. Objetivos específicos.

- Determinar los fundamentos teóricos referenciales sobre la adopción de inteligencia artificial en proyectos de transición energética, para definir las categorías de análisis y dimensiones de madurez que orientan el modelo de transformación digital propuesto.
- Evaluar el estado actual de madurez en inteligencia artificial de las empresas objeto de estudio en el Caribe colombiano, para identificar las brechas específicas que permitan definir rutas de mejora en sus proyectos de transición energética.
- Estructurar un modelo de transformación digital a partir de los niveles de madurez identificados, que sirva como guía para la adopción progresiva y sostenible de esta tecnología en el contexto de las organizaciones analizadas.

1.8. Hipótesis.

Teniendo en cuenta el objeto de estudio y el enfoque metodológico adoptado, se plantean las siguientes hipótesis:

- Hi (investigación): Un modelo de transformación digital en inteligencia artificial podrá integrar las capacidades estratégicas, organizacionales, humanas, tecnológicas y de datos, mediante el análisis de su nivel de adopción tecnológica, en empresas que gestionan proyectos de transición energética en la Región Caribe de Colombia durante el año 2025.
- Ho (nula): Un modelo de transformación digital en inteligencia artificial no podrá integrar las capacidades estratégicas, organizacionales, humanas, tecnológicas y de datos,

mediante el análisis de su nivel de adopción tecnológica, en empresas que gestionan proyectos de transición energética en la Región Caribe de Colombia durante el año 2025.

1.9. Alcance temático.

El estudio adopta un alcance descriptivo con un componente comparativo, sustentado en la interpretación analítica de los datos obtenidos, con el propósito de caracterizar los niveles de madurez organizacional en la adopción de la inteligencia artificial y analizar cómo estas diferencias se expresan en la integración de tecnologías inteligentes dentro de los procesos organizacionales de las empresas participantes. El componente descriptivo se materializa en la sistematización de información asociada a las cinco dimensiones de madurez y en la identificación de los tipos de tecnologías de IA aplicadas en los procesos empresariales. Por su parte, el componente comparativo es desarrollado desde una lógica descriptiva y relacional, centrada en el análisis de patrones, asociaciones y diferencias entre niveles de madurez, en coherencia con el diseño metodológico adoptado.

Este enfoque permite comprender cómo las capacidades organizacionales internas se vinculan con la integración de la inteligencia artificial en la práctica empresarial, generando un aporte aplicable y replicable tanto en el sector como para la dirección de proyectos de este tipo y en los procesos de toma de decisiones organizacionales, al trascender del análisis académico a herramientas útiles para la gestión empresarial.

Desde los objetivos formulados y el enfoque metodológico asumido, la investigación busca ofrecer a las organizaciones de la región una base para reconocer su nivel de madurez en IA y proyectar rutas de avance progresivo con criterios de sostenibilidad. En ese sentido, el estudio se concentra en la adopción organizacional de la inteligencia artificial y no en el diseño técnico de algoritmos ni en la comparación del rendimiento de equipos o plataformas tecnológicas.

1.10. Delimitación Espacial y Temporal.

La delimitación geográfica de la investigación es la región caribe, territorio colombiano que concentra el mayor potencial eólico del país, especialmente en La Guajira, y presenta una capacidad solar creciente en los departamentos de Atlántico y Bolívar, consolidándose como el

principal escenario para el desarrollo de proyectos de transición energética en Colombia (Ministerio de Minas y Energía, 2024a). Dado lo anterior, en este estudio se consideran empresas que gestionan proyectos de transición energética en los departamentos de La Guajira, Atlántico, Bolívar, Cesar, Córdoba, Magdalena y Sucre.

En cuanto a la delimitación temporal, la revisión documental y bibliográfica se enfoca en el período 2020 a 2025, correspondiente a la etapa de mayor producción científica sobre inteligencia artificial aplicada a este sector y a la actualización de las políticas nacionales de transición energética. Por otro lado, las evaluaciones de madurez organizacional en la adopción de la Inteligencia Artificial se realizaron durante el año 2025.

CAPÍTULO II. Fundamentos Teóricos Referenciales.

Dar respuesta a los desafíos de la transición energética desde la inteligencia artificial exige una base teórica, conceptual y normativa sólida. Por ello, este capítulo construye el fundamento que orienta la comprensión del problema de investigación. Como punto de partida, se presenta el estado del arte, desarrollado a partir de una revisión sistemática de literatura que permite reconocer los avances recientes sobre inteligencia artificial aplicada a la transición energética, así como las brechas que justifican el desarrollo del estudio. A partir de esta revisión, se articulan las teorías que explican el fenómeno, especialmente aquellas relacionadas con adopción tecnológica, enfoque sistémico, recursos estratégicos, capacidades dinámicas, capacidades de proyecto, e innovación sostenible. Para que el análisis sea coherente y metodológicamente consistente, se delimitan los conceptos clave del estudio, precisando qué se entiende por inteligencia artificial, capacidad de IA, transición energética, dirección de proyectos, madurez en la adopción de IA, capacidades empresariales y transformación digital. Finalmente, esta estructura se sitúa en el escenario colombiano mediante el análisis del marco legal aplicable, con el fin de asegurar que la propuesta responda a los desafíos nacionales y territoriales asociados con la sostenibilidad, la transición energética, la transformación digital y la ética en el uso de los datos.

2.1. Estado del arte (Marco Histórico y Actual).

Para la construcción del estado del arte, se realizó una revisión de literatura académica bajo el enfoque PRISMA (Page et al., 2021), sistematizando la producción científica reciente sobre inteligencia artificial aplicada a proyectos de transición energética, para ello se realizó una búsqueda en cinco bases de datos (Scopus, Science Direct, ProQuest, Taylor & Francis y Springer Link), utilizando la ecuación: (“Artificial Intelligence” OR “AI”) AND (“Energy Transition” OR “Renewable Energy”) AND (“Project Management” OR “Energy Projects”). Como criterios de inclusión se tuvo el periodo de estudio comprendido entre los años 2020 a 2025, tipo de documento (artículos y capítulos de libro) y pertinencia temática, lo cual permitió obtener un total de 1194 documentos con fecha de corte el 11 de septiembre de 2025, de los cuales había 44 duplicados. Posteriormente, tras una revisión por títulos y resumen se seleccionaron 80 artículos

y tras una lectura de los documentos disponibles quedaron dentro del análisis 50 investigaciones. La trazabilidad de la elección de cada publicación se encuentra en la siguiente tabla:

Tabla 1

Trazabilidad PRISMA por base de datos

Base de Datos	Filtros iniciales	Documentos encontrados	Criterios de inclusión	Seleccionados (80)	Criterios de inclusión	Seleccionados (50)
Scopus	2020-2025, artículos, capítulos de libro y libros	30	Tras eliminación de duplicados y revisión de títulos y resumen	9	Revisión de documentos completos	2
Science Direct	2020-2025, artículos y capítulos de libro	239		4		4
ProQuest	2020-2025, artículos más relevantes	3389 (500 más citados fueron incluidos)		48		33
Taylor & Francis	2020-2025, artículos	260		8		6
Springer	2020-2025, artículos	425		11		5
Total		1194		80		50

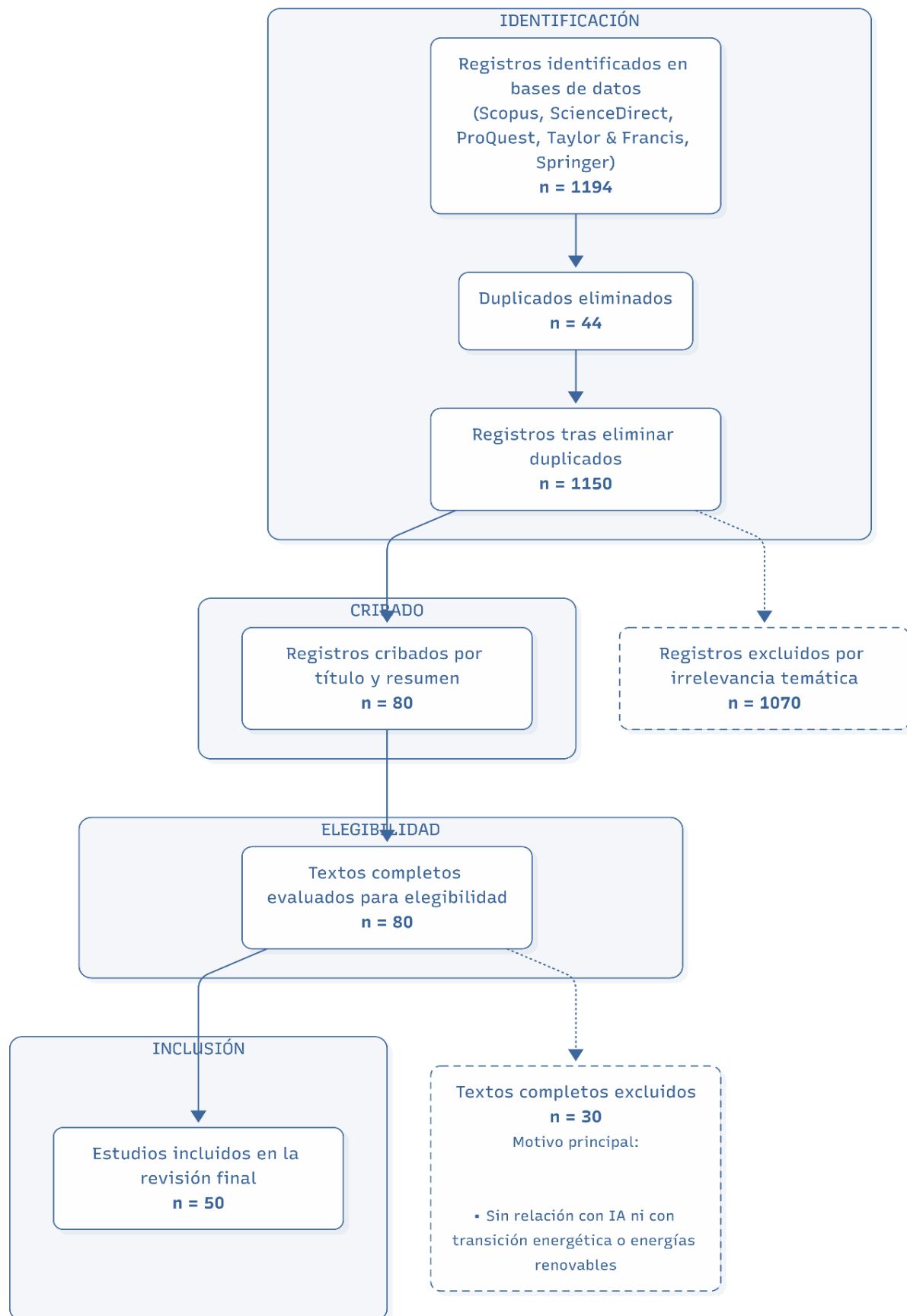
Nota. Elaboración propia.

De forma complementaria, la Figura 2 presenta el diagrama de flujo PRISMA que describe el proceso de identificación, cribado, elegibilidad e inclusión de los estudios considerados en la revisión. Se realizó la búsqueda en cinco bases de datos científicas, se identificaron inicialmente

1.194 registros, de los cuales se eliminaron 44 duplicados. Posteriormente, tras el cribado por título y resumen, se evaluaron 80 textos completos, resultando en la inclusión final de 50 estudios que cumplieron con los criterios de elegibilidad definidos para la investigación.

Figura 2

Diagrama de flujo PRISMA del proceso de selección de estudios



Nota. Elaboración propia a partir de la revisión sistemática de literatura realizada en 2025.

Desde una perspectiva temporal, fue observada una concentración marcada de publicaciones en los años más recientes. Bajo los criterios de búsqueda, depuración y selección aplicados, no fueron identificados estudios alineados con el objeto de esta investigación en 2021 y 2022; en 2023 fue registrada una publicación, en 2024 fueron incluidos once estudios y en 2025 se concentró el mayor volumen, con treinta y ocho publicaciones. Esta distribución permite reconocer que el campo se encuentra en una fase de expansión acelerada, en la cual la discusión científica ha comenzado a desplazarse desde el desempeño aislado de los algoritmos hacia las condiciones técnicas, organizacionales y estratégicas requeridas para su adopción efectiva.

Con el propósito de sistematizar los aportes derivados de la revisión documental, los estudios fueron agrupados según las categorías de uso de inteligencia artificial identificadas en la matriz de extracción. Esta agrupación permitió relacionar el tipo de aproximación tecnológica utilizada, los procesos de aplicación predominantes, las capacidades explicitadas en la literatura y el aporte de cada categoría al posicionamiento de la presente investigación. La Tabla 2 organiza esta categorización y permite reconocer cómo la literatura reciente relaciona la inteligencia artificial con procesos de predicción, optimización, monitoreo, gobernanza, sostenibilidad e integración digital.

Tabla 2

Categorías de uso de inteligencia artificial identificadas en la revisión documental

Categoría de uso de IA	Procesos de aplicación predominantes	Capacidades abordadas	Referentes	Estudios relacionados	%
Machine Learning y modelos predictivos	Pronóstico de recursos renovables; mantenimiento; diseño y planificación de proyectos;	Tecnología; datos; estratégica; organizacional; personas.	(Aayushi Tandon et al., 2025; Atalan et al., 2025; Cetina-Quiñones, 2024; Elmousalami, Alnaser, et al., 2025; Fahrettin Kayan et al., 2025; Farina et al., 2025; Gianina Garrido-Silva et al., 2025;	15	30%

Categoría de uso de IA	Procesos de aplicación predominantes	Capacidades abordadas	Referentes	Estudios relacionados	%
	análisis de variables energéticas y ambientales.		Hassan & Hassan, 2025; Ibrahim Alhamrouni et al., 2024; Ibtiha R. N. ALRubeei et al., 2025; Muhammad Shahbaz et al., 2025; Pimenow et al., 2024; Syed Ghyasuddin Hashmi et al., 2024, 2024).		
Analítica estratégica, gobernanza y sostenibilidad	Análisis de mercado y entorno; gobernanza energética; finanzas sostenibles; sostenibilidad; política energética; liderazgo y gestión.	Estratégica; organizacional; tecnología; datos.	(Abonamah et al., 2025; Aco Benović et al., 2025; Bošnjaković et al., 2025; Cem Işık et al., 2025; Chicheng Huang et al., 2024; Hongji Zhou & Rong Wang, 2025; Iqbal et al., 2025; Jiahong Yu et al., 2025; Khosrojerdi et al., 2025; Le Thanh Ha, 2025; Shanwen Gu & Adil Javed, 2025; T. Zhang & G. Strbac, 2025; Wenyu Li et al., 2025; Yajun Wang et al., 2025; Younes Zahraoui et al., 2024).	14	28%
IA integrada con IoT, blockchain y gemelos digitales	Control, monitoreo y operación; gestión de la cadena de valor energética; trazabilidad; simulación; gestión distribuida.	Tecnología; datos; organizacional.	(Aikaterini Papapostolou et al., 2025; Chukwuebuka Joseph Ejiyi et al., 2025; Félix Sebastián González Cantos et al., 2025; Ghoneim et al., 2025; Labouda Ba et al., 2025; Sabina-Cristiana Necula, 2023; Wilian Paul Arévalo Cordero et al., 2025; Zakaria Mohamed Salem	8	16%

Categoría de uso de IA	Procesos de aplicación predominantes	Capacidades abordadas	Referentes	Estudios relacionados	%
			El-Barbary et al., 2025; Zhironkin & Abu-Abed, 2024).		
Optimización inteligente y control	Control y operación de sistemas energéticos; almacenamiento; microneeds; sistemas híbridos; despacho; planificación bajo restricciones.	Tecnología; datos; estratégica.	(Armin Razmjoo et al., 2024; Chia-Nan Wang et al., 2025; Hafize Nurgul Durmus Senyapar & Ramazan Bayindir, 2025; Hasan Dinçer et al., 2024; Jiayuan Wang, 2025; Raghu Raman et al., 2024, 2024; T. Zhang & G. Strbac, 2025; Wilian Paul Arévalo Cordero et al., 2025).	8	16%
Deep Learning y redes neuronales	Pronóstico de generación solar y eólica; series temporales; control de inversores; gestión energética.	Tecnología; datos.	(Abdelsattar et al., 2025; Demir, 2025; Elmousalami, Peng Hui, et al., 2025; Fatma M. Talaat et al., 2025; Musawenkosi Lethumcebo Thanduxolo Zulu et al., 2025).	5	10%

Nota. Las capacidades señaladas no representan una jerarquía de importancia, sino aquellas dimensiones que fueron abordadas en las publicaciones revisadas.

A partir de la Tabla 2, se evidenció que una proporción importante de los estudios se ha orientado hacia modelos analíticos capaces de anticipar comportamientos energéticos, estimar desempeño de activos, procesar variables ambientales y apoyar decisiones técnicas. Estos aportes han

fortalecido la dimensión operativa de la transición energética, especialmente en lo relacionado con control, monitoreo, confiabilidad, gestión de activos y toma de decisiones basada en datos. Sin embargo, en varios casos la discusión se mantiene concentrada en la precisión del modelo, la reducción del error o la eficiencia técnica, sin desarrollar con igual profundidad las condiciones organizacionales que permitirían su adopción sostenida.

De manera complementaria, fueron identificados enfoques de mayor complejidad computacional, entre ellos redes neuronales profundas, modelos híbridos, técnicas de optimización, aprendizaje por refuerzo, métodos multicriterio y arquitecturas de control. En estos trabajos, la IA ha sido empleada no solo para estimar resultados, sino también para apoyar decisiones de operación, planificación, despacho, estabilidad de redes, almacenamiento energético y gestión de sistemas híbridos. Esta línea permite observar que el valor de la IA se amplía cuando es vinculada con decisiones bajo incertidumbre técnica, económica y ambiental.

Asimismo, fue observada una tendencia hacia la integración de la inteligencia artificial con tecnologías digitales complementarias como IoT, Big Data, blockchain, edge-cloud y gemelos digitales. Esta integración refleja un tránsito desde aplicaciones algorítmicas aisladas hacia arquitecturas tecnológicas interconectadas, orientadas a la captura de datos en tiempo real, trazabilidad, simulación, monitoreo remoto y toma de decisiones distribuida. En estos estudios, la IA es abordada como parte de un ecosistema digital más amplio, en el cual la interoperabilidad, la calidad del dato, la seguridad y la capacidad de integración tecnológica se convierten en factores críticos para su implementación.

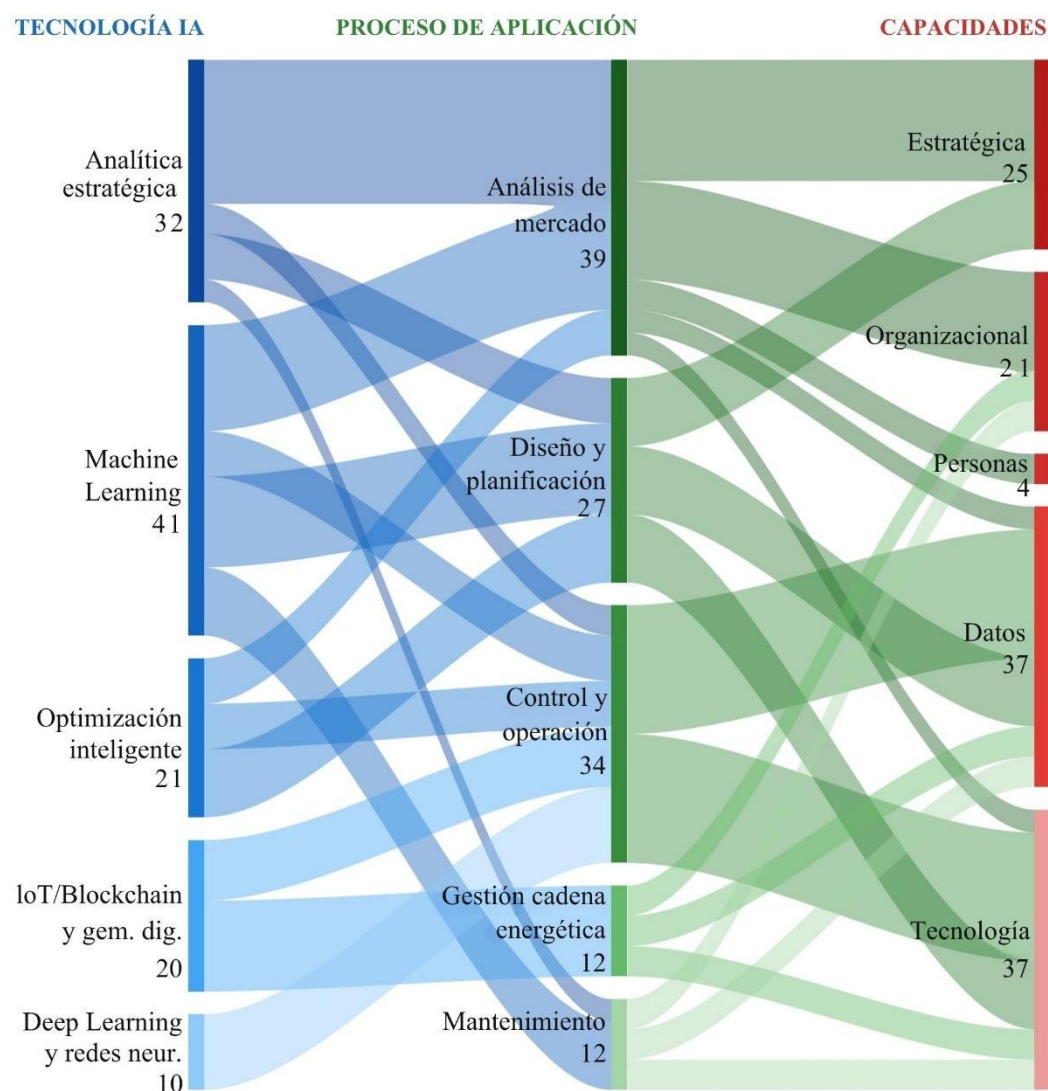
También fueron identificadas publicaciones enfocadas en analítica estratégica, gobernanza, sostenibilidad, transición justa, finanzas sostenibles y aceptación social. Estos trabajos amplían la discusión más allá de la eficiencia técnica y permiten relacionar la IA con dimensiones económicas, institucionales, ambientales y territoriales. Sin embargo, esta línea aparece menos integrada con los desarrollos orientados a modelos operativos y arquitecturas digitales, lo que sugiere que todavía persiste una separación entre la discusión tecnológica y el análisis de las capacidades empresariales necesarias para gestionar la adopción de IA de manera integral.

Con base en la sistematización anterior, fue elaborado un diagrama de Sankey para representar la relación entre las categorías de uso de inteligencia artificial identificadas, los procesos de aplicación predominantes y las capacidades que fueron explicitadas en la literatura revisada. Esta

representación permite visualizar no solo la concentración de estudios en determinadas aproximaciones tecnológicas, sino también la forma en que dichas aproximaciones se conectan con procesos de aplicación y con dimensiones de capacidad asociadas a la adopción de IA.

Figura 3

Relación entre tecnologías de IA, procesos de aplicación y capacidades explicitadas en la literatura revisada



Nota. El grosor de los flujos representa relaciones codificadas entre tecnologías de IA, procesos de aplicación y capacidades explicitadas en las publicaciones revisadas. Un artículo puede estar asociado con más de una capacidad; por tanto, los valores del diagrama no equivalen al número

simple de artículos. La menor presencia de una capacidad no implica menor relevancia teórica, sino menor abordaje relativo en la literatura analizada.

La Figura 3 proporciona una lectura integrada de las trayectorias analíticas que estructuran la literatura revisada, al vincular categorías de uso de IA, procesos de aplicación y capacidades explicitadas. En términos generales, los flujos más robustos se concentran en aplicaciones asociadas con análisis energético, control, monitoreo, operación, diseño y planificación de proyectos. Esta configuración evidencia que la literatura ha sido organizada, en gran medida, alrededor de usos técnicos orientados a mejorar la gestión operativa, estimar comportamientos del sistema, apoyar decisiones bajo incertidumbre y aprovechar datos disponibles en entornos energéticos complejos.

Desde el punto de vista de los procesos de aplicación, fue observada una mayor concentración de relaciones codificadas en análisis de mercado y entorno, control, monitoreo y operación, y diseño y planificación de proyectos. Esta distribución sugiere que la IA ha sido abordada principalmente como herramienta de soporte para la evaluación de escenarios, la gestión operativa de sistemas y la planeación técnica de soluciones asociadas con la transición energética. En contraste, los procesos vinculados con mantenimiento y gestión de la cadena de valor energética aparecen como trayectorias más estrechas dentro del diagrama, lo cual indica una menor explicitación relativa de estos campos en la muestra revisada, pese a su relevancia para la confiabilidad, escalabilidad e integración sistémica de las soluciones de IA.

La estructura del Sankey también permite identificar una marcada concentración de capacidades tecnológicas y de datos. Estas capacidades aparecen como los principales puntos de llegada de los flujos, especialmente desde publicaciones centradas en modelos analíticos, optimización, control y arquitecturas digitales. Este patrón confirma que el estado del arte ha avanzado de manera significativa en la demostración del valor técnico de la IA para procesar grandes volúmenes de información, automatizar decisiones, mejorar la operación y optimizar sistemas energéticos. Sin embargo, también revela que la arquitectura analítica del campo continúa fuertemente soportada en una racionalidad técnico-operativa.

En contraste, las capacidades estratégicas y organizacionales, aunque presentes, aparecen con menor intensidad relativa y se asocian principalmente con estudios sobre gobernanza, sostenibilidad, planeación, finanzas sostenibles y gestión de la cadena de valor energética. Esta

distribución resulta relevante porque muestra que la literatura ha comenzado a reconocer la importancia de la IA como recurso para la toma de decisiones estratégicas y la transformación organizacional, pero dicha discusión todavía no aparece plenamente integrada con los desarrollos técnicos predominantes. En consecuencia, se evidencia una brecha entre el avance de las soluciones algorítmicas y la comprensión de las condiciones organizacionales necesarias para su adopción, escalamiento y sostenibilidad.

La capacidad humana presenta la menor frecuencia de explicitación dentro del diagrama. Este resultado no debe ser interpretado como una menor importancia de esta dimensión, sino como una menor visibilidad relativa en las publicaciones revisadas. La limitada presencia de esta capacidad sugiere que aspectos como apropiación tecnológica, liderazgo, aprendizaje organizacional, gestión del cambio, formación de talento y absorción de conocimiento aún no han sido tratados con la misma profundidad que las dimensiones tecnológicas y de datos. Esta situación resulta crítica, dado que la adopción efectiva de IA en proyectos de transición energética depende no solo de la disponibilidad de algoritmos e infraestructura, sino también de las condiciones humanas y organizacionales que permiten convertir dichas tecnologías en capacidades sostenidas.

En conjunto, la Figura 3 permite sostener que la literatura sobre IA y transición energética ha alcanzado una consolidación técnica importante, pero mantiene una arquitectura analítica parcialmente concentrada en aplicaciones operativas, digitales y basadas en datos. Los flujos más débiles hacia capacidades humanas, organizacionales y estratégicas evidencian que el campo aún requiere enfoques más integradores para comprender cómo la IA puede ser incorporada en las organizaciones más allá del desempeño algorítmico. Por tanto, el diagrama refuerza el posicionamiento central de esta investigación: la adopción de inteligencia artificial en proyectos de transición energética debe ser analizada desde la articulación conjunta de capacidades estratégicas, organizacionales, humanas, tecnológicas y de datos, y no únicamente desde la disponibilidad o sofisticación de las herramientas digitales.

Esta evolución tecnológica permite observar que el principal desafío de la inteligencia artificial en la transición energética ya no se limita a identificar o incorporar herramientas cada vez más sofisticadas. El reto central se desplaza hacia su integración efectiva en contextos organizacionales, lo cual exige comprender las condiciones que hacen posible que dichas

tecnologías sean implementadas, apropiadas, escaladas y sostenidas en el tiempo. En el ámbito energético, se señala que los métodos basados en inteligencia artificial presentan aplicaciones relevantes en el pronóstico, el despacho, el control y la operación de mercados eléctricos con alta participación de fuentes renovables (Li et al., 2024). De manera complementaria, la economía digital puede fortalecer la relación entre inteligencia artificial y transición energética, al configurar condiciones habilitantes relacionadas con datos, infraestructura digital y conectividad. Sin embargo, el potencial técnico de estas aplicaciones no garantiza, por sí solo, su integración efectiva en las organizaciones (Lee et al., 2024).

Desde una perspectiva sociotécnica, la adopción de inteligencia artificial ha sido abordada como un proceso que involucra la interacción entre tecnología, organización y personas. Siguiendo este enfoque, el análisis de la adopción de IA no puede restringirse al componente tecnológico, sino que debe incorporar las condiciones organizacionales y humanas que influyen en su uso efectivo (Tursunbayeva & Chalutz-Ben Gal, 2024). De forma convergente, relacionar las capacidades de IA con la innovación de modelos de negocio basados en datos, destaca la importancia de la adaptabilidad organizacional y el liderazgo para transformar dichas capacidades en valor (Ghosh, 2025).

En consecuencia, el análisis de la adopción de inteligencia artificial en proyectos de transición energética exige considerar la convergencia entre capacidades estratégicas, organizacionales, humanas, tecnológicas y de datos. En particular, la calidad de los datos condiciona los resultados esperados en aplicaciones de aprendizaje automático, lo que evidencia que la dimensión tecnológica debe estar soportada por capacidades robustas de gestión, gobernanza y aprovechamiento de la información (Kiebler et al., 2022). Asimismo, comprender las capacidades de IA desde el enfoque de las capacidades dinámicas y la capacidad de absorción del conocimiento, lo cual refuerza la necesidad de analizar cómo las organizaciones reconocen, asimilan, transforman y aplican conocimiento asociado con tecnologías emergentes (Abou-Foul et al., 2023).

Desde esta posición, la presente investigación se diferencia de los estudios centrados exclusivamente en el desempeño algorítmico o en la disponibilidad tecnológica, al proponer una lectura integradora de la adopción de IA en la cual las capacidades estratégicas, organizacionales, humanas, tecnológicas y de datos sean comprendidas como dimensiones interdependientes. Esta

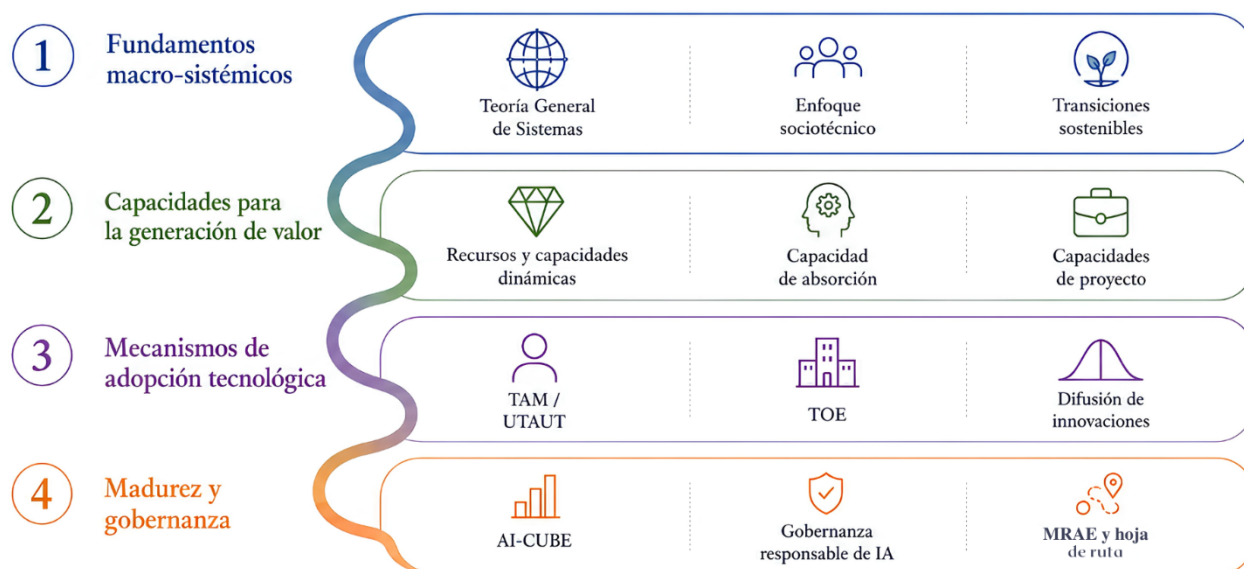
aproximación resulta pertinente para empresas que gestionan proyectos de transición energética en la Región Caribe de Colombia, dado que permite pasar de una lectura técnica de la IA hacia una comprensión organizacional, contextual y territorial de su implementación.

2.2. Marco Teórico.

A partir de la brecha identificada en el estado del arte, este marco teórico organiza los referentes clásicos y contemporáneos que permiten explicar en qué condiciones la inteligencia artificial puede ser adoptada, apropiada y sostenida dentro de las organizaciones. Desde esta lógica, el marco teórico se estructura en cuatro capas interdependientes: fundamentos macro sistémicos, capacidades para la generación de valor, mecanismos de adopción tecnológica, y madurez y gobernanza como criterios de aplicación y control. Esta estructura permite enlazar los referentes teóricos con los conceptos centrales de la tesis: transformación digital, madurez en adopción de IA, capacidades empresariales y transición energética, y también fundamentar el modelo propuesto para empresas con este tipo de proyectos en el Caribe colombiano. La articulación entre estas capas se presenta en la Figura 4.

Figura 4

Arquitectura teórica integradora para la adopción de IA en proyectos de transición energética



Nota. Elaboración propia.

2.2.1. Fundamentos macro sistémicos

Los fundamentos macro sistémicos permiten ubicar la adopción de IA en el entorno amplio donde se desarrolla la transición energética. En este nivel la Teoría General de Sistemas permite interpretar a las organizaciones como estructuras abiertas e interdependientes, en las que los flujos de información, energía, recursos y conocimiento condicionan su capacidad de adaptación (Van Gigch, 2006; von Bertalanffy, 1968). Sin embargo, aplicada de forma aislada, esta teoría puede quedarse en una comprensión demasiado general de la organización. Por ello, su valor en esta tesis no está en describir a la empresa como sistema, sino en servir como base para comprender que la adopción de IA en proyectos energéticos depende de relaciones entre dimensiones técnicas, humanas, informacionales, institucionales y territoriales.

De manera complementaria, el enfoque sociotécnico desde sus inicios plantea que los resultados organizacionales dependen de la interacción entre el sistema técnico y el sistema social (Trist & Emery, 1951). Este enfoque invita a comprender cómo los algoritmos, los datos y la automatización predictiva transforman rutinas, criterios de decisión y responsabilidades organizacionales. Desde la Agencia Internacional de Energía se ha señalado que la relación entre IA y energía debe analizarse en doble vía: por un lado, la IA puede apoyar la optimización de sistemas energéticos, y por otro lado su expansión también genera nuevas demandas sobre infraestructura, seguridad energética, sostenibilidad y asequibilidad.

La perspectiva multinivel de las transiciones sostenibles amplía esta mirada al explicar que los cambios en sistemas energéticos se producen por la interacción entre presiones del entorno, regímenes sociotécnicos establecidos e innovaciones emergentes (Geels, 2002; Loorbach, 2010; Markard et al., 2012). Por ello, la perspectiva multinivel se enlaza con la quintuple hélice al permitir incorporar una relación entre academia, empresa, Estado, sociedad y ambiente como base de la innovación sostenible (Carayannis & Campbell, 2010). También se conecta con la innovación disruptiva, al ayudar a comprender cómo las tecnologías emergentes pueden alterar modelos de negocio, prácticas de gestión y estructuras sectoriales previamente estabilizadas (Christensen, 1997). A su vez, Industria 5.0 y Energía 5.0 actualizan la discusión al desplazar el énfasis desde la automatización hacia la sostenibilidad, la resiliencia, la centralidad humana y la creación de valor social (Ghobakhloo et al., 2023; Zhironkin & Abu-Abed, 2024).

Desde esta primera capa, esta investigación asume que la transición energética no es únicamente un cambio tecnológico de fuentes energéticas, sino una transformación sociotécnica, territorial y organizacional. Esta postura permite enlazar el campo de aplicación de la investigación con la necesidad de estudiar capacidades empresariales para integrar IA de manera responsable y pertinente al contexto del Caribe colombiano.

2.2.2. Capacidades para la generación de valor con IA

Una vez situado el fenómeno en su entorno macro sistémico, en esta segunda capa, se analiza cómo las empresas convierten recursos digitales en capacidades para generar valor con IA. Para su comprensión, se articula la Teoría Basada en Recursos, donde se sostiene que las organizaciones pueden alcanzar ventajas sostenibles cuando poseen recursos valiosos, raros, difíciles de imitar y no sustituibles (Barney, 1991; Wernerfelt, 1984). Esta teoría permite reconocer que los datos, la infraestructura digital, el talento especializado, el conocimiento técnico y los modelos analíticos pueden constituir recursos estratégicos. Sin embargo, en el entorno actual muchas soluciones de IA pueden adquirirse como servicios, plataformas o desarrollos externos. Por tanto, la ventaja no proviene únicamente de poseer tecnología, sino de la capacidad de integrarla, gobernarla y convertirla en valor. El concepto de *artificial intelligence capability* es concebido desde la teoría basada en recursos, donde dicha capacidad surge de la combinación de recursos específicos de IA orientados a mejorar creatividad organizacional y desempeño (Mikalef & Gupta, 2021).

El valor empresarial de la IA no aparece de manera automática, sino a través de mecanismos organizacionales que permiten aprovechar estas tecnologías en operaciones, decisiones y procesos (Enholm et al., 2022). Esta actualización es relevante para la tesis porque desplaza el énfasis desde la posesión de activos tecnológicos hacia la articulación de recursos, capacidades y decisiones.

La Teoría de Capacidades Dinámicas complementa esta teoría al explicar cómo las organizaciones perciben cambios, aprovechan oportunidades y reconfiguran recursos frente a entornos cambiantes (Teece et al., 1997). Su aporte es especialmente pertinente para proyectos de transición energética, debido a que estos se desarrollan bajo incertidumbre tecnológica, presión regulatoria, exigencias ambientales y transformación de modelos de negocio. No obstante, esta

teoría puede quedar en un plano abstracto si no se conecta con procesos concretos de aprendizaje, adopción tecnológica y ejecución de proyectos. Por ello, en esta investigación se ha enlazado con la capacidad de absorción y las capacidades de proyecto.

La capacidad de absorción permite explicar cómo las empresas reconocen, asimilan, transforman y aplican conocimiento externo (Cohen & Levinthal, 1990; Zahra & George, 2002). En entornos donde las organizaciones no desarrollan internamente sus algoritmos, plataformas o soluciones inteligentes, con frecuencia dependen de proveedores tecnológicos, universidades, redes de innovación, consultores, políticas públicas y experiencias piloto. Sin capacidad de absorción, una empresa puede adquirir tecnología sin comprenderla ni apropiarla; con capacidad de absorción, puede convertir conocimiento externo en aprendizaje organizacional y en decisiones aplicables a sus proyectos.

Los proyectos no son únicamente estructuras temporales de ejecución, sino espacios donde las organizaciones integran recursos, acumulan aprendizaje y desarrollan nuevas capacidades (Brady & Davies, 2004). Esta postura resulta clave para este estudio, porque los proyectos de transición energética son escenarios donde la IA puede probarse, ajustarse, validarse y escalarse mediante diagnósticos, pilotos, tableros de datos, automatización, gestión de riesgos y seguimiento de beneficios.

En este contexto, la innovación abierta complementa esta capa al reconocer que la colaboración con universidades, proveedores, centros de investigación, Estado, comunidades y actores del ecosistema permite acceder a conocimiento, validar soluciones y acelerar procesos de aprendizaje (Chesbrough, 2003). En el Caribe colombiano, esta perspectiva cobra especial importancia porque la transición energética exige articulación entre capacidades empresariales, necesidades territoriales, infraestructura disponible y políticas públicas.

En conjunto, esta capa sostiene que la adopción de IA no debe evaluarse solo por la disponibilidad de herramientas, sino por la capacidad de la empresa para articular recursos tecnológicos, datos, talento humano, procesos, conocimiento externo y mecanismos de gobernanza. Esta posición enlaza directamente con el alcance de la tesis, porque el modelo propuesto se orienta a valorar niveles de madurez en la articulación de capacidades estratégicas, organizacionales, humanas, tecnológicas y de datos.

2.2.3. Mecanismos de adopción tecnológica

Disponer de recursos y capacidades no garantiza por sí solo la adopción efectiva de la IA. Por ello, esta tercera capa aborda los mecanismos que explican cómo las tecnologías inteligentes entran, son aceptadas, se incorporan y se difunden dentro de las organizaciones. En esta capa se integra el Modelo de Aceptación Tecnológica (TAM) para explicar la intención de uso a partir de la utilidad percibida y la facilidad de uso percibida (Davis, 1989). La Teoría Unificada de la Aceptación y Uso de Tecnología (UTAUT) amplía esta explicación al incorporar expectativa de desempeño, expectativa de esfuerzo, influencia social y condiciones facilitadoras (Venkatesh et al., 2003). Estos modelos conservan valor para comprender la disposición de usuarios, equipos técnicos y directivos frente a nuevas tecnologías. Sin embargo, su alcance se ubica principalmente en el nivel individual, mientras que la adopción de sistemas inteligentes también depende de la confianza en los datos, el entendimiento del sistema, la preparación organizacional, las capacidades humanas, la supervisión experta y la gobernanza.

Para ampliar esta mirada, el modelo Tecnología - Organización - Entorno plantea que la adopción tecnológica está influenciada por factores tecnológicos, organizacionales y ambientales (Tornatzky & Fleischer, 1990). En el caso de la IA, esto permite considerar la estrategia empresarial, la infraestructura disponible, la calidad de los datos, la regulación, la presión competitiva, la cultura organizacional, el talento humano y los recursos financieros. En la actualidad, la adopción organizacional de la inteligencia artificial requiere incorporar el componente humano al análisis tecnológico, organizacional y ambiental, dado que el uso de IA generativa demanda capacidades críticas para evaluar resultados y apoyar decisiones éticas y efectivas (Dönmez et al., 2025).

La Teoría de la Difusión de Innovaciones permite complementar este análisis al explicar que las innovaciones se adoptan gradualmente según su ventaja relativa, compatibilidad, complejidad, posibilidad de prueba y posibilidad de observación (Rogers, 2003). En esta investigación, dicha teoría permite interpretar por qué algunas empresas avanzan hacia usos integrados de IA, mientras otras permanecen en pilotos aislados o aplicaciones experimentales. No obstante, una de sus limitaciones es que no desarrolla suficientemente cómo se construyen capacidades internas para sostener y escalar la innovación.

2.2.4. Madurez y gobernanza como criterios de aplicación y control

La adopción inicial de IA no asegura por sí misma su sostenibilidad, su escalabilidad operativa o la viabilidad en la creación de valor para la empresa. Por ello, en esta cuarta dimensión conceptual se incorpora los constructos de madurez y gobernanza como los mecanismos para diagnosticar, encauzar y realizar seguimiento a la asimilación tecnológica. Lo tradicional es que los modelos de madurez tengan una trayectoria lógica para examinar prácticas básicas de una organización hacia el logro de procesos optimizados, sistémicos e integrados a la operación (Paulk et al., 1993; Pöppelbuß & Röglinger, 2011). Sin embargo, este paradigma exige ampliar las métricas convencionales de capacidad tecnológica, ya que medir la madurez en un entorno inteligente va más allá de la simple verificación de inventarios de software, hardware o flujos procedimentales formalizados; requiere auditar la integridad e interoperabilidad de los activos de datos, la sintonía de los desarrollos con la planeación estratégica, las competencias cognitivas del talento humano, las estructuras de supervisión, el entendimiento de los modelos y la destreza corporativa para transformar los resultados predictivos en decisiones organizacionales de alto valor. La corporación MITRE, por ejemplo, ha formulado un marco de madurez que desplaza el foco desde el núcleo puramente tecnológico hacia un ecosistema compuesto por la estrategia, la gobernanza de datos, la estructura organizacional, el desempeño y el uso responsable. Su valor teórico radica en demostrar que la asimilación de la IA constituye una condición de preparación integral de la institución y no solo una variable técnica.

En este escenario, se destaca el modelo AI-CUBE por evaluar la madurez de la inteligencia artificial y el Big Data en industrias de procesos. Su pertinencia para esta tesis radica en que fue concebido para entornos caracterizados por uso intensivo de activos físicos, dependencia de datos operativos y necesidad de integrar soluciones analíticas en contextos productivos.

Adicionalmente, se diferencia de otros modelos de transformación digital, al entender que la absorción tecnológica no ocurre de manera homogénea en toda la organización. Su arquitectura se despliega en cinco dimensiones fundamentales: estrategia, organización, personas, tecnología y datos. Una de sus mayores virtudes metodológicas es la separación analítica entre las dimensiones de estrategia, organización y personas, de aquellas ligadas a soluciones específicas en el nivel operativo como lo son la tecnología y los datos. Su incorporación se justifica, además,

por su utilidad para el diagnóstico y el benchmarking, dado que permite no solo analizar el estado interno de la organización sino también contrastarlo con otras empresas o sectores.

En cuanto a la gobernanza de la IA, debería estructurarse de forma multiescalar, abarcando desde las dinámicas internas de los equipos de desarrollo hasta las regulaciones industriales, nacionales e internacionales, lo que impide reducirla a una declaración general de principios (Batoool et al., 2025). Paralelamente, se sugiere descomponer la gobernanza responsable a través de prácticas estructurales, relacionales y de procedimiento (Papagiannidis et al., 2025). Estas perspectivas teóricas consolidan la gobernanza como el marco que organiza los derechos de decisión y los mecanismos de legitimidad, un requisito especialmente relevante cuando las tecnologías inciden en decisiones con efectos operativos, económicos, ambientales y sociales.

Finalmente, el Marco de Referencia de Arquitectura Empresarial (MRAE) adoptado por el Estado colombiano opera como el instrumento práctico para transitar desde el diagnóstico hacia la intervención real. Aunque esta metodología está orientada principalmente al sector público, sus principios de análisis de arquitectura actual (As-Is), definición de arquitectura objetivo (To-Be), evaluación de brechas y diseño de mapas de ruta resultan idóneos para estructurar los procesos de transformación digital en organizaciones del sector privado y mixto. En esta investigación, el MRAE no actúa como un cuerpo teórico explicativo, sino como un referente metodológico aplicado que enlaza los hallazgos del perfil de madurez con soluciones arquitectónicas concretas, integrando dominios de información, sistemas de información, seguridad y apropiación social del conocimiento.

2.3. Marco Conceptual.

En concordancia con el marco teórico, la transición energética no representa únicamente un cambio tecnológico asociado al reemplazo de combustibles fósiles por fuentes renovables. Implica transformaciones técnicas, organizacionales y territoriales que llevan a las empresas a replantear la manera en que gestionan sus proyectos, toman decisiones y generan valor (Di Silvestre et al., 2018; International Renewable Energy Agency (IRENA), 2017).

Dentro de este contexto, la dirección de proyectos constituye el espacio donde esos cambios se traducen en acciones concretas, permitiendo planificar, ejecutar y controlar iniciativas

relacionadas con la transición energética. Allí convergen recursos, riesgos, actores, decisiones e incertidumbre, lo que convierte a los proyectos en escenarios clave para materializar estrategias de transformación y generar valor organizacional (Project Management Institute, 2025a), la inteligencia artificial actúa como un habilitador tecnológico capaz de fortalecer procesos de análisis, monitoreo, automatización y apoyo a la toma de decisiones. Sin embargo, el reto no consiste únicamente en disponer de herramientas inteligentes, sino en lograr que la organización cuente con las condiciones necesarias para integrarlas de manera efectiva en sus procesos y proyectos.

La IA puede comprenderse desde diferentes aproximaciones, asociadas a sistemas que piensan o actúan como humanos, y sistemas que piensan o actúan racionalmente (Russell & Norvig, 2020). En consecuencia, el valor no surge de la tecnología por sí sola, sino de la capacidad organizacional para aprovecharla estratégicamente. Esta investigación entiende que la adopción efectiva de inteligencia artificial depende de la articulación entre capacidades estratégicas, organizacionales, humanas, tecnológicas y de datos. Esta lógica se alinea con el concepto de capacidad de IA, según el cual el desempeño organizacional asociado a estas tecnologías surge de la combinación de recursos tecnológicos, personas, estructuras y mecanismos de gestión (Mikalef & Gupta, 2021). Asimismo, coincide con el modelo AI-CUBE, que evalúa la madurez de IA y Big Data a partir de cinco dimensiones: estrategia, organización, personas, tecnología y datos (Fornasiero et al., 2025).

A partir de ello, la madurez en adopción de IA permite observar qué tan preparada está una empresa para incorporar, gestionar y sostener tecnologías inteligentes dentro de sus dinámicas organizacionales. En esta investigación, la madurez se asume como una lectura del estado actual de la organización que permite identificar brechas y orientar procesos de mejora y transformación (Paulk et al., 1993; Pöppelbuß & Röglinger, 2011). De igual manera, la gobernanza responsable de IA adquiere relevancia porque la incorporación de estas tecnologías debe realizarse bajo criterios de transparencia, explicabilidad, privacidad, ciberseguridad, trazabilidad y supervisión humana. Esto resulta especialmente importante en proyectos de transición energética, donde las decisiones pueden impactar dimensiones operativas, económicas, ambientales y sociales (Batool et al., 2025; Papagiannidis et al., 2025).

Finalmente, la transformación digital puede ser vista como el proceso mediante el cual estos elementos se integran para generar valor organizacional. Por un lado, se relaciona con el uso de tecnologías digitales para mejorar el desempeño organizacional (Westerman et al., 2012), mientras que por otro, comprende la transformación digital como un proceso de cambio en el que las tecnologías digitales generan disrupciones, activan respuestas estratégicas y modifican las rutas de creación de valor de las organizaciones, al tiempo que exigen ajustes estructurales y la gestión de barreras organizacionales (Vial, 2019). Por lo que, en esta investigación la transformación digital se entiende como un proceso progresivo de articulación entre inteligencia artificial, capacidades empresariales, madurez organizacional, gobernanza y dirección de proyectos, aplicado al contexto de la transición energética.

Con base en esta relación conceptual, esta investigación plantea que las empresas con mayores niveles de madurez en capacidades estratégicas, organizacionales, humanas, tecnológicas y de datos estarán en mejores condiciones de adoptar inteligencia artificial de forma sostenible, gobernada y pertinente dentro de sus proyectos de transición energética en el Caribe colombiano. Esta proposición permite comprender que la generación de valor se maximiza en la medida en que la organización la integra a sus capacidades, proyectos, decisiones y ruta de transformación.

2.4. Marco Contextual.

La Hoja de Ruta de la Transición Energética Justa (TEJ) publicada por (Ministerio de Minas y Energía, 2025), presenta el marco estratégico integral de Colombia para diversificar la matriz energética nacional y reducir la dependencia de combustibles fósiles, en este documento se reconoce el papel de la digitalización para apalancar estos cambios. La IA facilitaría el desarrollo de modelos avanzados de simulación y prospectiva orientados hacia una reindustrialización sostenible y la reducción progresiva de emisiones (Ministerio de Minas y Energía, 2024b).

El análisis geoespacial y el modelado climático predictivo, optimizaría la identificación de oportunidades territoriales, reduciendo considerablemente los riesgos asociados a las decisiones de inversión (Ministerio de Minas y Energía, 2024a). Otro aspecto que se podría potenciar es la participación comunitaria en los procesos de toma de decisiones sobre proyectos de energía renovable, una necesidad que ha sido resaltada en los diálogos sociales nacionales (Ministerio de Minas y Energía, 2024a). Un enfoque combinado entre innovación digital, mecanismos de

monitoreo ambiental y procesos participativos de construcción social del territorio se encuentra en el informe de (Ministerio de Minas y Energía, 2024c). Sin embargo, se identifican limitaciones de tipo estructural asociadas a marcos regulatorios, a dinámicas de mercado y a condiciones de acceso a financiamiento (Banco Mundial & Deloitte, 2024).

En cuanto a las capacidades del territorio respecta, el Índice Departamental de Competitividad (IDC) ofrece una comprensión de las condiciones estructurales que inciden en la adopción de procesos de transformación productiva.

Figura 5

Factores asociados al índice departamental de competitividad



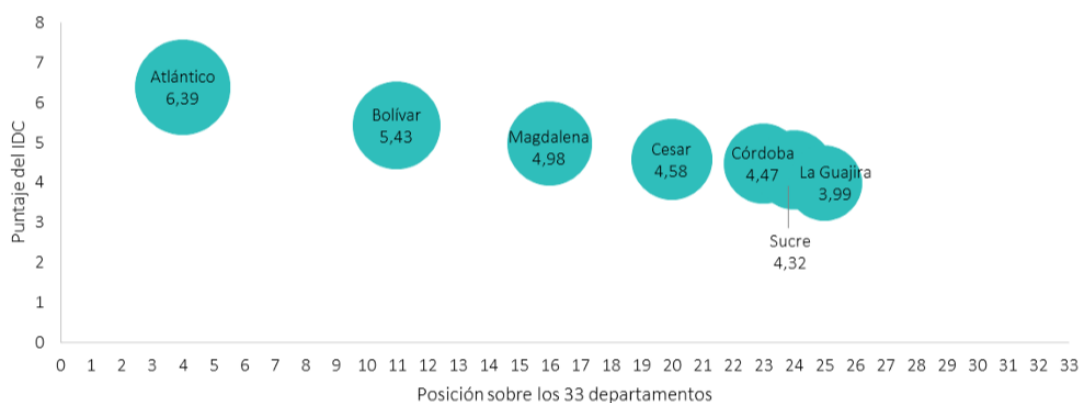
Nota. Elaborado por CPC y SCORE-Universidad del Rosario

Como se observa en la Figura 5, el IDC se organiza en cuatro factores y trece pilares. Los resultados del IDC muestran que la Región Caribe presenta un desempeño competitivo desigual y, en términos generales, un desempeño rezagado frente a otras regiones del país. Tal como se aprecia en la Figura 6, sólo Atlántico y Bolívar se ubican dentro de los primeros lugares del

ranking nacional, mientras que el resto de los departamentos presenta posiciones inferiores, reflejando limitaciones en capacidades institucionales, tecnológicas y de innovación.

Figura 6

Resultados del IDC para los departamentos de la región Caribe, 2024

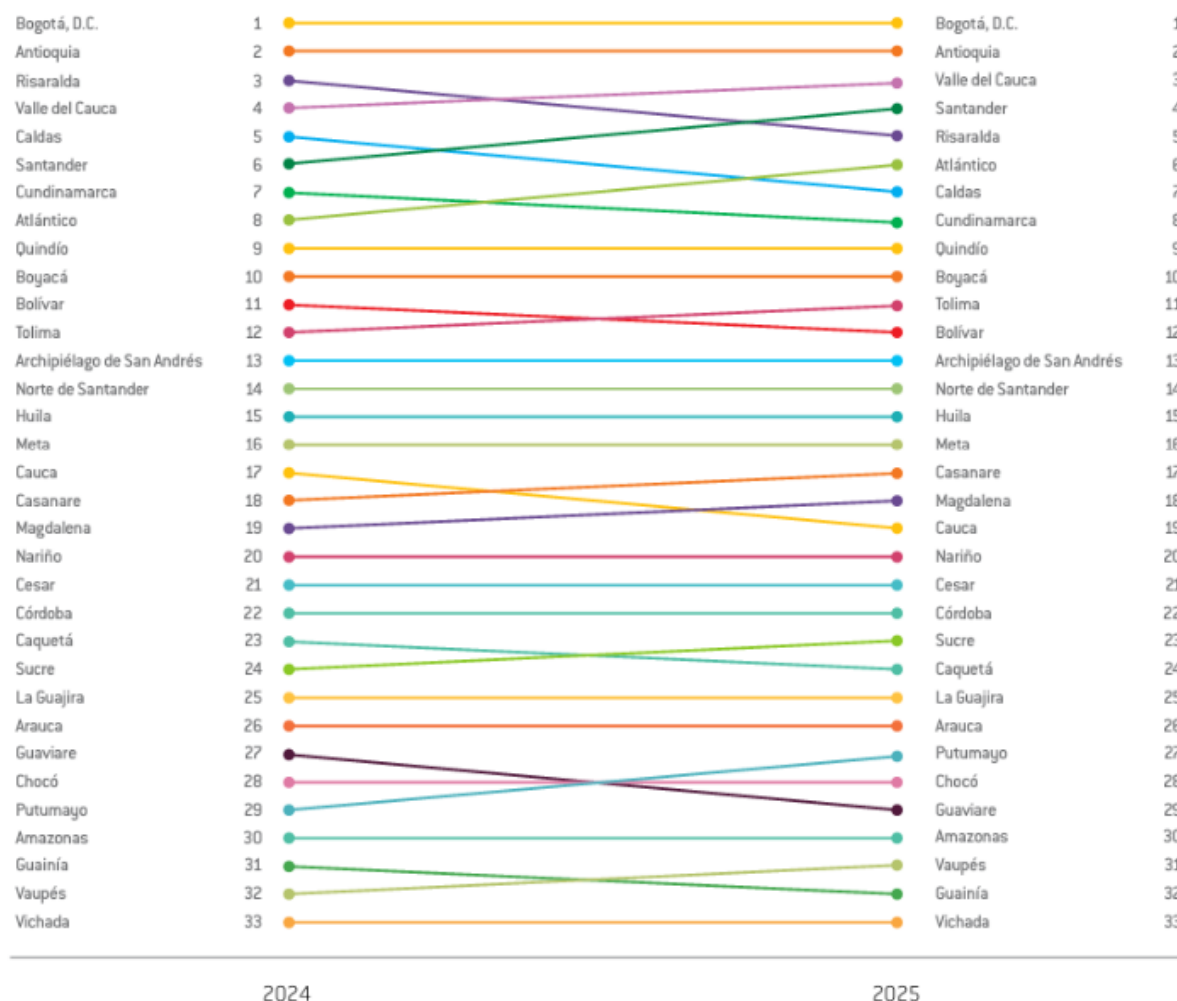


Nota. elaborado por Fundesarrollo – Consejo privado de competitividad y Universidad del Rosario.

La dinámica del desempeño del 2024 comparada con el desempeño del 2025 presenta variaciones mínimas (ver figura 7), lo que refuerza la necesidad de enfoques de transición energética que consideren la gestión organizacional y la planificación de proyectos como elementos críticos para lograr avances.

Figura 7

Evolución 2024-2025 en el ranking del IDC



Nota. CPC y SEDRE – Universidad del Rosario

Si el análisis se realiza por pilares del IDC, las principales fortalezas serían salud, educación básica y media, así como mercado laboral. No obstante, la figura 8 es clara en mostrar que los niveles más bajos de desempeño se ubican en adopción TIC, sistema financiero e innovación. Lo que configura *trade-offs* entre el alto potencial renovable del territorio y las capacidades digitales e institucionales requeridas para materializar proyectos energéticos inteligentes.

Figura 8

Desempeño regional por pilar en el IDC 2025

Región	Instituciones	Infraestructura	Adopción TIC	Sostenibilidad ambiental	Salud	Educación básica y media	Educación superior y formación para el trabajo	Entorno para los negocios	Mercado laboral	Sistema financiero	Tamaño del mercado	Sofisticación y diversificación	Innovación
Amazonía	5,29	3,23	2,22	5,01	5,06	4,68	1,99	4,27	5,81	2,68	2,59	2,50	1,02
Caribe	5,52	4,88	4,04	4,57	6,66	6,31	3,81	5,12	5,07	3,09	6,50	6,43	2,14
Central	6,36	6,26	6,21	5,38	7,13	7,89	5,11	6,11	6,71	5,18	6,57	7,50	3,78
Eje cafetero y Antioquia	6,42	5,08	6,97	4,49	7,27	7,51	5,57	6,20	7,37	5,28	6,29	7,96	4,87
Llanos-Orinoquía	5,32	3,92	2,76	4,48	6,02	6,03	3,25	4,71	5,87	3,17	4,14	3,80	0,79
Pacífico	4,97	4,05	3,99	6,20	6,05	6,03	3,37	5,30	5,45	2,92	5,59	7,84	2,21
Santanderes	5,55	5,19	5,96	4,47	6,90	7,94	5,11	5,71	5,91	4,44	6,15	8,50	3,31
Seaflower Region	5,59	4,37	3,35	4,89	7,65	6,80	4,75	6,81	8,69	5,58	3,11	5,81	2,21

Nota. CPC y SEDRE – Universidad del Rosario

Es en este punto, donde la madurez organizacional y la gestión de proyectos adquieren un rol central para articular recursos limitados, priorizar inversiones y facilitar la integración estratégica de la inteligencia artificial en la transición energética regional.

2.5. Marco Legal y Normativo.

El marco legal y normativo de esta investigación presenta los principales referentes internacionales, nacionales, sectoriales y digitales que orientan la convergencia entre transición energética, inteligencia artificial y transformación digital en Colombia. Su propósito es mostrar cómo estos instrumentos configuran el contexto regulatorio y de política pública en el que las empresas desarrollan proyectos de transición energética y adoptan tecnologías inteligentes. Desde esta perspectiva, se abordan la Agenda 2030 y los ODS, su incorporación en la planeación colombiana, las normas y políticas de transición energética, los incentivos aplicables, la regulación sobre datos y las políticas nacionales de transformación digital e inteligencia artificial.

En el ámbito internacional, esta investigación se articula con la Agenda 2030 para el Desarrollo Sostenible, adoptada por la Asamblea General de las Naciones Unidas mediante la Resolución A/RES/70/1, como un plan de acción orientado a las personas, el planeta, la prosperidad, la paz y las alianzas, con 17 Objetivos de Desarrollo Sostenible y 169 metas de carácter integrado e indivisible (Naciones Unidas. Asamblea General, 2015). En Colombia, esta agenda fue incorporada como referente de política pública mediante el CONPES 3918 de 2018, que estableció la estrategia nacional para su implementación, incluyendo metas, indicadores, entidades responsables y mecanismos de seguimiento al cumplimiento de los ODS (Consejo Nacional de Política Económica y Social & Departamento Nacional de Planeación, 2018).

Esta implementación a nivel nacional cuenta con una batería de indicadores administrada y reportada por el Estado colombiano, y se articula con los instrumentos de planeación nacional y territorial, incluyendo la (Ley 2294 de 2023. Por el cual se expide el Plan Nacional de Desarrollo 2022-2026 “Colombia Potencia Mundial de la Vida”, 2023), así como las orientaciones para incorporar los ODS en los Planes de Desarrollo Territorial 2024–2027 (Departamento Administrativo Nacional de Estadística & Fondo de Población de las Naciones Unidas, 2024). En este marco, la tesis contribuye de manera específica al ODS 7, al abordar capacidades para una energía más sostenible y moderna; al ODS 9, al proponer un modelo asociado con innovación, infraestructura digital y transformación productiva; y al ODS 13, al vincular la adopción de inteligencia artificial con proyectos de transición energética orientados a responder a los desafíos del cambio climático

Por otro lado, en el ámbito sectorial la Ley 1715 de 2014 y la Ley 2099 de 2021 constituyen referentes centrales para ese estudio. La primera promueve el desarrollo y uso de fuentes no convencionales de energía renovable en el sistema energético nacional, mientras que la segunda moderniza la legislación y dicta disposiciones para la transición energética. La Ley 2294 de 2023, correspondiente al Plan Nacional de Desarrollo 2022–2026, refuerza esta orientación al incorporar la Transición Energética Justa dentro de las apuestas estratégicas del país. Esta perspectiva resulta clave porque introduce una visión más amplia al definir que se requiere participación, desarrollo territorial, inclusión social y fortalecimiento de capacidades.

En materia de política pública sectorial, el CONPES 4075 de 2022 y el Plan Energético Nacional 2024–2054 funcionan como referentes de planeación, conectando la transición energética con

seguridad energética, innovación, conocimiento, diversificación de la matriz y fortalecimiento institucional. Este enfoque es coherente con este estudio porque permite situar la IA no solo como tecnología de automatización, sino como instrumento de análisis, anticipación y apoyo a la toma de decisiones en proyectos energéticos.

De manera complementaria, las normas sobre incentivos, eficiencia energética y dimensión social permiten comprender el entorno de viabilidad de los proyectos. La Resolución UPME 135 de 2025 establece requisitos y procedimientos para acceder a incentivos tributarios asociados a fuentes no convencionales de energía, gestión eficiente de la energía e hidrógeno. A su vez, la transición justa incorpora deberes relacionados con empleo local, consulta previa, formación de talento e inclusión comunitaria. Estos elementos son relevantes porque conectan la implementación tecnológica con responsabilidades empresariales que impactan el entorno como: reducir impactos ambientales, proteger datos, fortalecer competencias laborales y evitar que la digitalización profundice brechas territoriales.

Desde el campo digital, la gestión de datos es un eje normativo indispensable, la Ley 1581 de 2012 estableció el régimen general de protección de datos personales; el CONPES 3920 de 2018 reconoció el valor de los datos como activo estratégico; la Resolución MinTIC 460 de 2022 adopta el Plan Nacional de Infraestructura de Datos; y el Decreto 1389 de 2022 establece lineamientos de gobernanza para dicha infraestructura. Estos referentes son pertinentes porque la adopción de IA depende de datos disponibles, confiables, protegidos e interoperables. Adicionalmente, el CONPES 3975 de 2019 formuló la Política Nacional para la Transformación Digital e Inteligencia Artificial, y posteriormente, el CONPES 4144 de 2025 estableció la Política Nacional de Inteligencia Artificial; este último documento orienta el desarrollo de capacidades nacionales para la investigación, implementación y uso ético y sostenible de sistemas de IA.

La revisión normativa permite establecer que la adopción de inteligencia artificial en proyectos de transición energética debe articular criterios de sostenibilidad, transición energética justa, transformación digital, gobernanza de datos y uso responsable de tecnologías emergentes. Esta convergencia justifica que el modelo propuesto no se limite a evaluar disponibilidad tecnológica, sino que incorpore madurez organizacional, capacidades, datos, gobernanza, sostenibilidad e impacto territorial como condiciones para una adopción pertinente en el Caribe colombiano.

Con base en el recorrido teórico, conceptual, contextual y normativo desarrollado en este capítulo, se encuentra que la convergencia entre transición energética e inteligencia artificial supone fortalecer capacidades organizacionales para avanzar hacia la descarbonización bajo criterios de responsabilidad socioambiental. El estado del arte muestra que la IA puede optimizar redes, mejorar pronósticos, apoyar gemelos digitales, fortalecer el monitoreo y acelerar la toma de decisiones. Sin embargo, su valor depende de condiciones de madurez, gobernanza, calidad de datos, apropiación humana y pertinencia territorial. Al sumar los fundamentos teóricos y conceptuales se justifica el uso de dimensiones como estrategia, organización, personas, tecnología y datos para diagnosticar la madurez en adopción de IA. Asimismo, la contextualización territorial y normativa permite sustentar un diagnóstico orientado no solo a reconocer la disponibilidad tecnológica, sino también a identificar brechas, capacidades críticas y alternativas de transformación digital para empresas vinculadas con proyectos de transición energética en el Caribe colombiano.

CAPÍTULO III. Fundamentos metodológicos y resultados de investigación.

Este capítulo describe la ruta seguida para la obtención, análisis e interpretación de los datos que sustentan la propuesta de investigación. Según lo planteado por (Hernández-Sampieri & Mendoza Torres, 2018), el diseño metodológico debe mantener una relación directa con la naturaleza del problema y con los fines del estudio, permitiendo transitar desde los enfoques epistemológicos generales hasta los procedimientos empíricos específicos.

En esta investigación, se busca comprender cómo las dimensiones de tecnología, datos, personas, organización y estrategia se articulan para fortalecer las capacidades de adopción de IA en dirección de proyectos de transición energética.

3.1. Cuadro Operacionalización de variables.

Tabla 3

Operacionalización de variables

Operacionalización de Variables						
Tema: Aplicación de inteligencia artificial (IA) en proyectos de transición energética en la Región Caribe de Colombia						
Pregunta de investigación	Objetivo general	Objetivos específicos	Hipótesis	Variables estudiadas	Dimensiones	Indicadores
¿Cómo integrar las capacidades estratégicas, organizacionales, humanas, tecnológicas y de datos, mediante el análisis del nivel de adopción de la inteligencia artificial, en empresas que gestionan	Proponer un modelo de transformación digital en inteligencia artificial que integre capacidades estratégicas, organizacionales, humanas, tecnológicas y de datos, mediante el	Determinar los fundamentos teóricos referenciales sobre la adopción de inteligencia artificial en proyectos de transición energética, para definir las categorías de análisis y dimensiones de	Hi (investigación): Un modelo de transformación digital en inteligencia artificial podrá integrar las capacidades estratégicas, organizacionales, humanas, tecnológicas y de	Variable independiente: Madurez en IA y BD. Nota. La medición de esta variable se realiza por medio de una escala de Likert (1 al 4)	Estrategia	Importancia de las decisiones de IA/BD en la estrategia de la empresa
						Interés en la cultura de la empresa
						Valor añadido potencial de la IA/BD
						Consideración de aspectos éticos, legales y sociales (ELSI)
						Conciencia y estrategias de monitoreo para aspectos éticos, legales y sociales (ELSI)
					Organización	Gobernanza transparente
Asignación presupuestaria para IA/BD						

Operacionalización de Variables									
Tema: Aplicación de inteligencia artificial (IA) en proyectos de transición energética en la Región Caribe de Colombia									
Pregunta de investigación	Objetivo general	Objetivos específicos	Hipótesis	Variables estudiadas	Dimen siones	Indicadores			
proyectos de transición energética en la Región Caribe de Colombia durante el año 2025?	análisis del nivel de adopción de estas tecnologías, en empresas participantes que gestionan proyectos de transición energética en la Región Caribe de Colombia durante el año 2025.	madurez que orientan el modelo de transformación digital propuesto.	datos, mediante el análisis de su nivel de adopción tecnológica, en empresas que gestionan proyectos de transición energética en la Región Caribe de Colombia durante el año 2025.			Responsabilidades en la estructura organizativa			
						Manejo de la privacidad de los datos			
						División de responsabilidades			
					Persona s	Compromiso de los empleados			
						Desarrollo de habilidades			
						Alineación con la evolución tecnológica			
		Tecnolo gía	Integración en procesos y aplicaciones						
			Equilibrio entre la tecnología y la intervención humana						

Operacionalización de Variables						
Tema: Aplicación de inteligencia artificial (IA) en proyectos de transición energética en la Región Caribe de Colombia						
Pregunta de investigación	Objetivo general	Objetivos específicos	Hipótesis	Variables estudiadas	Dimen siones	Indicadores
		brechas específicas que permitan definir rutas de mejora en sus proyectos de transición energética.	capacidades estratégicas, organizacionales, humanas, tecnológicas y de datos, mediante el análisis de su nivel de adopción tecnológica, en empresas que gestionan proyectos de transición energética en la Región Caribe de Colombia durante el año 2025.		Datos	Acceso a los datos
		Estructurar un modelo de transformación digital a partir de los niveles de madurez identificados, que sirva como guía para la adopción progresiva y sostenible de esta				Transparencia de los datos
						Unificación de datos internos y externos
						Calidad de los datos
						Procesamiento de los datos
				Variable(s) dependiente(s): Grado de Adopción de IA en dirección de proyectos	Planeación	Análisis de mercado
					Diseño de producto	
		Ejecución			Gestión de la cadena de suministro	

Operacionalización de Variables						
Tema: Aplicación de inteligencia artificial (IA) en proyectos de transición energética en la Región Caribe de Colombia						
Pregunta de investigación	Objetivo general	Objetivos específicos	Hipótesis	Variables estudiadas	Dimensiones	Indicadores
		tecnología en el contexto de las organizaciones analizadas.		energéticos (La medición de esta variable se realiza indicando si se ha tenido casos de uso IA (11 opciones) en los diferentes procesos de los proyectos (n/N)).		Mantenimiento
					Monitoreo y control	Control y monitoreo de procesos

Nota. Elaboración propia.

3.2. Diseño metodológico.

3.2.1. Definición del enfoque, diseño y tipo de investigación de la tesis.

La investigación se desarrolla bajo un enfoque cuantitativo, en la medida en que se sustenta en la recolección y análisis de datos numéricos para examinar el nivel de adopción de la inteligencia artificial. Este enfoque se operacionaliza mediante la aplicación de un cuestionario estructurado con escala tipo Likert, que permite medir de forma sistemática las dimensiones estratégica, organizacional, humana, tecnológica y de datos asociadas a dicha adopción. En cuanto al diseño, la investigación es de tipo no experimental, dado que las variables no son objeto de manipulación (Hernández-Sampieri & Mendoza Torres, 2018). Asimismo, se adopta un diseño transversal descriptivo, puesto que la recolección de información se realiza en un único momento temporal, correspondiente al año 2025, con el propósito de caracterizar el nivel de adopción de la inteligencia artificial y analizar su comportamiento en las distintas dimensiones evaluadas. Este alcance se orienta a describir el fenómeno estudiado sin establecer relaciones de causalidad.

3.2.2. Definición de métodos, técnicas e instrumentos de obtención de datos.

El desarrollo de la investigación se apoyó en métodos de carácter teórico y empírico, seleccionados en función del objeto de estudio, los objetivos formulados y el tipo de información requerida para analizar la adopción de inteligencia artificial en empresas con proyectos de transición energética. Esta combinación permitió articular la fundamentación conceptual, la obtención de datos, el análisis de resultados y la estructuración de la propuesta de transformación.

En el nivel teórico, se empleó el método de análisis-síntesis, mediante el cual el fenómeno de adopción de inteligencia artificial fue examinado a partir de sus dimensiones principales: estrategia, organización, personas, tecnología y datos. Esta desagregación permitió comprender los componentes que intervienen en el nivel de madurez, mientras que la síntesis facilitó su integración en una lectura sistémica orientada a la construcción del modelo propuesto.

También se utilizó la modelación como método teórico, dado que la investigación no se limitó a describir el estado de madurez identificado, sino que organizó sus resultados en una estructura de transformación. A través de este método, se representaron las relaciones entre capacidades organizacionales, niveles de madurez, fases de intervención, acciones de mejora y mecanismos de seguimiento, elementos que sustentan la configuración del modelo CIMA.

En el nivel empírico, la encuesta constituyó el método principal de obtención de información, aplicada mediante un cuestionario estructurado a las empresas participantes, con el fin de medir el nivel de madurez en la adopción de inteligencia artificial. La revisión documental permitió sustentar el marco teórico, conceptual, contextual y normativo, así como identificar antecedentes y referentes necesarios para delimitar el problema. Finalmente, la consulta a expertos fue empleada para valorar la propuesta de transformación, considerando criterios de coherencia, pertinencia, aplicabilidad y viabilidad en contextos organizacionales asociados con proyectos de transición energética.

3.2.3. Desarrollo de los instrumentos de obtención de datos.

En coherencia con el enfoque cuantitativo y el diseño no experimental de tipo transversal descriptivo, la obtención de la información se llevó a cabo mediante un cuestionario estructurado con escala tipo Likert, orientado a cuantificar el nivel de madurez en la adopción de inteligencia artificial en las organizaciones objeto de estudio.

Cada dimensión del instrumento de madurez (tecnología, datos, personas, organización y estrategia) está compuesto por subdimensiones observables, susceptibles de medición ordinal en escala 1 al 4. Esta escala tipo likert representa los niveles:

- Nivel 1: Completamente en desacuerdo
- Nivel 2: En desacuerdo
- Nivel 3: De acuerdo
- Nivel 4: Completamente de acuerdo

Lo anterior está alineado con los indicadores observables en la tabla 3. El diseño del cuestionario se fundamenta en el modelo de madurez AI-CUBE, este instrumento se tradujo

al español por parte personal cualificado para asegurar su fidelidad, evitando así errores lingüísticos o de interpretación. Para asegurar trazabilidad metodológica y replicabilidad del estudio, el cuestionario completo, con la totalidad de los ítems, escalas y criterios de medición utilizados, se presenta en el Anexo 1.

3.2.4. Determinación de la muestra y su criterio de selección.

La muestra estuvo conformada por diez empresas del sector de energías renovables del Caribe colombiano, seleccionadas de forma intencional no probabilística, bajo criterios de relevancia y participación en proyectos de transición energética. Este tipo de muestreo se justifica cuando el investigador busca comprender hechos observables y verificables complejos en contextos particulares, priorizando la profundidad del análisis sobre la generalización estadística (Hernández-Sampieri & Mendoza Torres, 2018). La selección consideró tanto empresas de generación como de distribución y servicios tecnológicos energéticos.

Los criterios de inclusión fueron:

- Empresas con proyectos de transición energética (renovables, eficiencia, digitalización o almacenamiento).
- Disposición para participar en la evaluación de madurez.
- Ubicación de los proyectos dentro de los departamentos Atlántico, Bolívar, Córdoba, La Guajira, Magdalena, Sucre, y Cesar.

El criterio de exclusión correspondió a organizaciones sin operaciones activas en el periodo 2020 - 2025. La unidad de análisis fue la empresa, mientras que la unidad de observación correspondió a los procesos organizacionales en los que se implementan tecnologías de inteligencia artificial. En el Anexo 3 se presenta una nota metodológica complementaria.

3.3. Trabajo de campo

El trabajo de campo se desarrolló entre los meses de mayo y agosto de 2025 y fue ejecutado de manera planificada mediante un cronograma de acciones que permitió organizar las actividades, definir responsables, participantes y recursos necesarios. Este enfoque

garantizó la trazabilidad, coherencia y control del proceso metodológico a lo largo de todas sus fases, desde la preparación hasta la recolección y sistematización de la información (ver Tabla 4).

Tabla 4

Cronograma de acciones

Fase	Actividad	Periodo	Responsable	Participantes	Recursos
Planificación	Diseño y validación del instrumento de madurez IA	Enero–febrero 2025	Investigadora	Investigadora	Instrumento AI-CUBE, bases de datos científicas
Preparación	Selección de empresas y coordinación de socializaciones	Marzo–abril 2025	Investigadora	Investigadora	Correos, videoconferencias
Trabajo de campo	Aplicación del instrumento (10 empresas)	Mayo–agosto 2025	Investigadora	Empresas del sector	Formularios, webinars
Procesamiento	Sistematización y validación de datos	Septiembre 2025	Investigadora	Investigadora	Excel, RStudio
Análisis	Análisis descriptivo y comparativo	Septiembre 2025	Investigadora	Investigadora	Excel, software estadístico
Redacción	Elaboración de resultados y discusión	Octubre 2025	Investigadora	Tutor de tesis	Word, gestor de referencias bibliográficas

Nota. Elaboración propia.

Luego de la fase de planificación y preparación, se procedió a realizar las socializaciones del objetivo del estudio con representantes empresariales, a través de agremiaciones asociadas a la transición energética y a la dirección de proyectos, así como en redes de investigación, innovación y transformación digital de la región Caribe colombiana.

3.3.1. Aplicación de los instrumentos.

La aplicación del instrumento se habilitó en formato digital, y cuando fue requerido se brindó acompañamiento remoto por parte del investigador para resolver dudas o verificar consistencia en las respuestas. El enlace de acceso se compartió con las empresas y se realizó seguimiento de su diligenciamiento. Como prueba piloto se aplicó inicialmente a tres empresas, a quienes se contactó telefónicamente para consultar si los ítems eran claros, coherentes y pertinentes con lo que se estaba evaluando. Posteriormente, se realizaron algunos ajustes ligeros de forma, orientados a mejorar la comprensión de algunos ítems (no se realizaron cambios de fondo ni modificaciones estructurales en el instrumento, para no afectar las dimensiones validadas ni los resultados futuros del estudio). Luego de este paso, se continuó con la aplicación del instrumento de madurez en siete empresas adicionales, completando un total de diez empresas analizadas. No fue necesario realizar una prueba piloto por separado, dado que el instrumento había sido previamente validado.

Durante el proceso de aplicación del instrumento se destaca la disposición de directivos de empresas del sector en ser parte del estudio. Sin embargo, se detectaron dificultades en la vinculación de más organizaciones, por baja disponibilidad de tiempo para diligenciar todo el cuestionario. Esta situación coincide con lo expresado por (Creswell et al., 2018), donde señala que la interacción con participantes de diversas organizaciones puede verse afectada por factores de tiempo, jerarquía o disponibilidad.

3.3.2. Procesamiento de la información

Una vez concluida la aplicación del instrumento, la información recolectada fue exportada y organizada en una base de datos, con el fin de garantizar una correcta lectura de los registros antes de proceder al análisis estadístico. Inicialmente, se verificó que no existieran

respuestas incompletas, ni inconsistencias entre ítems, lo que permitió trabajar con un conjunto de datos depurado.

Posteriormente, considerando la escala de medición empleada y el tamaño muestral, se calcularon medidas de tendencia central y dispersión, incluyendo promedios, medianas y rangos intercuartílicos. Luego, con el propósito de explorar la consistencia interna del instrumento se calculó el coeficiente alfa de Cronbach y se aplicó un Análisis de Componentes Principales (PCA). También se realizó un análisis de correlación de Spearman, para conocer las asociaciones entre las dimensiones de la técnica empleada.

Adicionalmente, se hizo un conteo sobre la adopción de tecnologías de inteligencia artificial y Big Data en los distintos procesos del instrumento, para obtener análisis de frecuencia.

3.4. Análisis de los resultados en los datos obtenidos.

Previo al análisis detallado de los resultados, la Tabla 10 muestra algunas características generales de los casos incluidos en el estudio. En esta, se puede observar que 9 de las 10 empresas participantes, manifestó utilizar herramientas de IA y BD para optimizar procesos internos, mientras que solo una las aplica en productos o servicios dirigidos al mercado. En cuanto al tamaño organizacional por número de colaboradores, el estudio incluye empresas con estructuras pequeñas y medianas (PYMES) y cuentan mayoritariamente (90%) con más de cinco años de experiencia. Por su parte, la posición que ocupan quienes diligenciaron el instrumento es principalmente cargos directivos u operativos.

Tabla 5

Características generales de las empresas participantes

Empresa	Relación con la IA/BD		Colaboradores de la compañía			Posición			Años de experiencia			
	Usa tecnologías de IA/BD	Provee al mercado tecnologías de IA/BD	< 50	50 a 250	251 a 500	CEO/CFO/CTO/CIO	Gerente de Producción, Gerente de Operaciones	Otro cargo	< 5	5 a 16	> 16	> 20
C1	●		●			●			●			
C2	●		●			●				●		
C3	●		●				●			●		
C4	●		●			●					●	
C5	●		●				●			●		
C6	●				●			●				●
C7	●		●			●				●		
C8	●			●		●				●		
C9		●	●			●				●		
C10	●		●			●				●		

Nota. Elaboración propia.

3.4.1 Dimensiones, indicadores e ítems

Las cinco dimensiones del estudio (estrategia, organización, personas, tecnología y datos) estuvieron relacionadas con 20 indicadores/subdimensiones y 22 ítems. A continuación, se muestra una tabla que contiene el promedio y mediana de cada uno de los ítems del estudio:

Tabla 11

Promedio y mediana de los 22 ítems de madurez

Dimensión de madurez	Subdimensiones	Ítems	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	Promedio	Mediana
Estrategia	Importancia de las decisiones de IA/BD en la estrategia de la empresa	Las decisiones sobre IA/BD forman parte de la estrategia de la empresa	3,0	4,0	3,0	3,0	4,0	3,0	3,0	4,0	4,0	3,0	3,40	3,00
		como una contribución importante a nuestros objetivos de negocio.	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		

Dimensión de madurez	Subdimensiones	Ítems	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	Promedio	Mediana
	Interés en la cultura de la empresa	Dentro de la cultura de la empresa existe un fuerte interés en la IA/BD, es decir, llevamos a cabo iniciativas de IA/BD, implementamos un enfoque basado en datos que guía nuestra toma de decisiones, y la IA/BD se tiene en cuenta en nuestras actividades de gestión del cambio.	3,0	4,0	3,0	3,0	3,0	3,0	3,0	4,0	4,0	3,0	3,30	3,00
	Valor añadido potencial de la IA/BD	Las aplicaciones de IA/BD se consideran actividades que añaden valor para alcanzar una ventaja competitiva.	3,0	4,0	3,0	4,0	4,0	3,0	4,0	4,0	4,0	3,0	3,60	4,00
	Consideración de aspectos éticos, legales y sociales (ELSI)	El monitoreo y control de los ELSI (Cuestiones Éticas, Legales y Sociales) de la IA/BD forman parte	3,0	4,0	2,0	3,0	3,0	3,0	3,0	3,0	2,0	1,0	2,70	3,00

Dimensión de madurez	Subdimensiones	Ítems	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	Promedio	Mediana
Organización		de la estrategia de la empresa.												
	Conciencia y estrategias de monitoreo para los ELSI	Las estrategias para abordar los ELSI se definen y comunican de forma transparente. Todos los ELSI se adaptan a las regulaciones y se verifica su compatibilidad con las estrategias corporativas.	3,0 0	4,0 0	3,0 0	4,0 0	4,0 0	3,0 0	3,0 0	3,0 0	2,0 0	3,0 0	3,20	3,00
	Gobernanza transparente	Las aplicaciones de IA/BD se gestionan de forma transparente, es decir, las tareas específicas se formalizan en roles de gobierno (CDO/CTO) a nivel corporativo.	3,0 0	4,0 0	3,0 0	3,0 0	3,0 0	3,0 0	3,0 0	3,0 0	3,0 0	2,0 0	3,00	3,00
	Asignación presupuestaria para IA/BD	Las responsabilidades de la IA/BD están bien ligadas a la estructura organizativa, centralizadas	3,0 0	4,0 0	3,0 0	4,0 0	4,0 0	2,0 0	4,0 0	3,0 0	3,0 0	3,0 0	3,30	3,00

Dimensión de madurez	Subdimensiones	Ítems	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	Promedio	Mediana
		y respaldadas por la alta dirección.												
	Responsabilidades en la estructura organizativa	Parte del presupuesto se asigna específicamente a proyectos de IA/BD.	3,0 0	4,0 0	3,0 0	3,0 0	3,0 0	2,0 0	3,0 0	1,0 0	3,0 0	1,0 0	2,60	3,00
	Manejo de la privacidad de los datos	La privacidad en las aplicaciones de IA/BD se gestiona a través de la gobernanza y el monitoreo del acceso a los datos, la protección de los datos y las alineaciones con las regulaciones.	3,0 0	4,0 0	3,0 0	3,0 0	3,0 0	3,0 0	3,0 0	2,0 0	3,0 0	2,0 0	2,90	3,00
	División de responsabilidades	En mi empresa, la división de responsabilidades de la gestión de la IA/BD entre el nivel corporativo y las funciones es transparente y está bien definida.	3,0 0	4,0 0	3,0 0	2,0 0	3,0 0	2,0 0	3,0 0	2,0 0	3,0 0	3,0 0	2,80	3,00

Dimensión de madurez	Subdimensiones	Ítems	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	Promedio	Mediana
Personas	Compromiso de los empleados	Los empleados participan en las iniciativas de IA/BD, tienen el nivel de habilidades y las capacidades necesarias para desarrollar y gestionar proyectos de IA/BD.	3,00	4,00	3,00	3,00	4,00	3,00	3,00	4,00	3,00	1,00	3,10	3,00
	Desarrollo de habilidades	El desarrollo de habilidades en IA/BD está asociado a programas de formación formales específicos y también se refleja en las descripciones de los puestos de trabajo.	3,00	4,00	3,00	4,00	3,00	3,00	4,00	3,00	2,00	1,00	3,00	3,00
	Alineación con la evolución tecnológica	El personal de mi empresa está plenamente involucrado y alineado con la rápida evolución tecnológica impulsada por la IA/BD.	3,00	4,00	3,00	3,00	3,00	3,00	3,00	3,00	2,00	1,00	2,80	3,00

Dimensión de madurez	Subdimensiones	Ítems	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	Promedio	Mediana
Tecnología	Integración en procesos y aplicaciones	En el proceso específico bajo consideración, la IA/BD se utiliza a lo largo de diferentes etapas y está integrada con otras aplicaciones.	3,0 0	4,0 0	3,0 0	2,8 0	3,4 0	2,6 0	3,0 0	2,6 0	3,2 0	1,0 0	2,86	3,00
		Existe un nivel automatizado de diseño y evaluación para la intervención humana ("human-in-the-loop") en las funciones de IA/BD de mi empresa.	3,0 0	4,0 0	2,8 0	2,6 0	3,0 0	2,0 0	3,2 0	2,6 0	3,0 0	1,0 0	2,72	2,90
	Equilibrio entre la tecnología y la intervención humana	Los algoritmos y las herramientas aplicadas en este proceso son lo suficientemente flexibles para equilibrar la IA/BD y la intervención humana al abordar los riesgos.	3,0 0	4,0 0	3,0 0	2,4 0	3,6 0	2,0 0	3,0 0	2,6 0	3,0 0	1,0 0	2,76	3,00
		Todas las decisiones importantes tomadas en el	3,0 0	4,0 0	3,0 0	2,4 0	3,8 0	2,2 0	3,0 0	2,6 0	3,0 0	1,0 0	2,80	3,00

Dimensión de madurez	Subdimensiones	Ítems	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	Promedio	Mediana
Datos		proceso se basan en evidencia y se fundamentan en los datos generados por la IA/BD, y los usuarios están capacitados para interpretar los datos de forma regular.												
	Acceso a los datos	Una amplia selección de datos internos y externos está disponible para satisfacer todas las necesidades de información con los mejores datos posibles para el proceso bajo consideración.	3,0 0	4,0 0	2,8 0	2,4 0	3,6 0	2,2 0	3,0 0	2,4 0	2,8 0	1,4 0	2,76	2,80
	Transparencia de los datos	Los datos relacionados con el proceso se gestionan de forma transparente hacia el resto de la empresa.	3,0 0	4,0 0	3,0 0	3,2 0	3,6 0	2,4 0	3,0 0	2,4 0	2,8 0	2,0 0	2,94	3,00

Dimensión de madurez	Subdimensiones	Ítems	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	Promedio	Mediana
	Unificación de datos internos y externos	Los datos internos y externos gestionados por la IA/BD se actualizan en tiempo real para gestionar el proceso.	3,0 0	4,0 0	3,0 0	2,8 0	3,4 0	2,2 0	3,0 0	2,2 0	2,8 0	1,8 0	2,82	2,90
	Calidad de los datos	La calidad de los datos gestionados por la IA/BD en el proceso es muy buena en términos de frecuencia de recopilación, integridad de los datos, formato, identificación única de la fuente.	3,0 0	4,0 0	3,0 0	2,8 0	3,4 0	2,2 0	3,2 0	2,2 0	3,0 0	1,4 0	2,82	3,00
	Procesamiento de los datos	La IA/BD tiene la capacidad de procesar todas las formas de datos no estructurados (por ejemplo, análisis de texto) necesarios para la decisión que se debe tomar.	3,0 0	4,0 0	3,0 0	2,6 0	3,4 0	2,2 0	3,0 0	2,2 0	2,6 0	1,6 0	2,76	2,80

Nota. Elaboración propia.

El mapa de calor identifica ítems con mayor y menor valoración. Las preguntas en azul reflejan alta importancia, en nuestro caso el ítem con mayor valor es: Las aplicaciones de IA/BD se consideran actividades que añaden valor para alcanzar una ventaja competitiva (promedio de 3,6 sobre 4), mientras que los ítems en rojo muestran debilidades, en nuestro caso el ítem más bajo es: Parte del presupuesto se asigna específicamente a proyectos de IA/BD. (promedio de 2,6 sobre 4).

3.4.2 Cálculo Alfa de Cronbach

Se procedió a analizar la consistencia interna del instrumento por medio del cálculo del alfa de Cronbach, donde se analizaron de todos los ítems de escala de Likert (22 ítems) obteniendo como resultado un $\alpha = 0,9722$, lo que indica una consistencia interna elevada ($\alpha \geq 0,70$) y sugiere un nivel de fiabilidad adecuado del instrumento en la muestra analizada. Adicionalmente, se analizó el alfa de Cronbach por dimensión, obteniendo la siguiente tabla:

Tabla 6

Alfa de Cronbach por dimensión

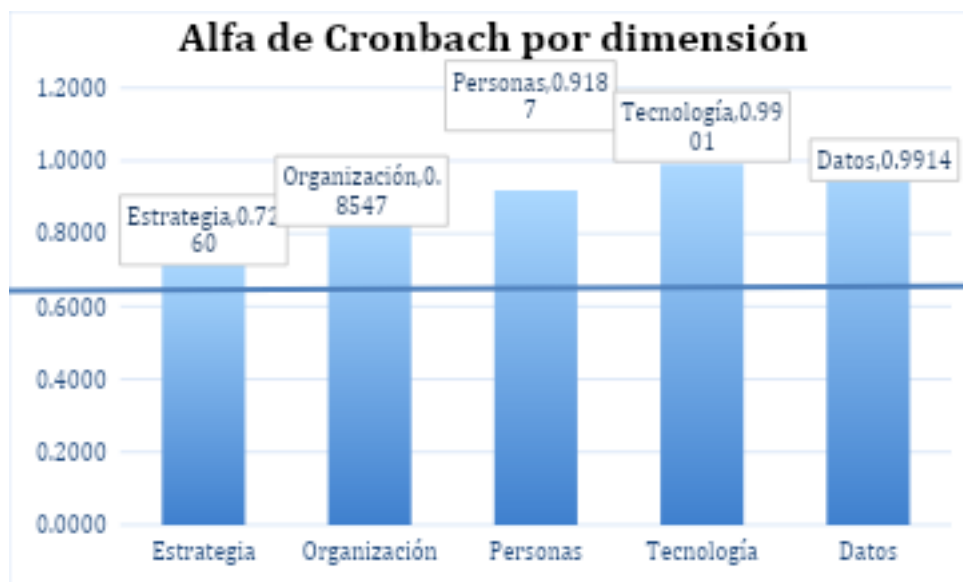
Dimensión	No. De ítems	Alfa de Cronbach	Interpretación
Estrategia	5	0,7260	Aceptable
Organización	5	0,8794	Bien
Personas	3	0,9187	Excelente
Tecnología	4	0,9901	Excelente
Datos	5	0,9914	Excelente

Nota. Elaboración propia.

Como se puede visualizar en la gráfica 1, los valores de alfa se ubican en rangos aceptables o superiores, lo que refuerza la consistencia interna por dimensión en la muestra evaluada, de hecho, en las dimensiones de personas, tecnología y datos es excelente.

Gráfica 1

Diagrama de barras de alfa de Cronbach por dimensión



Nota. Elaboración propia.

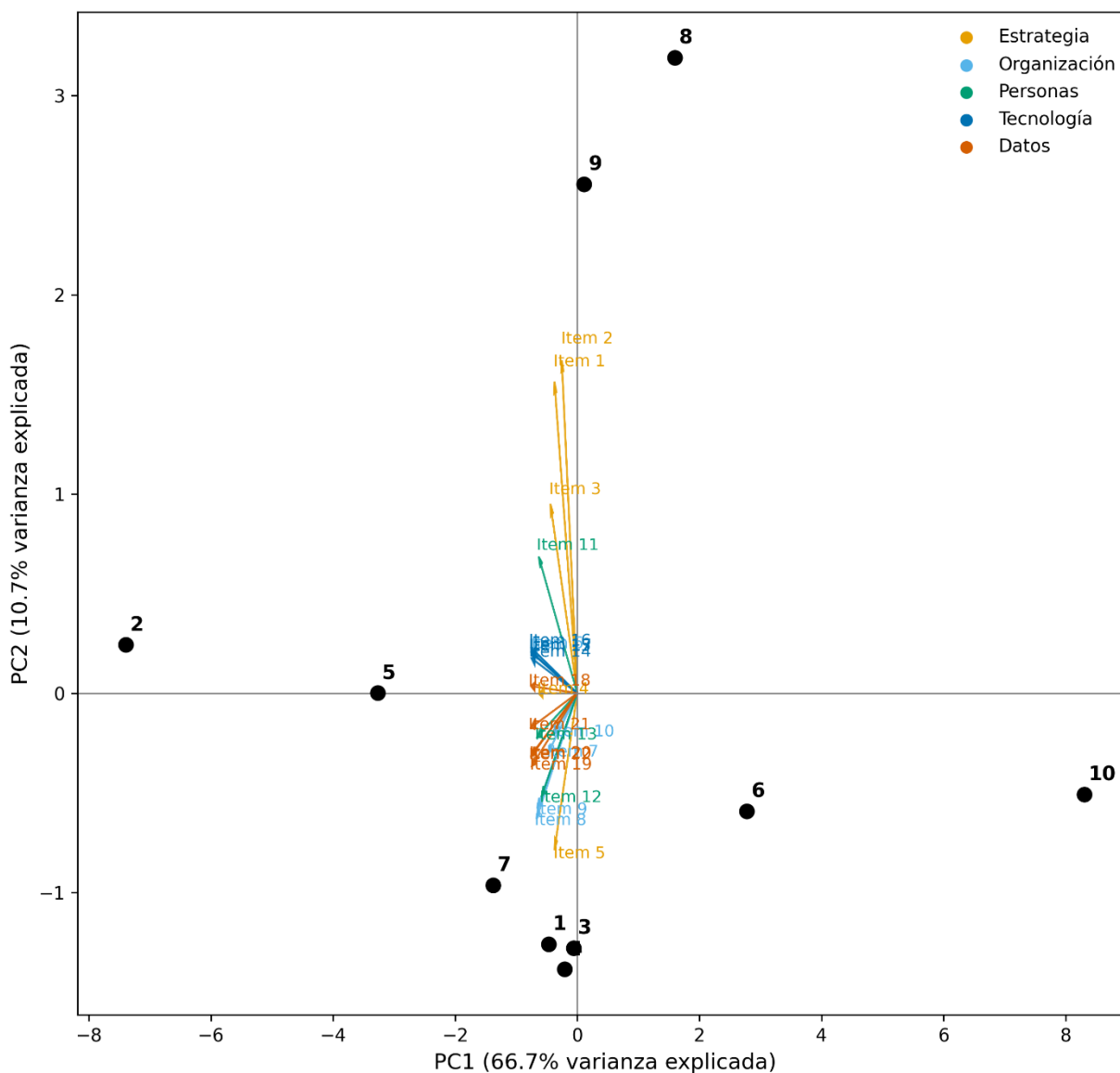
3.4.3 Análisis de Componentes Principales (PCA)

Con el propósito de explorar la estructura conjunta de los ítems y apoyar la interpretación del instrumento entre los 22 ítems de escala Likert que lo componen, se aplicó un Análisis de Componentes Principales (PCA). Este análisis no tuvo como objetivo identificar ni validar factores independientes, sino examinar si los ítems muestran un comportamiento convergente.

La Figura 9 representa el diagrama de dispersión bidimensional (biplot) de los dos primeros componentes principales, los cuales explican la mayor proporción de la varianza (66,7 % y 10,7 % respectivamente). Los valores con signo negativo del primer componente principal (PC1) están asociados a mayores niveles de madurez, mientras que los valores con signo positivo corresponden a niveles más bajos.

Figura 9

Biplot del Análisis de Componentes Principales (PCA) del instrumento de madurez en IA y BD (22 ítems, 10 empresas)



Nota. Los ítems del instrumento (del 1 al 22) son representados por vectores de colores (cada dimensión tiene un color diferente), y las empresas evaluadas (del 1 al 10) son representadas por puntos de color negro.

El PC1 integra de manera conjunta las cinco dimensiones del instrumento (Estrategia, Organización, Personas, Tecnología y Datos) y puede interpretarse como un indicador global de madurez dada la orientación similar de los ítems del constructo. Por otro lado, el PC2 explica un 10,7 % adicional de la varianza sin configurar una dimensión conceptual independiente de la madurez.

3.4.4 Promedios por empresa y subdimensión

En la siguiente tabla se muestra el promedio general asociado a cada subdimensión del estudio:

Tabla 7

Promedios por empresa y subdimensión

Dimensión	Subdimensiones	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	Promedio
Estrategia	Importancia de las decisiones de IA/BD en la estrategia de la empresa	3,00	4,00	3,00	3,00	4,00	3,00	3,00	4,00	4,00	3,00	3,40
	Interés en la cultura de la empresa	3,00	4,00	3,00	3,00	3,00	3,00	3,00	4,00	4,00	3,00	3,30
	Valor añadido potencial de la IA/BD	3,00	4,00	3,00	4,00	4,00	3,00	4,00	4,00	4,00	3,00	3,60
	Consideración de aspectos éticos, legales y sociales (ELSI)	3,00	4,00	2,00	3,00	3,00	3,00	3,00	3,00	2,00	1,00	2,70
	Conciencia y estrategias de monitoreo para los ELSI	3,00	4,00	3,00	4,00	4,00	3,00	3,00	3,00	2,00	3,00	3,20
	Gobernanza transparente	3,00	4,00	3,00	3,00	3,00	3,00	3,00	3,00	3,00	2,00	3,00
Organización	Asignación presupuestaria para IA/BD	3,00	4,00	3,00	4,00	4,00	2,00	4,00	3,00	3,00	3,00	3,30
	Responsabilidades en la estructura organizativa	3,00	4,00	3,00	3,00	3,00	2,00	3,00	1,00	3,00	1,00	2,60

Dimensión	Subdimensiones	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	Promedio
Personas	Manejo de la privacidad de los datos	3,00	4,00	3,00	3,00	3,00	3,00	3,00	2,00	3,00	2,00	2,90
	División de responsabilidades	3,00	4,00	3,00	2,00	3,00	2,00	3,00	2,00	3,00	3,00	2,80
	Compromiso de los empleados	3,00	4,00	3,00	3,00	4,00	3,00	3,00	4,00	3,00	1,00	3,10
	Desarrollo de habilidades	3,00	4,00	3,00	4,00	3,00	3,00	4,00	3,00	2,00	1,00	3,00
	Alineación con la evolución tecnológica	3,00	4,00	3,00	3,00	3,00	3,00	3,00	3,00	2,00	1,00	2,80
Tecnología	Integración en procesos y aplicaciones	3,00	4,00	3,00	2,80	3,40	2,60	3,00	2,60	3,20	1,00	2,86
	Equilibrio entre la tecnología y la intervención humana	3,00	4,00	2,93	2,47	3,47	2,07	3,07	2,60	3,00	1,00	2,76
Datos	Acceso a los datos	3,00	4,00	2,80	2,40	3,60	2,20	3,00	2,40	2,80	1,40	2,76
	Transparencia de los datos	3,00	4,00	3,00	3,20	3,60	2,40	3,00	2,40	2,80	2,00	2,94
	Unificación de datos internos y externos	3,00	4,00	3,00	2,80	3,40	2,20	3,00	2,20	2,80	1,80	2,82
	Calidad de los datos	3,00	4,00	3,00	2,80	3,40	2,20	3,20	2,20	3,00	1,40	2,82
	Procesamiento de los datos	3,00	4,00	3,00	2,60	3,40	2,20	3,00	2,20	2,60	1,60	2,76

Nota. Elaboración propia.

3.4.5 Análisis de Spearman

Para este análisis se utilizaron los promedios de los niveles de madurez promedio de la escala de Likert (1 al 4) por empresa y dimensión para luego calcular correlaciones (Spearman), comparativos y brechas (hasta el valor de 4).

Tabla 8

Promedios por dimensión y empresa

Empresa	EST	ORG	PER	TEC	DAT
Empresa 1	3	3	3	3	3
Empresa 2	4	4	4	4	4
Empresa 3	2,8	3	3	2,95	2,96
Empresa 4	3,4	3	3,33	2,55	2,76
Empresa 5	3,6	3,2	3,33	3,45	3,48
Empresa 6	3	2,4	3	2,2	2,24
Empresa 7	3,2	3,2	3,33	3,05	3,04
Empresa 8	3,6	2,2	3,33	2,6	2,28
Empresa 9	3,2	3	2,33	3,05	2,8
Empresa 10	2,6	2,2	1	1	1,64

Nota. Elaboración propia.

Con estos datos, se calcularon los rangos (r) por dimensión para calcular Spearman (ρ). A continuación, se pueden visualizar:

Tabla 9

Rangos (r) por dimensión para calcular Spearman (ρ)

Empresa	EST	ORG	PER	TEC	DAT
Empresa 1	3,5	5,5	4	6	7
Empresa 2	10	10	10	10	10
Empresa 3	2	5,5	4	5	6
Empresa 4	7	5,5	7,5	3	4
Empresa 5	8,5	8,5	7,5	9	9
Empresa 6	3,5	3	4	2	2
Empresa 7	5,5	8,5	7,5	7,5	8
Empresa 8	8,5	1,5	7,5	4	3
Empresa 9	5,5	5,5	2	7,5	5
Empresa 10	1	1,5	1	1	1

Nota. Elaboración propia.

Se realizaron correlaciones entre dimensiones y se aplicó un formato condicional de escalas de color para generar un mapa de calor.

Tabla 10

Mapa de calor de correlaciones entre dimensiones

Dimensión	EST	ORG	PER	TEC	DAT
EST	1	0,511319856	0,853562418	0,619643563	0,532132486
ORG	0,511319856	1	0,605276257	0,877500072	0,94406864
PER	0,853562418	0,605276257	1	0,530610791	0,614527452
TEC	0,619643563	0,877500072	0,530610791	1	0,936174537
DAT	0,532132486	0,94406864	0,614527452	0,936174537	1

Nota. Elaboración propia.

Para interpretar la magnitud de ρ se utilizaron rangos de referencia:

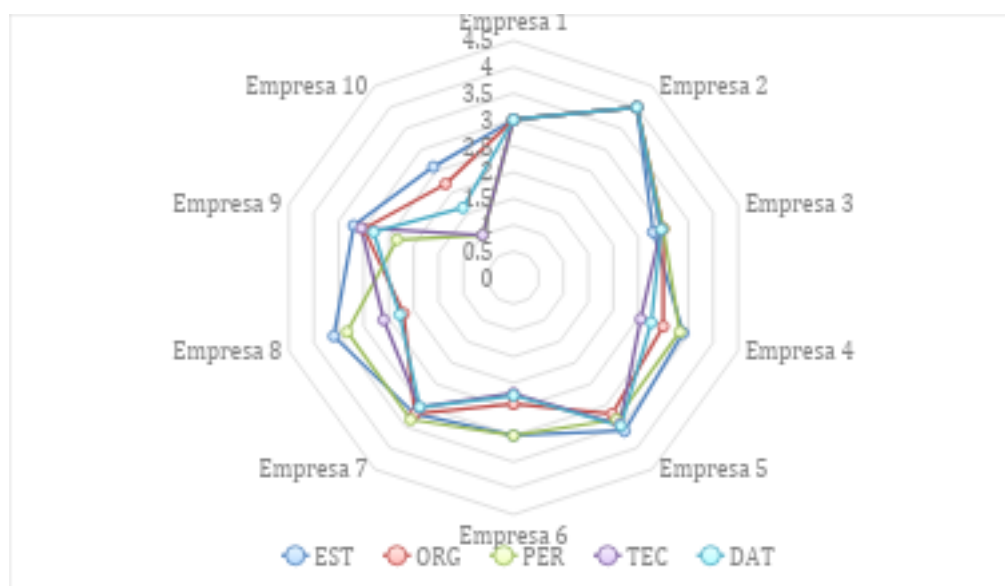
- 0.70 a 1.00, correlación alta.
- 0.50 a 0.69, correlación moderada.
- < 0.50, correlación baja.

En la tabla 16 se observan varias asociaciones de magnitud alta y moderada entre dimensiones, y no se presentan valores con correlaciones bajas.

Luego, se insertó radar para comparar empresas por dimensiones.

Gráfica 2

Comparación de empresas por dimensiones

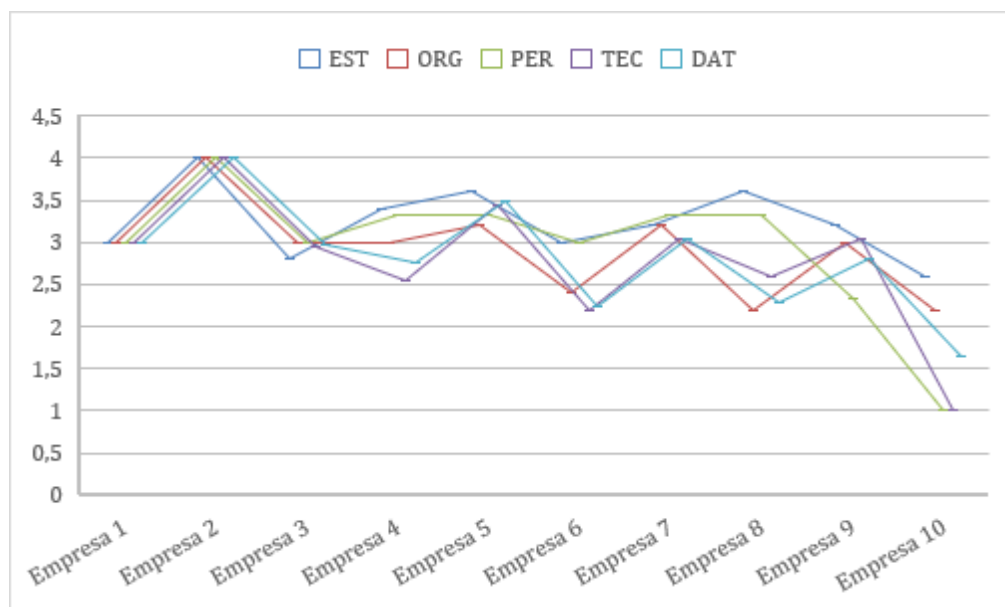


Nota. Elaboración propia.

Posteriormente, se insertó diagrama de Caja y Bigotes para ver dispersión por dimensión.

Gráfica 3

Dispersión por dimensión



Nota. Elaboración propia.

También, se analizaron las brechas promedio por cada dimensión:

Tabla 11

Brechas promedio de cada empresa por dimensión

Empresa	EST	ORG	PER	TEC	DAT	Brecha_ EST	Brecha_ ORG	Brecha_ PER	Brecha_ _TEC	Brecha_ _DAT
Empresa 1	3	3	3	3	3	1	1	1	1	1
Empresa 2	4	4	4	4	4	0	0	0	0	0
Empresa 3	2,8	3	3	2,95	2,96	1,2	1	1	1,05	1,04
Empresa 4	3,4	3	3,33	2,55	2,76	0,6	1	0,67	1,45	1,24
Empresa 5	3,6	3,2	3,33	3,45	3,48	0,4	0,8	0,67	0,55	0,52
Empresa 6	3	2,4	3	2,2	2,24	1	1,6	1	1,8	1,76
Empresa 7	3,2	3,2	3,33	3,05	3,04	0,8	0,8	0,67	0,95	0,96

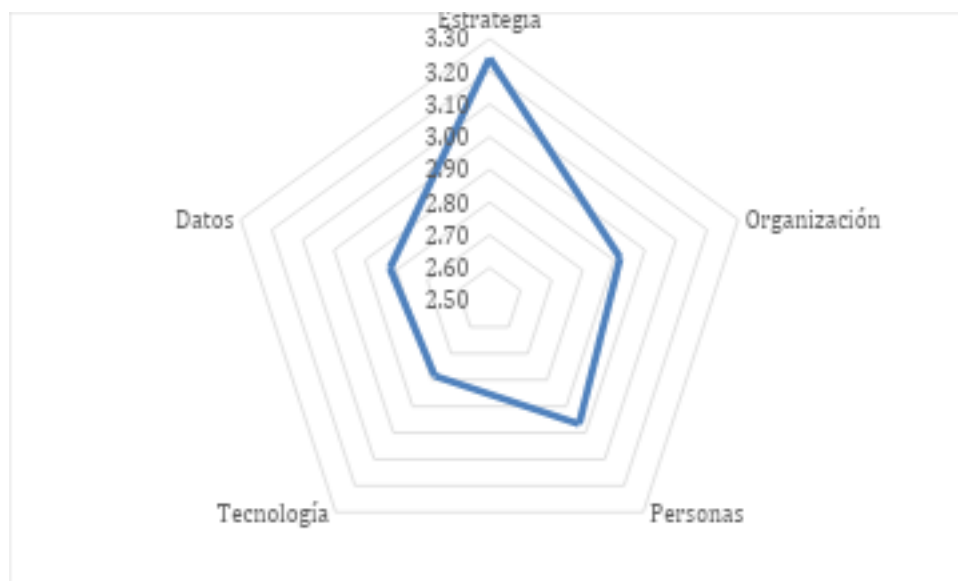
Empresa	EST	ORG	PER	TEC	DAT	Brecha_ EST	Brecha_ ORG	Brecha_ PER	Brecha_ _TEC	Brecha_ _DAT
Empresa 8	3,6	2,2	3,33	2,6	2,28	0,4	1,8	0,67	1,4	1,72
Empresa 9	3,2	3	2,33	3,05	2,8	0,8	1	1,67	0,95	1,2
Empresa 10	2,6	2,2	1	1	1,64	1,4	1,8	3	3	2,36
Promedio brecha:						0,76	1,08	1,03	1,215	1,18

Nota. Elaboración propia.

El promedio de madurez por dimensión se encuentra en la gráfica 4, donde se observa el comportamiento medio de las organizaciones evaluadas en las cinco dimensiones definidas:

Gráfica 4

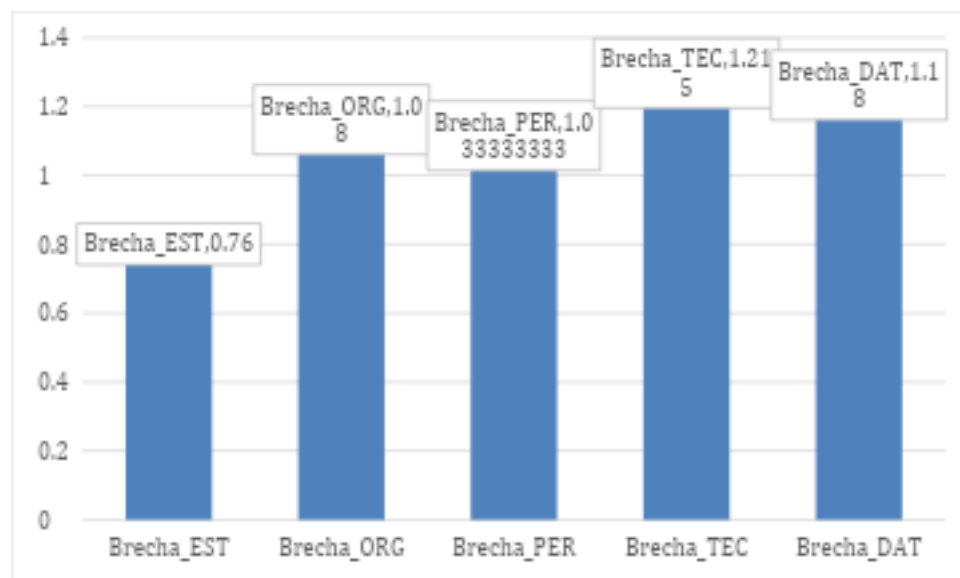
Radar de madurez promedio por dimensión



Nota. Elaboración propia.

En la siguiente gráfica se pueden visualizar brechas promedio por dimensión:

Gráfica 5

Brechas promedio por dimensión

Nota. Elaboración propia.

Para caracterizar la madurez por dimensión, se adoptó la mediana como medida principal, esta decisión se sustenta dado el tamaño de la muestra, la característica de escala ordinal y variable discreta de los datos al ser una escala de Likert y el comportamiento de estos. Se estableció utilizar un rango intercuartílico (RIQ) para conocer la implicación de variabilidad de los datos (que tan dispersos estaban). A continuación, se ubica la tabla con la mediana por dimensión:

Tabla 12

Mediana por dimensiones

Dimensión	Mediana general	Q1	Q3	RIQ	Implicación de Variabilidad
Estrategia	3	3	4	1	Dispersión Moderada
Organización	3	2,75	3	0,25	Dispersión baja
Personas	3	2,5	3,25	0,75	Dispersión moderada - baja

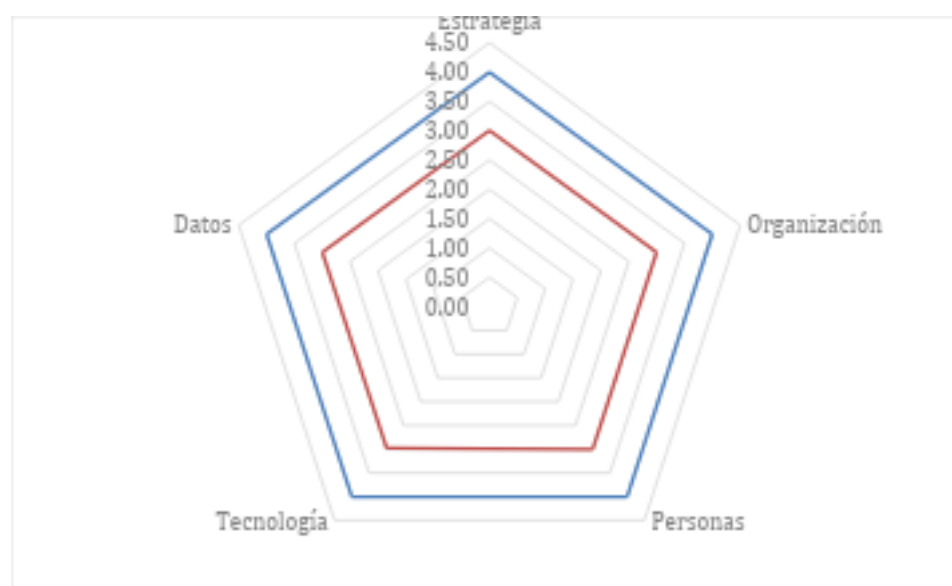
Dimensión	Mediana general	Q1	Q3	RIQ	Implicación de Variabilidad
Tecnología	2,983333333	2,533333333	3,266666667	0,733333333	Dispersión moderada - baja
Datos	3	2	3,5	1,5	Dispersión considerable

Nota. Elaboración propia.

A partir de estos valores se representó gráficamente:

Gráfica 6

Mediana por dimensiones



Nota. Elaboración propia.

3.4.6. Planteamientos del modelo *AI - CUBE*

El modelo *AI-CUBE* menciona que la madurez puede analizarse en dos grandes bloques estructurales: *Org - Triad & Tech – Pair* (AI-CUBE, 2023).

El *Org - Triad* representa la madurez organizacional y estratégica, enfocada en liderazgo, gobernanza, cultura y gestión del talento, refleja la capacidad interna de la empresa para incorporar IA en su dirección de proyectos. La fórmula utilizada es:

$$Org - Triad = \frac{(Estrategia+Organización+Personas)}{3}$$

Para el caso de *Tech - Pair*, lo que representa es la madurez técnica y de infraestructura digital, centrada en capacidades tecnológicas y gestión de datos. Se refleja la capacidad instrumental de implementación de soluciones inteligentes. La fórmula utilizada es:

$$Tech - Pair = \frac{(Tecnología+Datos)}{2}$$

Esta distinción diferencia el alcance organizacional (compañía) asociado a estrategia, estructura y personas del alcance de implementación (proyecto) vinculado a infraestructura tecnológica y gestión de datos.

A continuación, se calculan estos índices para conocer el *Org - Triad* (resume el componente humano y estratégico de la madurez) y el *Tech - Pair* (integra el componente técnico y operativo), la comparación entre ambos índices permite identificar el grado de alineación entre capacidades organizacionales y tecnológicas dentro de cada empresa.

Tabla 13

Índices compuestos de madurez: Org - Triad & Tech - Pair

Índice	Mediana	Q1	Q3	RIQ	Interpretación
Org-Triad	3,00	3,00	3,13	0,13	Madurez media con homogeneidad entre empresas
Tech-Pair	2,99	2,27	3,22	0,95	Madurez media con heterogeneidad moderada entre empresas

Nota. Elaboración propia.

Como parte del análisis de estudio de casos múltiple, a continuación, se especifica, para cada empresa cual fue su promedio y mediana:

Tabla 14

Análisis de los casos

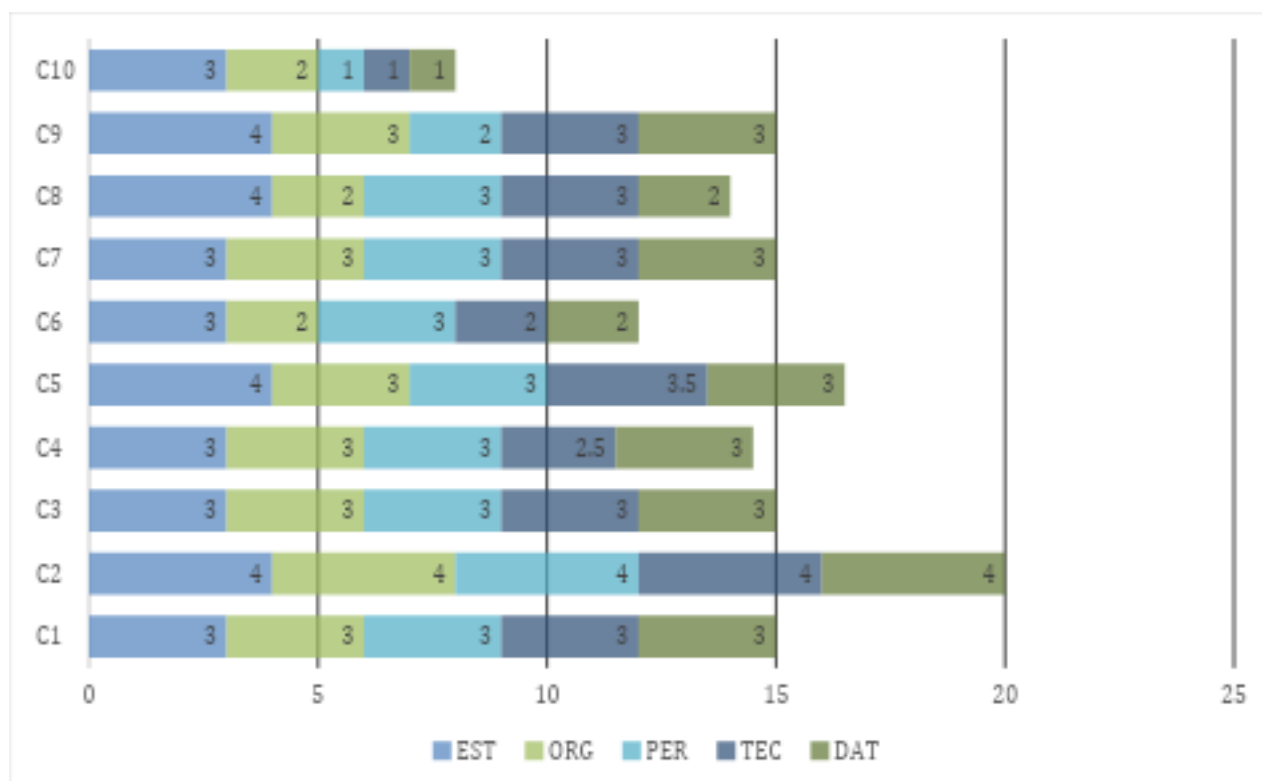
EMPRESA	PROMEDIO	MEDIANA	Q1	Q3	RIQ	Implicación de Variabilidad
C1	3	3	3	3	0	Homogeneidad Total
C2	4	4	4	4	0	Homogeneidad Total
C3	2,95	3	3	3	0	Homogeneidad Total
C4	2,79	3	2	3	1	Dispersión Moderada
C5	3,45	3	3	4	1	Dispersión Moderada
C6	2,34	2,5	2	3	1	Dispersión Moderada
C7	3,09	3	3	3	0	Homogeneidad Total
C8	2,56	2,5	2	3	1	Dispersión Moderada
C9	2,91	3	2	3	1	Dispersión Moderada
C10	1,58	1	1	2	1	Dispersión Moderada

Nota. Elaboración propia.

A pesar, de que en general al revisar la data completa de la escala de Likert la mediana está alrededor de 3, hay empresas que lideran la implementación de IA/BD. La dimensión de estrategia no tiene valores por debajo de 3, las demás dimensiones si tienen valores por debajo de 3. En la siguiente gráfica se observa la comparativa por empresa y por dimensión:

Gráfica 7

Mediana de la escala Likert de madurez por empresa



Nota. Elaboración propia.

En cuanto al análisis del *Tech - Pair*, es importante complementar con las preguntas relacionadas al grado de adopción de tecnologías de IA/BD en cada uno de los procesos consultados, los principales resultados se encuentran en la siguiente sección.

3.4.7. Adopción de Inteligencia Artificial y Big Data

Como respuesta a la pregunta ¿Qué tecnología de Inteligencia Artificial y Big Data ha sido adoptada por las empresas en cada uno de sus procesos? Se brindó a las empresas un listado de tecnologías y donde las utilizaban en 5 procesos Análisis de mercado, Diseño de producto, Gestión de la cadena de suministro, Mantenimiento, Control y monitoreo de procesos. Los resultados se encuentran en la siguiente tabla:

Tabla 15

Tecnología de IA/BD adoptado en cada proceso de la empresa

EMPRESA	Tecnología IA/BD	Análisis de mercado	Diseño de producto	Gestión de la cadena de suministro	Mantenimiento	Control y monitoreo de procesos	TOTAL
C1	AI1. Procesamiento de lenguaje natural	0	0	0	0	0	0
	AI2. Reconocimiento de objetos y espacial	0	0	0	0	0	0
	AI3. Aprendizaje automático	0	0	0	0	0	0
	AI4. Sistemas expertos	0	0	0	0	0	0
	AI5. Razonamiento basado en casos	0	0	0	0	0	0
	AI6. Agentes inteligentes	0	0	0	0	0	0
	BD1. Visualización de datos	0	0	0	0	0	0
	BD2. Procesamiento de datos	0	0	0	0	0	0
	BD3. Protección de datos	0	0	0	0	0	0
	BD4. Gestión de datos	0	0	0	0	0	0

EMPRES A	Tecnología IA/BD	Análisis de mercado	Diseño de producto	Gestión de la cadena de suministro	Mantenimient o	Control y monitoreo de procesos	TOTAL
	BD5. Infraestructuras de computación y almacenamiento	0	0	0	0	0	0
C2	AI1. Procesamiento de lenguaje natural	0	0	0	0	1	1
	AI2. Reconocimiento de objetos y espacial	0	0	0	0	1	1
	AI3. Aprendizaje automático	0	0	0	0	1	1
	AI4. Sistemas expertos	0	0	0	0	1	1
	AI5. Razonamiento basado en casos	0	0	0	0	1	1
	AI6. Agentes inteligentes	0	0	0	0	1	1
	BD1. Visualización de datos	0	0	0	0	1	1
	BD2. Procesamiento de datos	0	0	0	0	1	1
	BD3. Protección de datos	0	0	0	0	1	1
	BD4. Gestión de datos	0	0	0	0	1	1
	BD5. Infraestructuras de computación y almacenamiento	0	0	0	0	1	1
C3	AI1. Procesamiento de lenguaje natural	0	0	0	0	0	0
	AI2. Reconocimiento de objetos y espacial	0	1	0	0	0	1
	AI3. Aprendizaje automático	0	0	0	0	1	1
	AI4. Sistemas expertos	0	0	0	0	0	0
	AI5. Razonamiento basado en casos	1	0	0	0	0	1

EMPRESA	Tecnología IA/BD	Análisis de mercado	Diseño de producto	Gestión de la cadena de suministro	Mantenimiento	Control y monitoreo de procesos	TOTAL
	AI6. Agentes inteligentes	0	1	0	0	0	1
	BD1. Visualización de datos	0	0	0	1	0	1
	BD2. Procesamiento de datos	1	1	0	1	0	3
	BD3. Protección de datos	0	0	0	0	1	1
	BD4. Gestión de datos	0	0	0	0	1	1
	BD5. Infraestructuras de computación y almacenamiento	0	0	0	0	0	0
C4	AI1. Procesamiento de lenguaje natural	0	0	1	0	0	1
	AI2. Reconocimiento de objetos y espacial	0	0	1	0	0	1
	AI3. Aprendizaje automático	0	0	0	0	0	0
	AI4. Sistemas expertos	0	0	0	0	0	0
	AI5. Razonamiento basado en casos	0	0	0	0	0	0
	AI6. Agentes inteligentes	0	0	0	0	0	0
	BD1. Visualización de datos	0	0	1	0	0	1
	BD2. Procesamiento de datos	0	0	1	0	0	1
	BD3. Protección de datos	0	0	1	0	0	1
	BD4. Gestión de datos	0	0	1	0	0	1
	BD5. Infraestructuras de computación y almacenamiento	0	0	1	0	0	1
C5	AI1. Procesamiento de lenguaje natural	0	0	1	0	0	1

EMPRES A	Tecnología IA/BD	Análisis de mercado	Diseño de producto	Gestión de la cadena de suministro	Mantenimient o	Control y monitoreo de procesos	TOTAL
	AI2. Reconocimiento de objetos y espacial	0	0	0	1	0	1
	AI3. Aprendizaje automático	0	0	0	1	0	1
	AI4. Sistemas expertos	0	1	0	0	0	1
	AI5. Razonamiento basado en casos	0	0	0	1	0	1
	AI6. Agentes inteligentes	0	0	0	0	1	1
	BD1. Visualización de datos	0	0	0	1	0	1
	BD2. Procesamiento de datos	0	0	1	0	0	1
	BD3. Protección de datos	0	0	0	0	1	1
	BD4. Gestión de datos	0	0	1	0	0	1
	BD5. Infraestructuras de computación y almacenamiento	0	0	0	0	1	1
C6	AI1. Procesamiento de lenguaje natural	0	0	0	0	0	0
	AI2. Reconocimiento de objetos y espacial	0	0	0	0	0	0
	AI3. Aprendizaje automático	0	1	0	0	0	1
	AI4. Sistemas expertos	0	0	0	0	0	0
	AI5. Razonamiento basado en casos	0	0	0	0	0	0
	AI6. Agentes inteligentes	0	0	0	0	0	0
	BD1. Visualización de datos	0	1	0	0	0	1
	BD2. Procesamiento de datos	0	0	0	0	0	0
	BD3. Protección de datos	0	1	0	0	0	1

EMPRESA	Tecnología IA/BD	Análisis de mercado	Diseño de producto	Gestión de la cadena de suministro	Mantenimiento	Control y monitoreo de procesos	TOTAL
	BD4. Gestión de datos	0	0	0	0	0	0
	BD5. Infraestructuras de computación y almacenamiento	0	0	0	0	0	0
C7	AI1. Procesamiento de lenguaje natural	1	0	0	0	1	2
	AI2. Reconocimiento de objetos y espacial	0	0	0	0	0	0
	AI3. Aprendizaje automático	0	0	1	0	1	2
	AI4. Sistemas expertos	0	0	0	0	0	0
	AI5. Razonamiento basado en casos	0	0	0	0	0	0
	AI6. Agentes inteligentes	1	0	0	0	0	1
	BD1. Visualización de datos	0	0	1	0	1	2
	BD2. Procesamiento de datos	1	0	0	0	1	2
	BD3. Protección de datos	1	0	0	0	1	2
	BD4. Gestión de datos	1	0	0	0	1	2
	BD5. Infraestructuras de computación y almacenamiento	0	0	0	0	1	1
C8	AI1. Procesamiento de lenguaje natural	0	0	0	0	0	0
	AI2. Reconocimiento de objetos y espacial	0	0	0	0	0	0
	AI3. Aprendizaje automático	1	0	0	0	1	2
	AI4. Sistemas expertos	1	0	0	0	0	1

EMPRES A	Tecnología IA/BD	Análisis de mercado	Diseño de producto	Gestión de la cadena de suministro	Mantenimient o	Control y monitoreo de procesos	TOTAL
	AI5. Razonamiento basado en casos	0	0	0	0	0	0
	AI6. Agentes inteligentes	1	1	0	0	0	2
	BD1. Visualización de datos	1	1	1	1	1	5
	BD2. Procesamiento de datos	1	1	1	1	1	5
	BD3. Protección de datos	1	1	1	1	1	5
	BD4. Gestión de datos	1	1	1	1	1	5
	BD5. Infraestructuras de computación y almacenamiento	1	1	1	1	1	5
C9	AI1. Procesamiento de lenguaje natural	0	1	0	0	0	1
	AI2. Reconocimiento de objetos y espacial	0	1	0	0	1	2
	AI3. Aprendizaje automático	0	1	0	0	0	1
	AI4. Sistemas expertos	0	1	0	0	0	1
	AI5. Razonamiento basado en casos	0	0	0	0	0	0
	AI6. Agentes inteligentes	0	0	0	0	0	0
	BD1. Visualización de datos	1	0	0	0	1	2
	BD2. Procesamiento de datos	1	1	0	0	1	3
	BD3. Protección de datos	0	0	0	0	1	1
	BD4. Gestión de datos	1	1	0	0	1	3
	BD5. Infraestructuras de computación y almacenamiento	0	0	0	0	1	1

EMPRESA	Tecnología IA/BD	Análisis de mercado	Diseño de producto	Gestión de la cadena de suministro	Mantenimiento	Control y monitoreo de procesos	TOTAL
C10	AI1. Procesamiento de lenguaje natural	0	0	0	0	0	0
	AI2. Reconocimiento de objetos y espacial	0	0	0	0	0	0
	AI3. Aprendizaje automático	0	0	0	0	0	0
	AI4. Sistemas expertos	0	0	0	0	0	0
	AI5. Razonamiento basado en casos	0	0	0	0	0	0
	AI6. Agentes inteligentes	0	0	0	0	0	0
	BD1. Visualización de datos	0	0	0	0	0	0
	BD2. Procesamiento de datos	0	0	0	0	0	0
	BD3. Protección de datos	0	0	0	0	0	0
	BD4. Gestión de datos	0	0	0	0	0	0
	BD5. Infraestructuras de computación y almacenamiento	0	0	0	0	0	0

Nota. Elaboración propia.

De acuerdo con los datos de la tabla anterior, se procedió a conocer con qué frecuencia las empresas utilizan cada una de las tecnologías:

Tabla 16

Recuento de las tecnologías usadas por las empresas

TECNOLOGÍA	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10
AI1. Procesamiento de lenguaje natural	0	1	0	1	1	0	2	0	1	0
AI2. Reconocimiento de objetos y espacial	0	1	1	1	1	0	0	0	2	0
AI3. Aprendizaje automático	0	1	1	0	1	1	2	0	1	0
AI4. Sistemas expertos	0	1	0	1	0	0	0	1	1	0
AI5. Razonamiento basado en casos	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0
AI6. Agentes inteligentes	0	1	1	0	1	0	1	2	0	0
BD1. Visualización de datos	0	1	1	1	1	1	2	5	2	0
BD2. Procesamiento de datos	0	1	3	1	1	0	2	5	3	0
BD3. Protección de datos	0	1	1	1	1	1	2	5	1	0
BD4. Gestión de datos	0	1	1	1	1	0	2	5	3	0
BD5. Infraestructuras de computación y almacenamiento	0	1	0	1	1	0	1	5	1	0
TOTAL	0	11	10	8	10	3	14	28	15	0

Nota. Elaboración propia.

Al realizar una sumatoria de los usos dados por las empresas, se pudo establecer el % de uso frente al total de posibles usos (para esta muestra de 10 empresas y considerando 5 procesos, tendríamos un potencial de 50 usos empresariales por tecnología). Así mismo, se contabilizó el número de empresas que utilizan cada tecnología al menos en un proceso.

Tabla 17

Adopción por tecnología

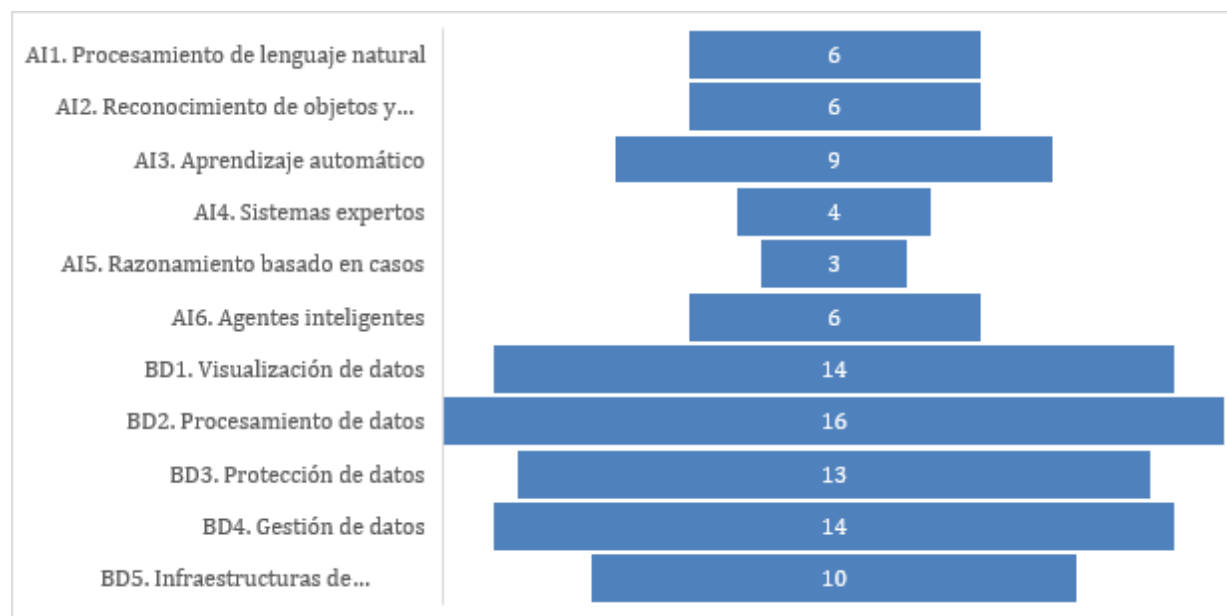
TECNOLOGÍA	No. de veces marcado como adoptado	% de uso frente al potencial de posibles usos (50 por tecnología)	% del potencial de uso de las empresas	Empresas que utilizan esta tecnología	% empresas que utilizan la tecnología en al menos un proceso
AI1. Procesamiento de lenguaje natural	6	12%	88%	5	50%
AI2. Reconocimiento de objetos y espacial	6	12%	88%	5	50%
AI3. Aprendizaje automático	9	18%	82%	7	70%
AI4. Sistemas expertos	4	8%	92%	4	40%
AI5. Razonamiento basado en casos	3	6%	94%	3	30%
AI6. Agentes inteligentes	6	12%	88%	5	50%
BD1. Visualización de datos	14	28%	72%	8	80%
BD2. Procesamiento de datos	16	32%	68%	7	70%
BD3. Protección de datos	13	26%	74%	8	80%
BD4. Gestión de datos	14	28%	72%	7	70%
BD5. Infraestructuras de computación y almacenamiento	10	20%	80%	6	60%
TOTAL	101	18%	82%	8	80%

Nota. Elaboración propia.

El top 5 de tecnologías utilizadas a nivel empresarial en este estudio muestra que el 70% de las organizaciones utilizan al menos en uno de sus procesos las siguientes tecnologías: BD1. Visualización de datos, BD3. Protección de datos, BD2. Procesamiento de datos, BD4. Gestión de datos y AI3. Aprendizaje automático.

Gráfica 8

Tecnologías de IA y BD más utilizadas por las empresas



Nota. Elaboración propia.

Las cinco tecnologías más marcadas como utilizadas en los procesos de las empresas son de Big Data: Procesamiento de datos, visualización de datos, gestión de datos, protección de datos e infraestructura de computación y almacenamiento. La tecnología de Inteligencia artificial más utilizada es la de aprendizaje automático.

Posteriormente, se realizó un conteo de las tecnologías de IA y BD utilizadas en cada proceso:

Tabla 18

Tecnologías de IA y BD utilizadas en cada proceso por las empresas

EMPRESA	Análisis de mercado	Diseño de producto	Gestión de la cadena de suministro	Mantenimiento	Control y monitoreo de procesos	TOTAL
C1	0	0	0	0	0	0
C2	0	0	0	0	11	11
C3	2	3	0	2	3	10

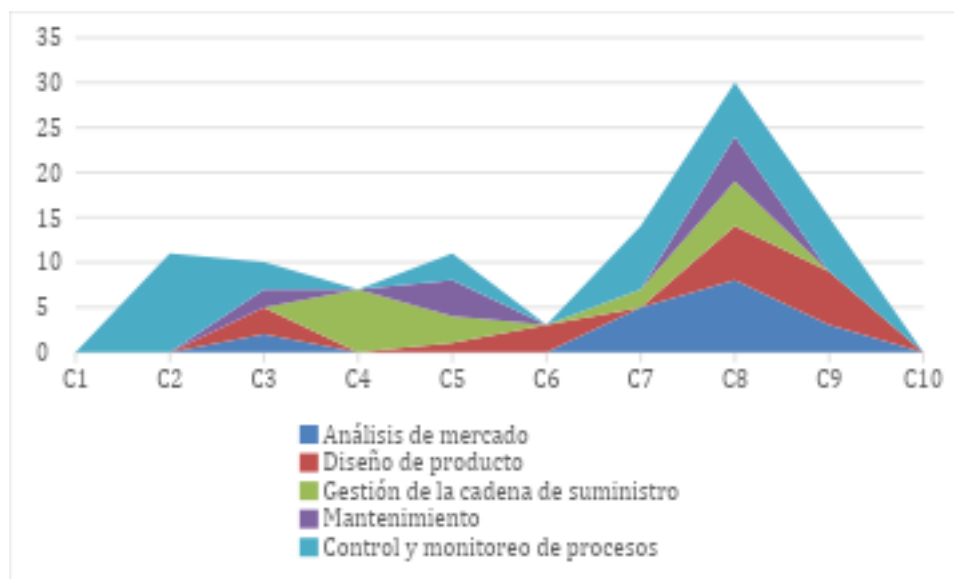
EMPRESA	Análisis de mercado	Diseño de producto	Gestión de la cadena de suministro	Mantenimiento	Control y monitoreo de procesos	TOTAL
C4	0	0	7	0	0	7
C5	0	1	3	4	3	11
C6	0	3	0	0	0	3
C7	5	0	2	0	7	14
C8	8	6	5	5	6	30
C9	3	6	0	0	6	15
C10	0	0	0	0	0	0
TOTAL	18	19	17	11	36	101

Nota. Elaboración propia.

A partir, de la tabla anterior se obtuvo la adopción tecnológica por procesos, siendo el control y monitoreo el uso más habitual en las empresas con proyectos de transición energética del estudio:

Gráfica 9

Adopción IA/BD por procesos



Nota. Elaboración propia.

En la siguiente tabla, se observa un mapa de calor, donde los usos más bajos se encuentran en color rojo y los más altos en color azul.

Tabla 19

Mapa de calor Tecnología IA/BD adoptado por las empresas en cada proceso

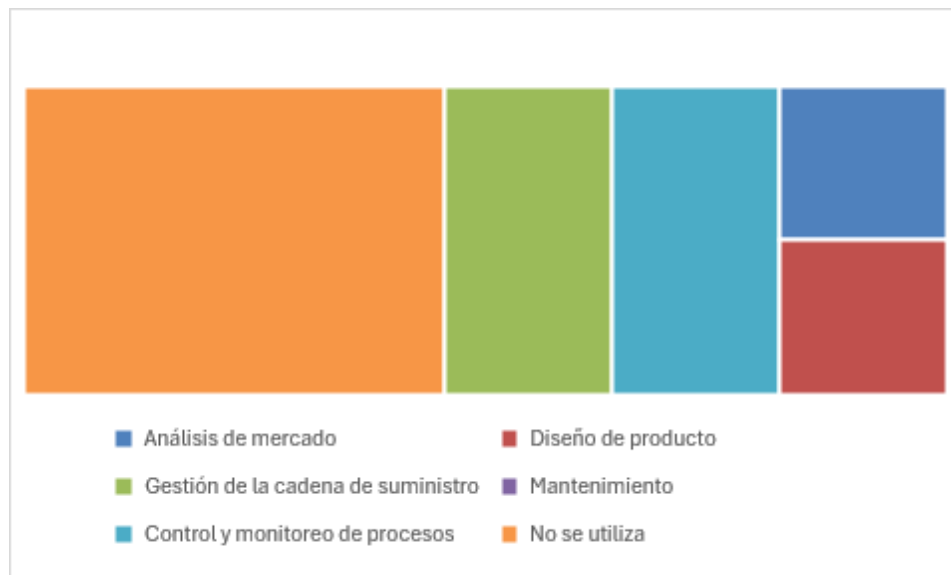
Tecnología IA/BD	Análisis de mercado	Diseño de producto	Gestión de la cadena de suministro	Mantenimiento	Control y monitoreo de procesos
AI1. Procesamiento de lenguaje natural	1	1	2	0	2
AI2. Reconocimiento de objetos y espacial	0	2	1	1	2
AI3. Aprendizaje automático	1	2	1	1	4
AI4. Sistemas expertos	1	2	0	0	1
AI5. Razonamiento basado en casos	1	0	0	1	1
AI6. Agentes inteligentes	3	1	0	0	2
BD1. Visualización de datos	2	2	3	3	4
BD2. Procesamiento de datos	4	3	3	2	4
BD3. Protección de datos	2	2	2	1	6
BD4. Gestión de datos	3	2	3	1	5
BD5. Infraestructuras de computación y almacenamiento	1	1	2	1	5

Nota. Elaboración propia.

Así mismo, se realizaron las siguientes graficas para poder visualizar el uso de cada tecnología en los procesos:

Gráfica 10

Aplicación de AI1- Procesamiento de Lenguaje Natural en procesos

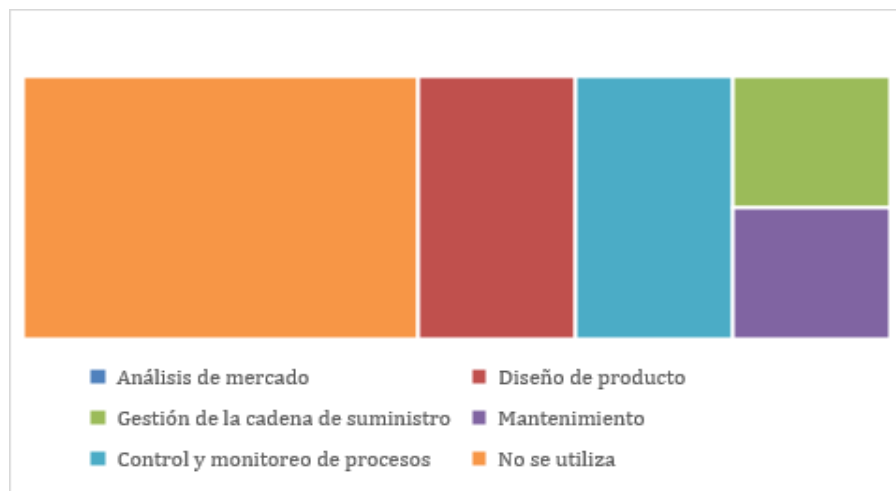


Nota. Elaboración propia.

Se observa que la mayoría de las empresas no utiliza esta tecnología. También, se observa que no se utiliza para el proceso de mantenimiento.

Gráfica 11

Aplicación de AI2 - Reconocimiento de objetos y espacial en procesos

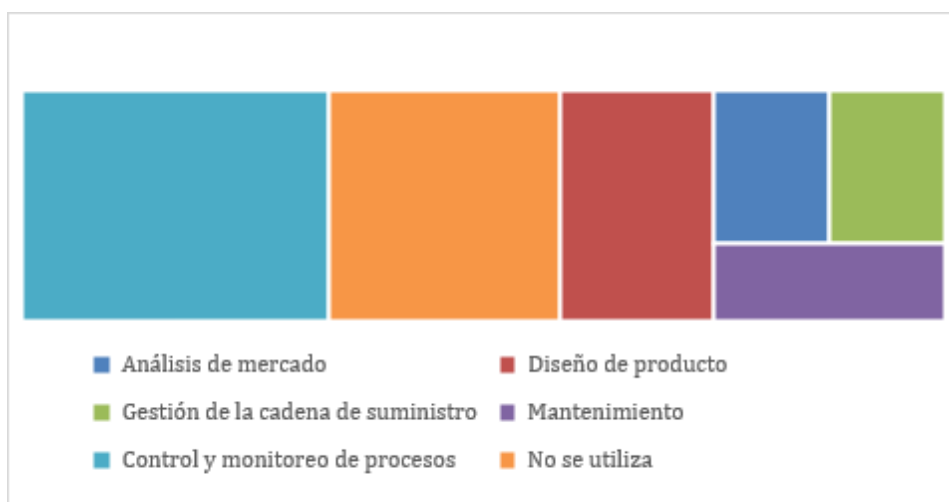


Nota. Elaboración propia.

Se observa que la mayoría de las empresas no utiliza esta tecnología. También, se observa que no se utiliza para el proceso de análisis de mercado.

Gráfica 12

Aplicación de AI3. Aprendizaje automático en procesos

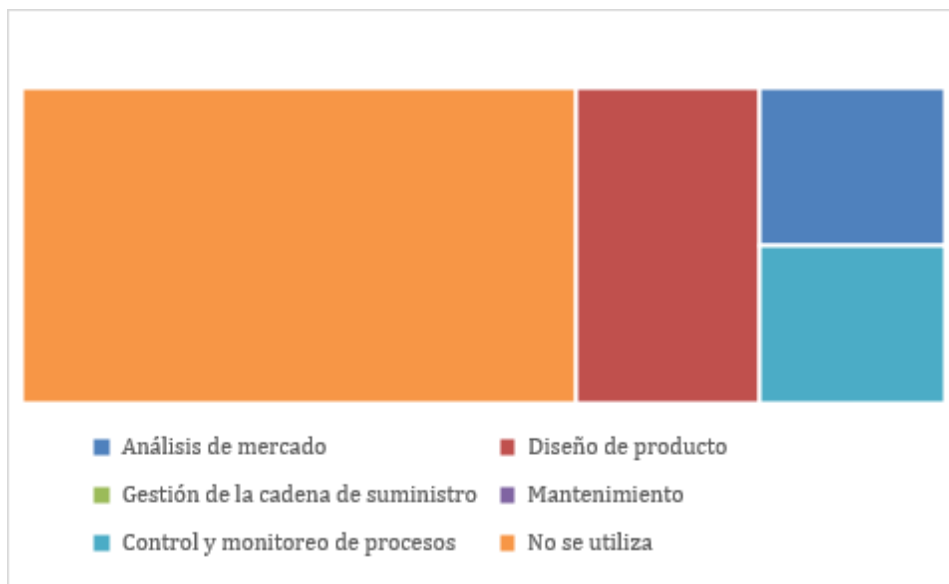


Nota. Elaboración propia.

Se observa que la mayoría de las empresas utiliza esta tecnología para el análisis de mercados.

Gráfica 13

Aplicación de AI4. Sistemas expertos en procesos

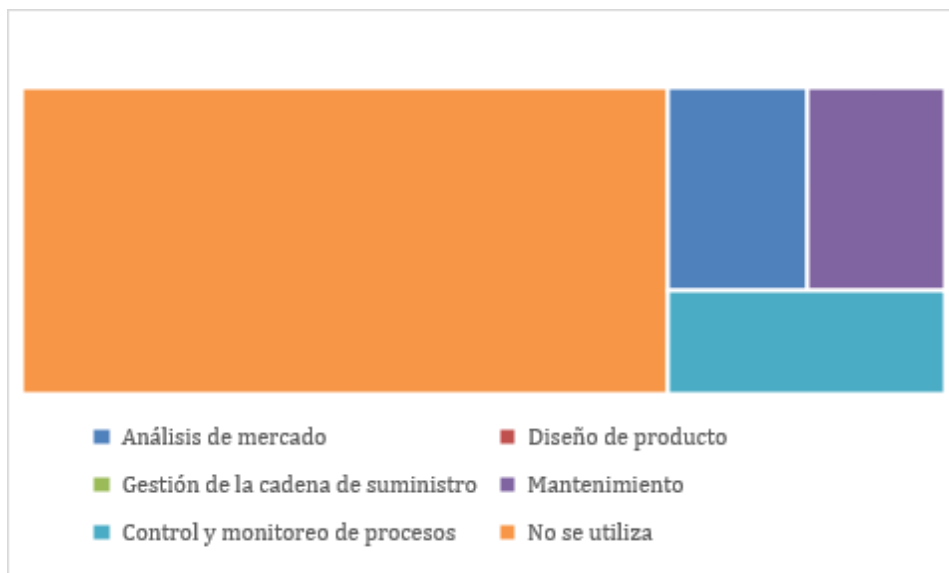


Nota. Elaboración propia.

Se observa que la gran proporción de las empresas no utiliza esta tecnología. En la gestión de la cadena de suministro no es utilizada.

Gráfica 14

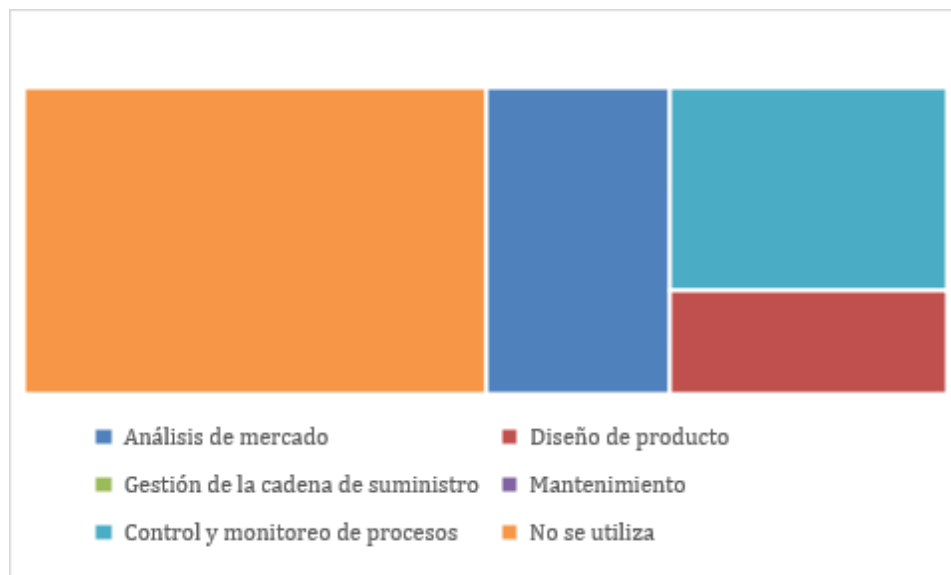
Aplicación de AI5. Razonamiento basado en casos en procesos



Se observa que la gran proporción de las empresas no utiliza esta tecnología. Así mismo, se puede observar que en el diseño del producto y en la gestión de la cadena de suministro no es utilizada.

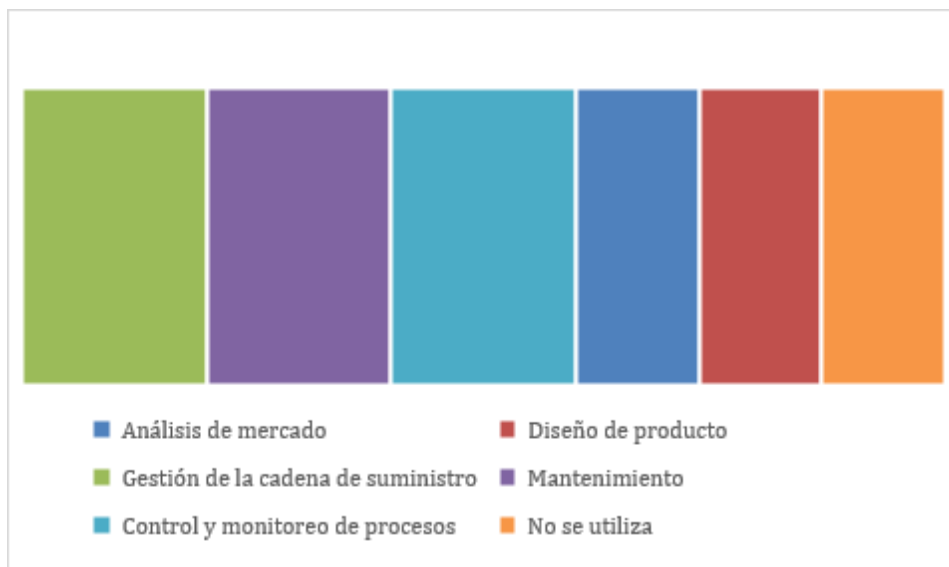
Gráfica 15

Aplicación de **AI6**. Agentes inteligentes en procesos



Gráfica 16

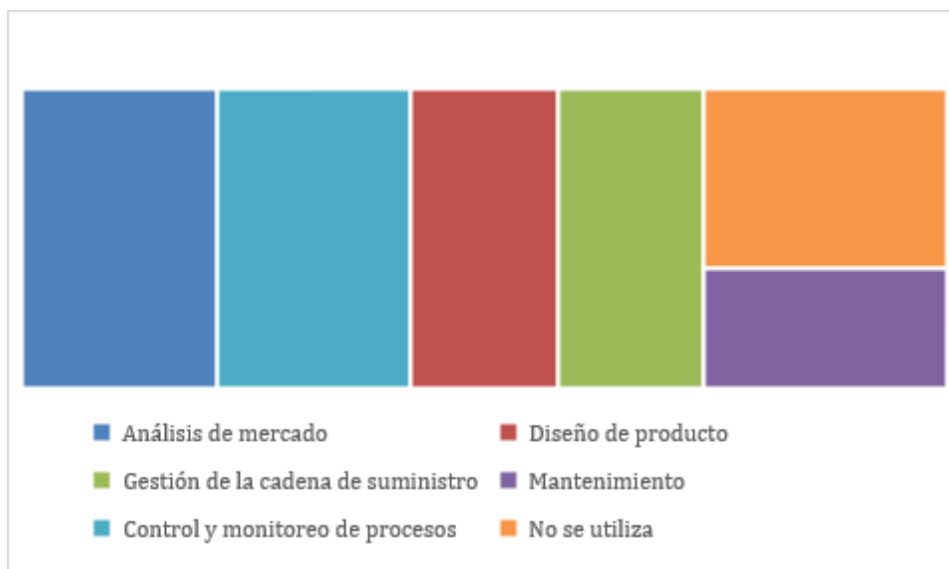
Aplicación de **BD1**. Visualización de datos en procesos



Se observa que la mayoría de las empresas utiliza esta tecnología en los procesos de gestión de la cadena de suministro, proceso de mantenimiento y control y monitoreo de procesos.

Gráfica 17

*Aplicación de **BD2**. Procesamiento de datos en procesos*

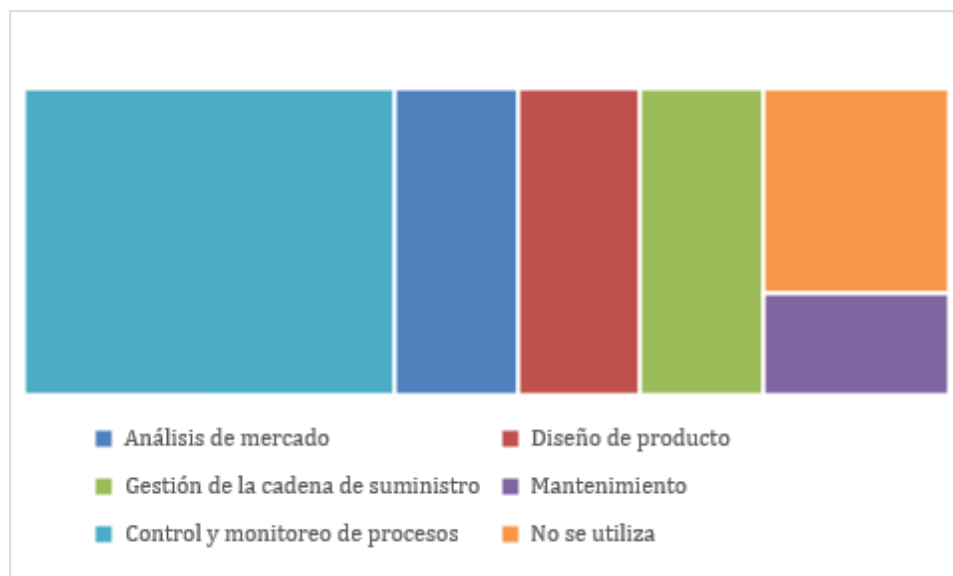


Nota. Elaboración propia.

Se observa que la mayoría de las empresas utiliza esta tecnología en los procesos de análisis de mercado, control y monitorio de procesos, así como diseño de producto.

Gráfica 18

*Aplicación de **BD3**. Protección de datos en procesos*

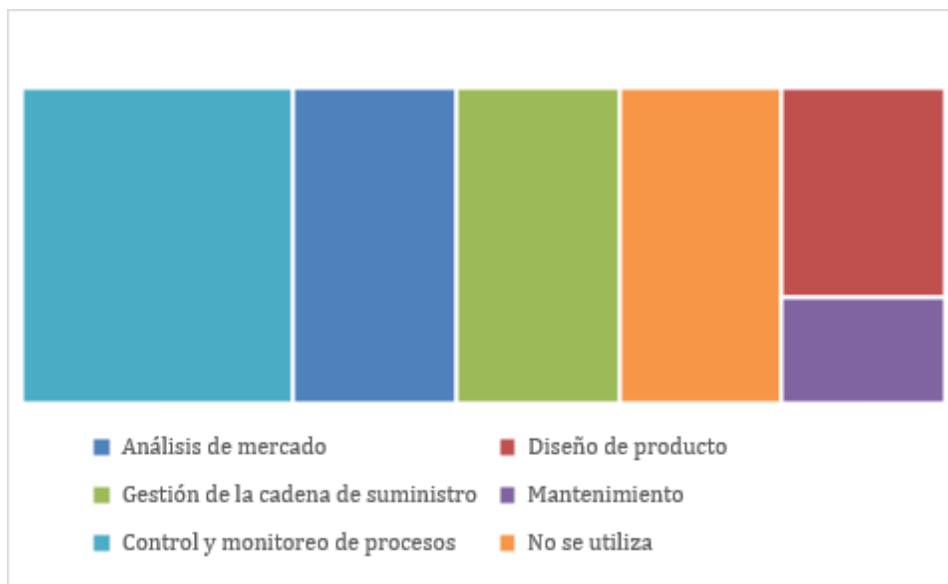


Nota. Elaboración propia.

Se observa que la gran proporción de las empresas utiliza esta tecnología en el proceso de análisis de mercado.

Gráfica 19

*Aplicación de **BD4**. Gestión de datos en procesos*

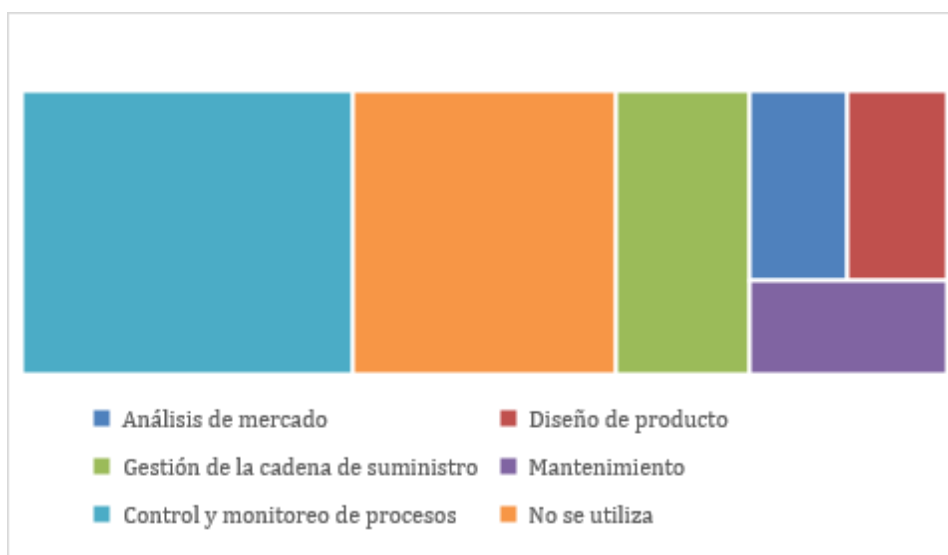


Nota. Elaboración propia.

Se observa que la gran proporción de las empresas utiliza esta tecnología en los procesos de análisis de mercado. También se observa que los otros procesos donde más es utilizado por las empresas es mantenimiento y gestión de la cadena de suministro.

Gráfica 20

*Aplicación de **BD5**. Infraestructuras de computación y almacenamiento en procesos*



Nota. Elaboración propia.

Se observa que la gran proporción de las empresas utiliza esta tecnología en los procesos de análisis de mercado.

3.4.8. Cálculo del nivel de madurez total

Al analizar los resultados de la escala Likert y los resultados del nivel de adopción de tecnologías basadas en inteligencia artificial en los diferentes procesos de las empresas participantes, en colaboración con la Dra. Rossana Fornasiero y la Dra. Diletta Tosetto, se construyó un conjunto de indicadores que permiten evaluar tanto la intensidad de uso tecnológico por proceso, como su contribución a la madurez en IA.

Con base en el conteo de tecnologías usada por las empresas y una valoración al proceso se obtiene el ratio de adopción tecnológica (AR) representado en la Tabla 26.

Tabla 20

Ratio de adopción tecnológica por proceso (AR)

Conteo de tecnologías usada por las empresas	Valoración al proceso para determinar su ratio de adopción tecnológica (AR)
0-3	1
4-6	2
7-11	3

Nota. Elaboración propia.

Derivado de esta distribución inicial, se definió un ratio de madurez técnica y de infraestructura digital por proceso (*TechPairAR-C_i*), el cual integra la cantidad de tecnologías utilizadas y su nivel de madurez en escala Likert relativo a madurez técnica y de infraestructura digital:

$$TechPairAR - C_i = \sum_{c_i} (Tech Pair) \times AR$$

La Tabla 21 permite identificar diferencias interorganizacionales en el uso de tecnologías de IA en cada uno de los procesos estudiados:

Tabla 21

Ratio de adopción tecnológica por empresa y por proceso (AR)

Tecnología usada por empresa	P1. Análisis de mercado	P2. Diseño de producto	P3. Gestión de la cadena de suministro	P4. Mantenimiento	P5. Control y monitoreo de procesos	AR
C1	0	0	0	0	0	0
C2	0	0	0	0	3	3
C3	1	1	0	1	1	4
C4	0	0	3	0	0	3
C5	0	1	1	2	1	5
C6	0	1	0	0	0	1
C7	2	0	1	0	3	6
C8	3	2	2	2	2	11
C9	1	2	0	0	2	5
C10	0	0	0	0	0	0

Los resultados evidencian heterogeneidad en la adopción de tecnologías asociadas a IA entre las empresas y entre procesos. Mientras algunas organizaciones reportan un uso nulo o incipiente (por ejemplo, C1 y C10), otras muestran una incorporación más diversificada y consistente (destaca C8 con el mayor AR), lo que sugiere trayectorias de adopción dispares dentro del mismo contexto sectorial.

Al integrar intensidad de uso (AR) con capacidades de tecnología y datos (*TechPair*), el indicador *TechPair*×*AR* revela una brecha clave: disponer de capacidades no garantiza su aprovechamiento transversal en procesos.

Tabla 22

Ratio de adopción de TechPair×AR

Empresa	Tecnología	Datos	Tech pair	AR	<i>TechPair</i> × <i>AR</i>
C1	3,0	3,0	3,0	0	0,0
C2	4,0	4,0	4,0	3	12,0
C3	3,0	3,0	3,0	4	11,8
C4	2,6	2,8	2,7	3	8,0
C5	3,5	3,5	3,5	5	17,3
C6	2,2	2,2	2,2	1	2,2
C7	3,1	3,0	3,0	6	18,3
C8	2,6	2,3	2,4	11	26,8
C9	3,1	2,8	2,9	5	14,6
C10	1,0	1,6	1,3	0	0,0

Nota. Elaboración propia.

Una vez estimado el aporte de la adopción tecnológica a nivel de procesos, se procedió a integrar este componente con las dimensiones estructurales del modelo (estrategia (S_i), organización (O_i) y personas (P_i)) con el fin de calcular el **índice de madurez organizacional total (Mt_i)** para cada empresa analizada, se sigue la siguiente fórmula:

$$Mt_i = \frac{S_i}{\text{---}} + \frac{O_i}{\text{---}} + \frac{P_i}{\text{---}} + TechPairAR - C_i$$

La Tabla 29 presenta los valores del **índice de madurez total (Mt_i)** por empresa, reflejando el nivel agregado de desarrollo organizacional en la adopción de inteligencia artificial. Los resultados muestran una distribución amplia entre empresas con madurez incipiente y aquellas con niveles intermedios o avanzados, lo que confirma la coexistencia de distintos niveles de adopción dentro del sector analizado.

Tabla 23

Índice de madurez organizacional total (Mt_i) de las empresas

Empresa	EST (St)	ORG (Oi)	PER (Pi)	$TechPair \times AR$	Mti
C1	3	3	3,0	0,0	9,0
C2	4	4	4,0	12,0	24,0
C3	2,8	3	3,0	11,8	20,6
C4	3,4	3	3,3	8,0	17,7
C5	3,6	3,2	3,3	17,3	27,5
C6	3	2,4	3,0	2,2	10,6
C7	3,2	3,2	3,3	18,3	28,0
C8	3,6	2,2	3,3	26,8	36,0
C9	3,2	3	2,3	14,6	23,2
C10	2,6	2,2	1,0	0,0	5,8

Nota. Elaboración propia.

Considerando el rango total del índice M_i , se estableció una clasificación por niveles de madurez (del 1 al 4), que permite agrupar a las empresas según su grado de avance en la aplicación de la inteligencia artificial. Esta clasificación facilita la interpretación de los resultados y su comparación entre casos.

Tabla 24

Nivel de madurez total

Rango Mt_i	Nivel de Madurez
3 – 15	1
16 – 35	2
36 – 55	3
56 – 72	4

Nota. Elaboración propia.

Finalmente, con el cálculo de **Mti**, en la Tabla 25 se presentan los resultados agregados de madurez:

Tabla 25

Resultados agregados de madurez

Empresa	Nivel de madurez
C1	1
C2	2
C3	2
C4	2
C5	2
C6	1
C7	2
C8	3
C9	2
C10	1

Nota. Elaboración propia.

Estos hallazgos respaldan la existencia de una diferencia entre los niveles de madurez de cada empresa, donde predomina el nivel 2 (6 de 10 empresas), seguido por el nivel 1 (3 de 10) y solo un caso en nivel 3 (C8), lo cual se observa con mayor claridad en la Tabla 26 y en la gráfica 21:

Tabla 26

Porcentajes de nivel de madurez de las empresas

Nivel de madurez	Número de empresas	Porcentaje
Nivel 1	3	30%
Nivel 2	6	60%
Nivel 3	1	10%
Nivel 4	0	0%
Total	10	100%

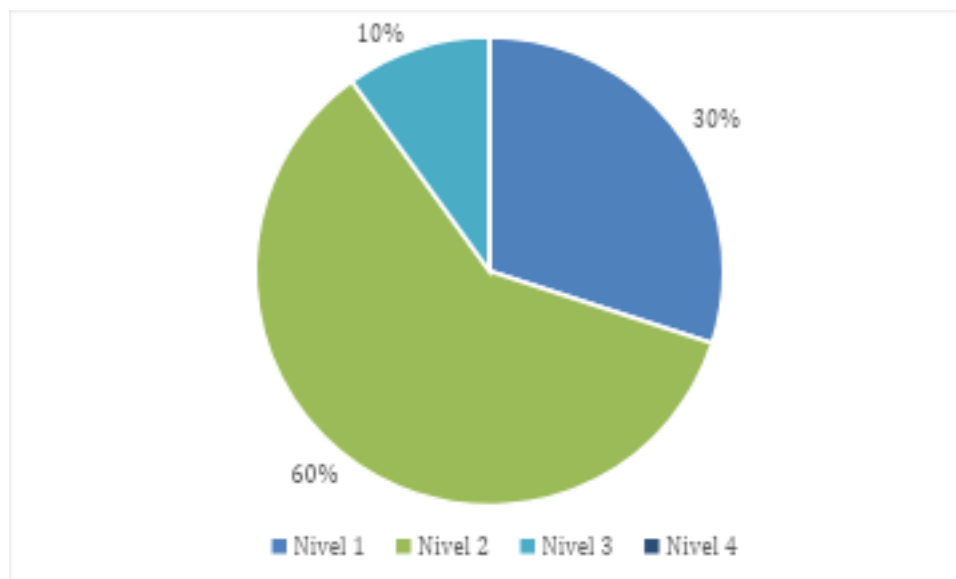
Nota. Elaboración propia.

La distribución porcentual de los niveles de madurez muestra una concentración relevante en el nivel intermedio, en el cual se ubica el 60 % de las empresas analizadas. Este resultado indica que la mayoría de las organizaciones ha iniciado procesos de adopción de inteligencia artificial y dispone de capacidades parciales para su implementación. Sin embargo, persisten brechas asociadas con la integración transversal, la gobernanza y la alineación estratégica.

El 30 % de las empresas se ubica en los niveles inferiores de madurez. En estos casos, la adopción de inteligencia artificial se caracteriza por usos específicos, baja sistematización de datos e incorporación limitada de tecnologías en procesos clave. En contraste, únicamente una empresa alcanza un nivel de madurez más alto (nivel 3), en esta organización se ubican capacidades más consolidadas para integrar la IA.

Gráfica 21

Distribución porcentual de los niveles de madurez en IA/BD



Nota. Elaboración propia.

3.5. Redacción de resultados y discusión.

Las brechas promedio más amplias de la escala de Likert están localizadas en las dimensiones de Tecnología (1,215) y Datos (1,18), acompañada de una dispersión moderada entre empresas,

especialmente en lo relativo a la gestión de datos. Estos resultados son coherentes con (Ghasemaghaei & Calic, 2020), quienes argumentan que muchas organizaciones carecen de las capacidades tecnológicas, analíticas y organizacionales necesarias para transformar grandes volúmenes de datos en valor, lo que genera resultados heterogéneos, siguiendo esta lógica, la brecha y dispersión observada puede interpretarse como una manifestación de dichas limitaciones de capacidad, más que como un problema meramente tecnológico.

En el análisis de frecuencia en el uso de tecnologías de IA & BD, se observó que la mayor parte de las aplicaciones se dan en el proceso de control y monitoreo, seguido por el proceso de análisis de mercado y al proceso de diseño de producto. Siendo los procesos de mantenimiento y de gestión de la cadena de suministro los que menos utilizan estas tecnologías. Lo anterior, permite inferir que las tecnologías de IA & BD están siendo empleadas principalmente como herramientas de apoyo específico, más que como mecanismos orientados a una mejora continua de procesos.

Al analizar el tipo de tecnologías implementadas, las soluciones más utilizadas son las de *Big Data* (procesamiento, visualización, gestión y protección de datos), después de estas el aprendizaje automático se posiciona como la tecnología de IA más utilizada por algunas organizaciones, este comportamiento se podría interpretar como una adopción gradual, en la que el desarrollo de capacidades básicas de gestión de la información precede a la implementación de soluciones más avanzadas.

La mayoría (60%) de las empresas se ubica en un nivel intermedio (2), seguido de un 30% correspondiente al nivel inicial (1) y solo un caso (10%) alcanza un nivel más avanzado (3). Ninguna alcanza el nivel más alto (4). Se observó también que, aunque algunas comparten esquemas tecnológicos similares, sus niveles de madurez son distintos. Lo que permite mejorar la comprensión de la madurez en la adopción de la IA, al verla como un proceso dinámico, incluso entre organizaciones que operan en condiciones sectoriales y territoriales parecidas.

Lo anterior, es consistente con los planteamientos del modelo TOE (Tornatzky & Fleischer, 1990) y de la Teoría de las Capacidades Dinámicas (Teece et al., 1997), que señalan que la tecnología genera valor sostenido únicamente cuando se articula con procesos de gestión, estructuras organizativas y capacidades de adaptación. También dialoga con los enfoques de las transiciones

sostenibles (Geels, 2002; Loorbach, 2010), los cuales destacan la interdependencia entre tecnología, organización y contexto institucional. Y se alinea con la postura de quienes sostienen que el liderazgo en estos entornos es un elemento determinante para convertir las inversiones tecnológicas en ventajas competitivas sostenibles (Westerman et al., 2012).

En este estudio particular, resulta importante porque los participantes son en gran medida organizaciones con estructuras pequeñas y restricciones de inversión, factores que condicionan tanto la velocidad como la profundidad de los procesos de adopción hacia una industria 5.0., en este contexto, la inteligencia artificial tiende a incorporarse de manera selectiva y funcional, orientada a resolver necesidades operativas concretas más que a impulsar transformaciones con un alcance más profundo.

Los resultados presentados en este Capítulo III muestran que, en un mundo con incorporaciones crecientes de soluciones basadas en inteligencia artificial, su uso en las empresas participantes del estudio no depende únicamente del nivel de tecnología disponible, sino de la forma en que las organizaciones logran integrar en su operación diaria. Este hallazgo visibiliza la necesidad de contar con marcos que apoyen a las empresas en el uso estratégico de la inteligencia artificial como tecnología catalizadora, permitiéndoles avanzar de manera más consistente y alineada con sus procesos internos.

CAPÍTULO IV: PROPUESTA DE TRANSFORMACIÓN

La presente propuesta de transformación está orientada a convertir el diagnóstico de madurez en un *roadmap* personalizado para la toma de decisiones, la mejora continua, el aprendizaje organizacional y la generación de valor. En esta sección se encontrará la fundamentación de la propuesta, sus principios orientadores, la forma en que se relaciona con el entorno organizacional, sus componentes estructurales, fases de implementación, recursos requeridos, productos esperados y mecanismos de valoración.

4.1. Fundamentación de la propuesta de transformación.

Los resultados obtenidos en el diagnóstico permiten avanzar de la interpretación del problema hacia la formulación de una propuesta integradora. La evidencia derivada del instrumento AI-CUBE, la escala de valoración, la caracterización de casos de uso y el análisis de brechas mostró que las empresas no parten de un mismo nivel de adopción de inteligencia artificial ni presentan capacidades homogéneas para incorporarla en sus proyectos de transición energética. Esta condición impide asumir una ruta única de intervención y exige una forma de representación capaz de ordenar los hallazgos, relacionar sus componentes y orientar decisiones diferenciadas según el estado de cada organización.

Desde la sistematización teórica referencial, una metodología se comprende como un conjunto organizado de procedimientos, fases o técnicas para conducir una intervención, mientras que una estrategia orienta decisiones y cursos de acción frente a un propósito definido (Mintzberg, 1987). Ambos enfoques aportan elementos útiles, pero resultan insuficientes cuando el fenómeno analizado presenta trayectorias heterogéneas, brechas específicas y condiciones de entorno variables. En contraste, un modelo permite representar de manera organizada los componentes y relaciones de un sistema, facilitando la comprensión de su funcionamiento y la toma de decisiones en contextos abiertos, dinámicos y dependientes del entorno (Van Gigch, 2006; von Bertalanffy, 1968).

Con base en esta contrastación, la propuesta se estructura como el modelo CIMA, denominado así por los principios que orientan su diseño: Conectividad, Innovación, Medición y Adaptabilidad. La conectividad permite relacionar la empresa con su entorno y con sus subsistemas internos; la innovación sitúa la inteligencia artificial como habilitador de cambio organizacional; la medición convierte los resultados del diagnóstico en insumos para decidir; y la adaptabilidad permite ajustar las rutas de transformación según las condiciones de cada organización. De este modo, CIMA no sustituye el instrumento AI-CUBE, sino que lo complementa al traducir la medición de madurez en una lógica de transformación. Su aporte consiste en representar las relaciones entre madurez, capacidades, brechas, entorno, aprendizaje y transformación digital, para que cada empresa pueda interpretar su situación y definir rutas de avance acordes con sus propias condiciones. El fundamento teórico asociado a cada principio se presenta a continuación en la tabla 27:

Tabla 27

Fundamentos teóricos referenciales que sustentan la propuesta

Principio	Enfoque teórico asociado	Articulación dentro de CIMA
Conectividad	Teoría General de Sistemas (Van Gigch, 2006; von Bertalanffy, 1968).	Se refuerza la conexión entre el contexto de cada territorio, las organizaciones y los proyectos.
	Enfoque Sociotécnico (Trist & Emery, 1951).	
	Perspectiva Multinivel (Geels, 2002; Loorbach, 2010).	
Innovación	Teoría de la Innovación Disruptiva (Christensen, 1997).	Se sustenta la apertura de las organizaciones con el entorno, y la incorporación gradual de la IA como motor de cambio organizacional.
	Teoría de la Innovación Abierta (Chesbrough, 2003).	

Principio	Enfoque teórico asociado	Articulación dentro de CIMA
	Modelo de la Quintuple Hélice (Carayannis & Campbell, 2010).	
	Modelos de Madurez de Capacidades (CMMI) propuesto por (Paulk et al., 1993).	
Medición	Visión Basada en Recursos (Barney, 1991; Wernerfelt, 1984).	Permiten evaluar la IA como recurso organizacional medible y realizar una medición estructurada de su avance.
	Modelos de Madurez Digital e IA (AI-CUBE, s. f.; Pöppelbuß & Röglinger, 2011).	
	Teoría de las Capacidades Dinámicas (Teece et al., 1997).	
Adaptabilidad	Teoría del Cambio (Emery & Trist, 1960; Weiss, 1995).	Fundamentan la capacidad de ajuste estratégico y operativo en CIMA, vinculando la adaptabilidad con sostenibilidad, ética y gobernanza desde un enfoque centrado en las personas.
	Industria 5.0 (Ghobakhloo, 2023).	

Nota. Elaboración propia.

Como se observa en la tabla anterior, la Teoría de Sistemas se integra al modelo CIMA, consolidándose como un sistema abierto adaptativo, que tiene unas capas funcionales y ciclos de retroalimentación, que no son lineales sino circulares, vivos y sensibles al entorno.

El sistema de estudio en este caso sería la organización en proceso de transformación digital usando IA, no se estudia a la organización como una unidad aislada, sino:

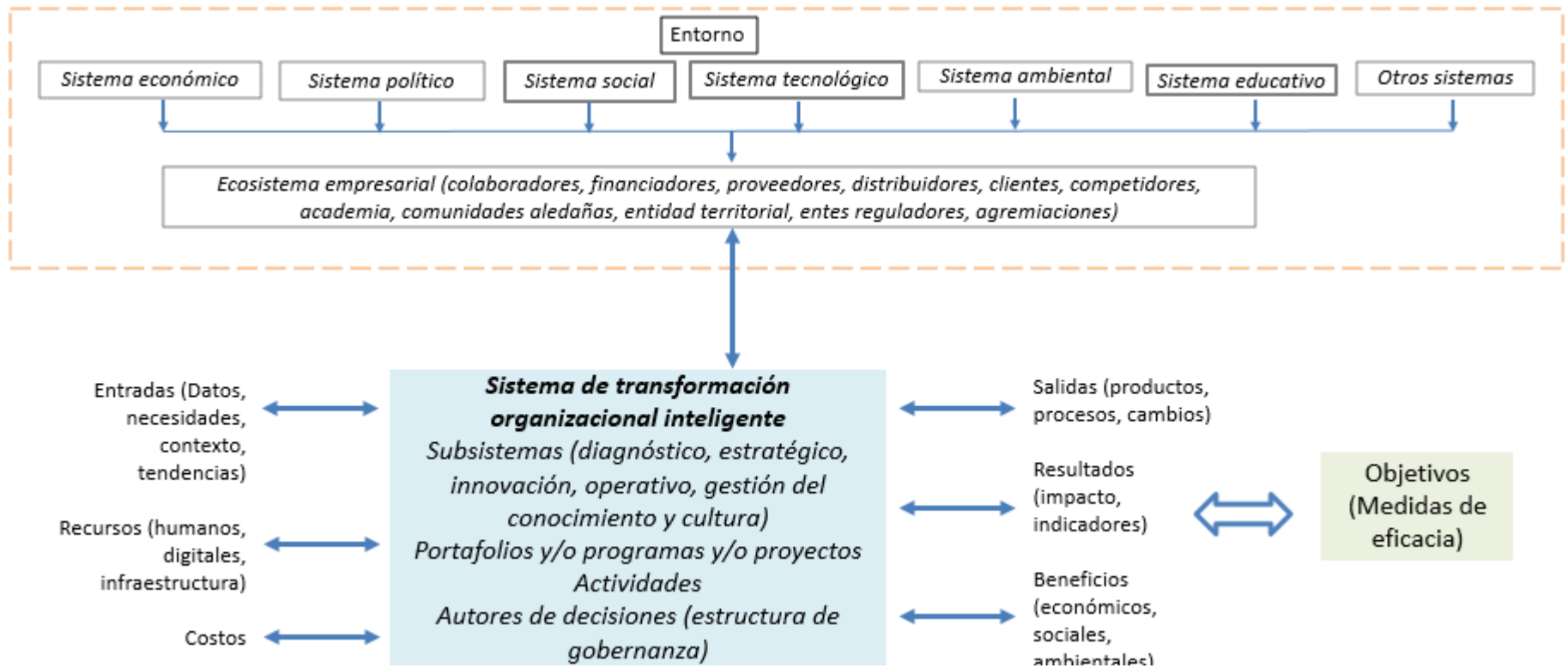
- En interacción con su entorno (ecosistema), sistemas económicos, políticos, sociales, y otros, se traducen en factores del entorno macro que afectan la madurez y adopción de IA.

Así como su entorno más cercano como relaciones con colaboradores, proveedores, academia, consumidores, entes reguladores, al que la empresa vuelve una vez transformada o corregida.

- Con sus subsistemas internos (diagnóstico, estratégico, innovación, operativo, gestión del conocimiento y cultura).
- Con entradas (madurez, brechas, recursos) y salidas (impactos ESG, KPIs, aprendizajes).
- Con activadores de la variación en el sistema (fallos o brechas organizacionales en procesos de digitalización o sostenibilidad).
- Con retroalimentación, inteligencia adaptativa basada en los aprendizajes obtenidos.

A continuación, se representa el entorno y el sistema propuesto:

Figura 10

El Entorno y El Sistema del modelo

Nota. Elaboración propia a partir de los planteamientos de (Van Gigch, 2006).

El Sistema de transformación organizacional inteligente interviene con diagnóstico y rutas de transformación digital para evolucionar en su madurez hacia la adopción de IA.

Los subsistemas internos son: Subsistema de Diagnóstico, Subsistema Estratégico, Subsistema de Innovación, Subsistema Operativo y Subsistema de Gestión del Conocimiento y Cultura. El modelo CIMA reconoce que la organización no opera de forma encapsulada, sino que existen cambios regulatorios, tendencias del mercado, avances tecnológicos globales, expectativas sociales y ambientales, presión por digitalización y por sostenibilidad.

Tabla 28

Componentes clave y entradas al sistema CIMA

Sistema	Componentes claves	Entradas al sistema CIMA	Ejemplos concretos
Sistema social	Familia, asociaciones, comunidades, redes sociales, entorno cultural	Valores, percepción pública, compromiso ciudadano, capital social	Cultura de innovación, narrativa pública de la IA, apropiación comunitaria de proyectos sostenibles
Sistema político	Rama legislativa, judicial, ejecutiva, votantes	Normativas, asignaciones presupuestarias, regulaciones, incentivos	Ley de transformación digital, políticas de transición energética, marco de gobernanza de datos
Sistema económico	Empresas privadas y públicas, sectores industriales, mercados laborales	Inversión, empleos, competitividad, riesgo económico, financiamiento	Mercados energéticos, ecosistemas de startups, capital de riesgo para innovación

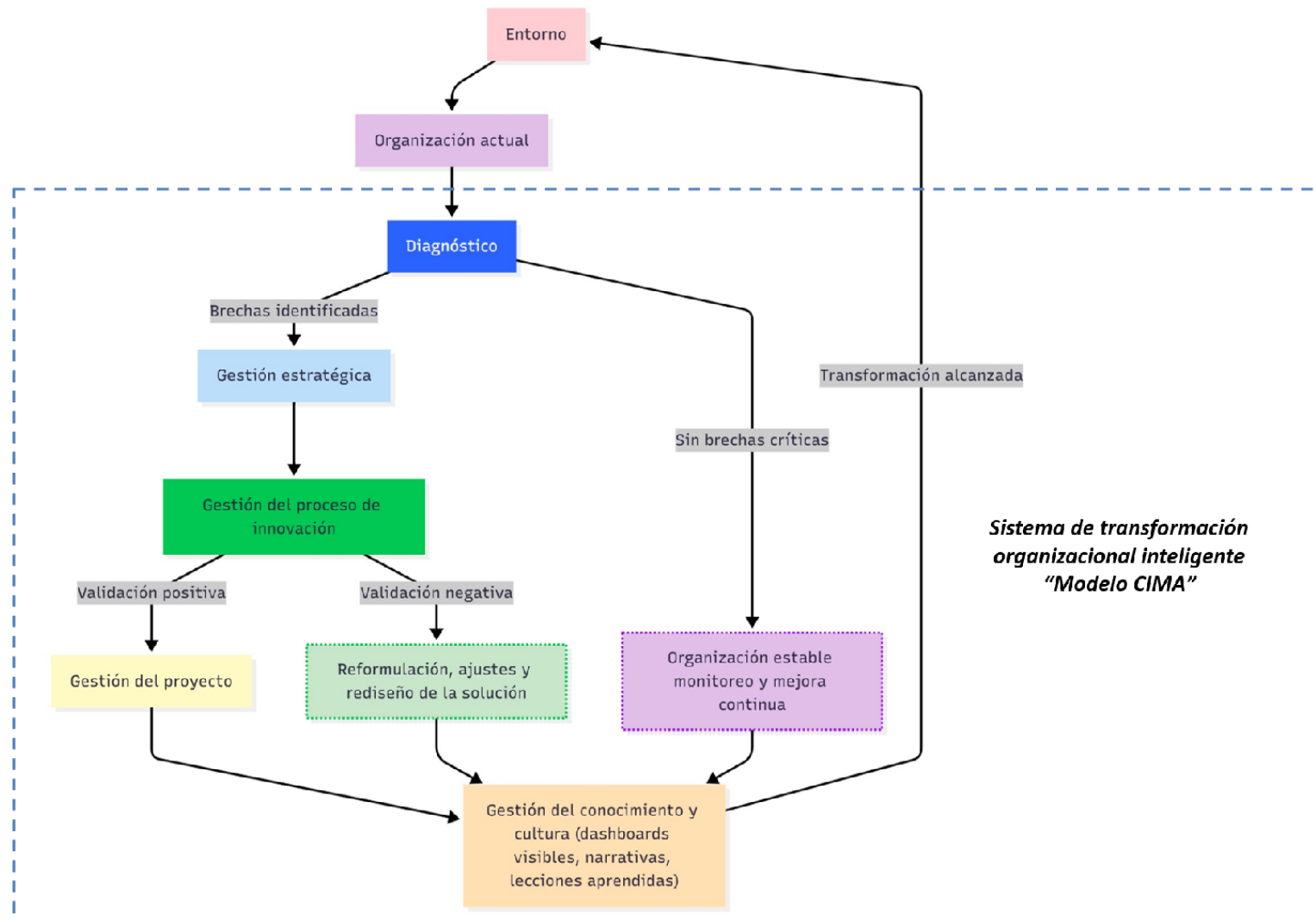
Sistema	Componentes claves	Entradas al sistema CIMA	Ejemplos concretos
Sistema educativo	Escuelas, universidades, instituciones de formación técnica, sistemas de I+D	Conocimiento, habilidades, investigación aplicada, formación profesional	Programas de formación en IA, centros de investigación en energía, alianzas universidad-empresa
Sistema tecnológico	Infraestructura TIC, software, plataformas de datos, metodologías digitales	Herramientas, madurez tecnológica, acceso a infraestructura, estándares	Plataformas de IA, arquitecturas interoperables, herramientas de TRL/PETI/Stage-Gate
Sistema ambiental (agregado)	Ecosistemas naturales, condiciones geográficas, recursos energéticos	Restricciones, límites planetarios, impacto ambiental, políticas de sostenibilidad	Huella de carbono del proyecto, indicadores ESG, regulaciones ambientales
Otros sistemas	Sistema jurídico, cultural, religioso, científico, medios de comunicación, sector defensa, etc.	Externalidades, discursos sociales, alianzas estratégicas, agendas globales	Opinión pública sobre IA, alianzas con organismos multilaterales, riesgos geopolíticos

Nota. Elaboración propia.

La organización entra al sistema cuando se detecta una necesidad (quizás generada por una actualización tecnológica, presión ESG, presión del mercado, etc.). En la siguiente figura, se observa el sistema y sus flujos principales.

Figura 11

El sistema y sus flujos principales



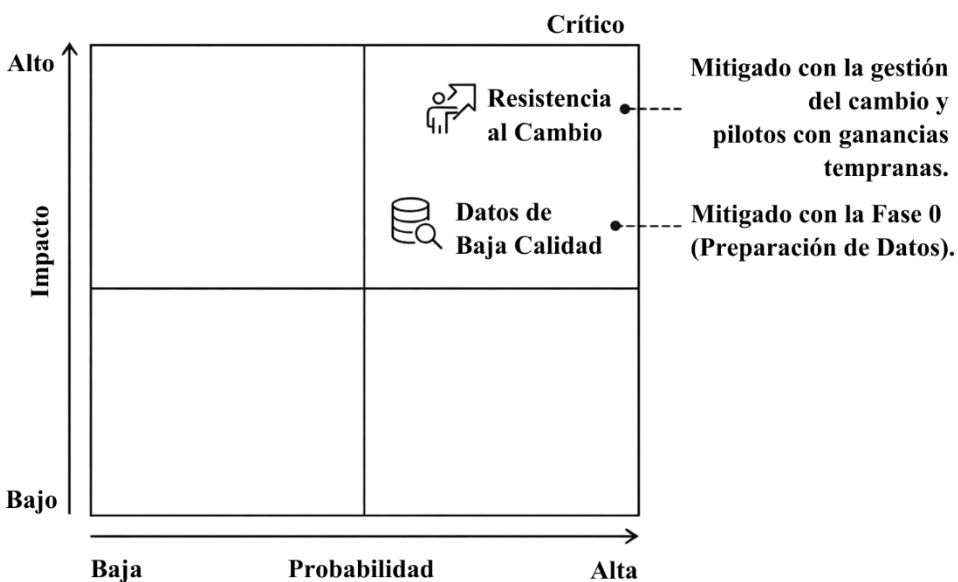
Nota. Elaboración propia a partir de los planteamientos de (Van Gigch, 2006).

Este enfoque conceptual tiene su foco en operar como un marco de orientación para la toma de decisiones basadas en mediciones de la realidad empresarial, situando a las personas como eje central del proceso de transformación, y reconociendo a la tecnología como un habilitador, pero no como un elemento determinante por sí mismo, por eso no se concibe el modelo CIMA como una solución de IA específica ni como un modelo matemático que utiliza algoritmos.

Para anticipar los desafíos clave en la implementación se desarrolló una matriz de riesgos basada en la ISO 31000 (ver anexo 4), en esta se incluyen las causas que originan cada riesgo, sus posibles consecuencias, la probabilidad de ocurrencia, el nivel de riesgo resultante, así como un plan de tratamiento. Adicionalmente, se detallan las principales acciones para mitigar, reducir o gestionar los riesgos de manera proactiva durante la implementación del modelo, en la figura 12 hay un ejemplo de los principales riesgos contemplados para el desarrollo del modelo CIMA.

Figura 12

Ejemplo de los principales riesgos contemplados para el desarrollo del modelo CIMA



Nota. Elaboración propia.

4.2. Descripción de la propuesta de transformación.

La propuesta CIMA se estructura como un modelo de transformación digital orientado a la adopción progresiva de la inteligencia artificial en proyectos de transición energética. Los componentes del modelo CIMA se ilustran en la siguiente figura:

Figura 13

Modelo CIMA



Nota. Elaboración propia.

A continuación, se describen cada uno de los componentes mencionados previamente:

4.2.1. Eje central: Personas

El Modelo CIMA sitúa a las personas como eje central de la transformación. Se consideran a los involucrados dentro y fuera de la organización, reconociendo su capacidad para potenciar o limitar la implementación de la IA, la madurez digital y la sostenibilidad de las transformaciones. En particular, el modelo reconoce:

- El rol de la alta dirección como patrocinador del cambio.
- La necesidad de fortalecer capacidades en datos, inteligencia artificial, sostenibilidad y dirección de proyectos.
- La importancia de la apropiación ética y social de la tecnología.
- La gestión de comunidades energéticas como espacios de articulación territorial.

4.2.2. Ejes transversales

El modelo incorpora ejes transversales que fortalecen su aplicabilidad:

- Comunicación:

La figura 14 presenta cuatro dimensiones complementarias: estratégica, operativa & técnica, participativa y del aprendizaje. Cada una cumple una función específica para fortalecer la alineación entre la dirección y los equipos, asegurar la trazabilidad de decisiones, fomentar la participación y convertir los resultados en conocimiento útil.

Figura 14

Marco integral de comunicación

1	Comunicación estratégica Transmitir la visión, los objetivos de madurez y el impacto del modelo, asegurando la alineación entre la alta dirección, los equipos técnicos y los aliados estratégicos.
2	Comunicación operativa y técnica Garantizar la trazabilidad de decisiones y avances de proyectos mediante tableros de datos, reportes ágiles y gestión colaborativa.
3	Comunicación participativa Promover la transparencia, la participación comunitaria y el intercambio de conocimiento a través de plataformas y repositorios abiertos.
4	Comunicación del aprendizaje Transformar datos y resultados en narrativas de valor que fortalezcan la cultura de innovación, sostenibilidad y ética organizacional.

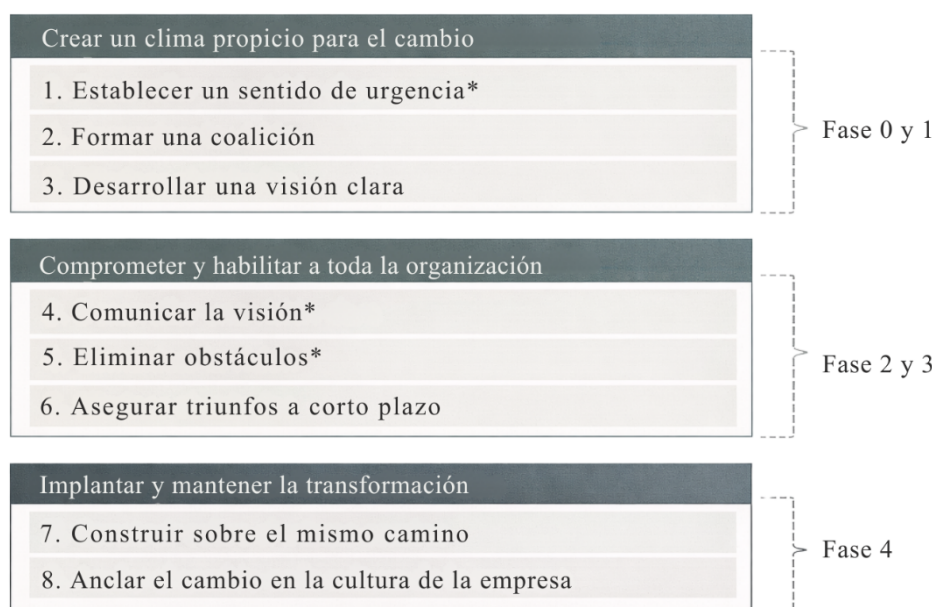
Nota. Elaboración propia.

- Gestión del cambio

La gestión del cambio está basada en los ocho pasos de John Kotter, organizado en cinco fases progresivas: exploración, conceptualización, desarrollo, implementación y aprendizaje continuo. El esquema muestra cómo se construye el cambio desde la creación de un sentido de urgencia y una visión compartida, hasta la consolidación de la transformación en la cultura organizacional. Este enfoque resalta la importancia de comprometer a toda la organización, eliminar obstáculos y generar victorias tempranas, incorporando también la inteligencia emocional como un habilitador transversal de la preparación humano-IA y de la gestión del cambio. Su inclusión responde a que la adopción de inteligencia artificial en el entorno empresarial no depende únicamente de la disponibilidad de datos, algoritmos o infraestructura tecnológica, sino también de la forma en que la organización gestiona percepciones, resistencias, confianza, aprendizaje y adaptación frente al uso de sistemas inteligentes.

Figura 15

Relación entre las cinco fases y los ocho pasos de gestión del cambio de Kotter



Nota. *se recomienda complementar con inteligencia emocional, con el fin de favorecer que la transformación digital sea comprendida, aceptada y sostenida por los actores organizacionales.

En la literatura reciente se ha señalado que la incorporación de IA en el trabajo puede incidir en el bienestar, la autonomía, el estrés laboral, la satisfacción y el compromiso de los empleados, por lo que deben ser previstas condiciones de acompañamiento durante su implementación (Soulami et al., 2024). Asimismo, ha sido evidenciado que los estresores tecnológicos asociados con la IA pueden generar respuestas diferenciadas: cuando son percibidos como desafíos, pueden favorecer la intención de adopción; cuando son interpretados como obstáculos, pueden incrementar la ansiedad frente a la tecnología y reducir dicha intención (Chang et al., 2024). Por tanto, la gestión emocional del cambio resulta pertinente para disminuir barreras humanas y favorecer la apropiación progresiva de la IA.

Desde esta perspectiva, la inteligencia emocional es articulada con el eje central de personas, la comunicación participativa, la gestión del aprendizaje y el Índice de Preparación Humano–IA del modelo CIMA. Su función consiste en fortalecer la autorregulación, la confianza, la colaboración y el liderazgo adaptativo durante las fases de diagnóstico, priorización, pilotaje, escalamiento y mejora continua. Esta integración es coherente con estudios recientes que destacan el papel de la inteligencia emocional de los líderes digitales para mitigar el tecnoestrés mediante comunicación, transparencia y confianza (Ertiö et al., 2024), así como con enfoques sobre liderazgo digital que

asocian la transformación organizacional con aprendizaje, colaboración, agilidad y capacidad de adaptación (Sacavém et al., 2025).

En consecuencia, la inteligencia emocional no es planteada como una competencia aislada, sino como una condición de soporte para que las soluciones basadas en IA sean comprendidas, aceptadas, utilizadas y sostenidas por los actores organizacionales. En el modelo CIMA, esta dimensión permite reforzar la adopción empresarial de IA desde una lectura sociotécnica, en la cual la madurez digital requiere la integración de capacidades humanas, tecnológicas, organizacionales y de datos.

- Innovación abierta

Este enfoque promueve la generación de conocimiento compartido entre actores diversos como empresas, sociedad civil, universidades, gobiernos y startups, acelera la transferencia tecnológica y potencia el impacto de las iniciativas basadas en inteligencia artificial y sostenibilidad, en la Figura 16 se destacan tres aspectos:

Figura 16

Marco para la innovación abierta



Nota. Elaboración propia.

4.2.3. Capas funcionales del modelo

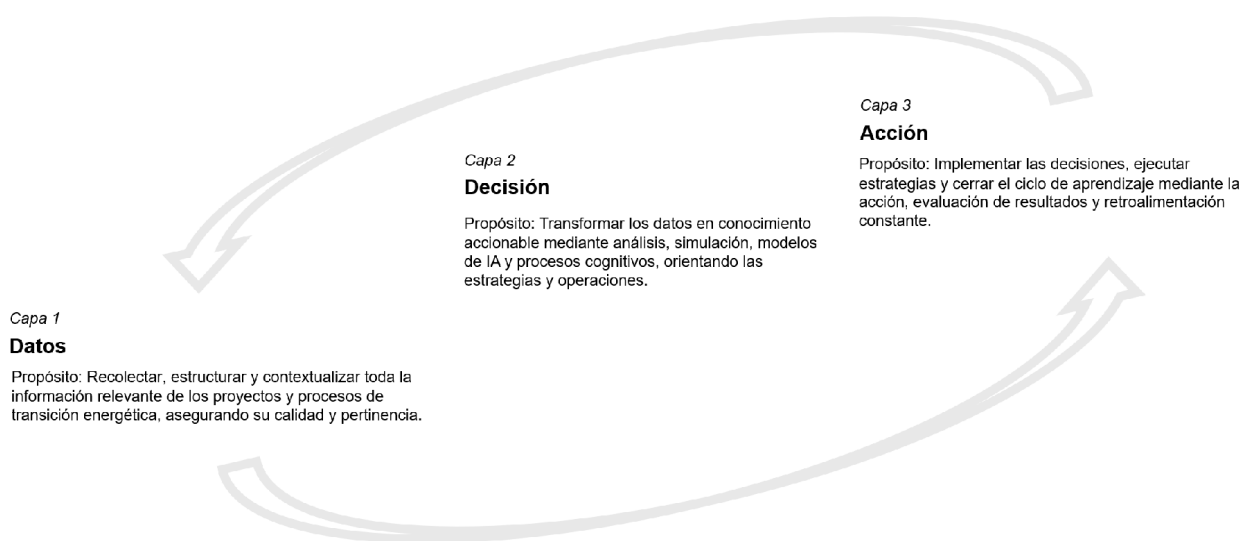
El modelo se organiza en tres capas interdependientes que representan el flujo continuo de transformación:

- Capa de Datos: orientada a la captura, calidad, gobierno y trazabilidad de la información.
- Capa de Decisión: donde la analítica, la IA y el juicio humano convergen para generar conocimiento accionable.
- Capa de Acción: espacio de ejecución, control y retroalimentación, donde las decisiones se traducen en impacto real.

Estas capas operan bajo los pilares transversales de sostenibilidad, ética y gobernanza, garantizando coherencia y responsabilidad en todo el ciclo de adopción de la IA.

Figura 17

Ciclo inteligente de datos, decisión y acción para la gestión estratégica



Nota. Elaboración propia.

4.2.4 Pilares

Los pilares actúan como marco regulador de todas las fases, asegurando que en cada capa del modelo CIMA se mantengan los principios de ética de la inteligencia artificial, gobernanza y sostenibilidad.

- Ética

En el modelo CIMA, el pilar de ética se operacionaliza mediante el uso de *Objectives and Key Results* (OKR) como mecanismo de alineación entre la visión de impacto y la toma de decisiones basada en inteligencia artificial. Desde el enfoque *AI for Good*, los OKR orientarían la adopción de la IA hacia la generación de valor social, ambiental y organizacional, asegurando que los avances en madurez y adopción tecnológica se produzcan bajo criterios de responsabilidad, transparencia y uso ético de la tecnología.

Para el modelo CIMA su OKR es: “Impulsar la adopción responsable de la inteligencia artificial, fortaleciendo su competitividad y generando impactos sociales y ambientales positivos en los proyectos realizados por la organización” y los resultados clave asociados a este objetivo son:

- o Incrementar al menos un nivel de madurez CIMA (escala 1–4) entre el diagnóstico inicial y la medición final registrada.
- o El 100 % de los casos de uso de IA priorizados se encuentra explícitamente vinculados al menos a un ODS.
- o Aumentar el índice de adopción tecnológica (AR) en un 10 % entre el diagnóstico inicial y la medición final al cierre del roadmap.

- Gobernanza

Se diseñaron unos Índices de Competitividad Inteligente (ICI-CIMA) para que exista una conexión entre la madurez y los aportes que esta le da a la competitividad de la organización:

Tabla 29

Índices de Competitividad Inteligente (ICI-CIMA)

Índice	Nombre	¿Qué expresa?
ICI-E	Eficiencia Energética Inteligente	Optimización energética mediante IA
ICI-P	Productividad de Proyectos	Impacto en tiempo, costo, riesgos
ICI-D	Decisión Basada en Datos	Uso efectivo de analítica e IA
ICI-H	Preparación Humano-IA	Capacidades, cultura y adopción
ICI-S	Sostenibilidad de la IA	Huella energética, ética y gobernanza

Nota. Elaboración propia.

Se espera que los índices se recalculen automáticamente cuando cambian los niveles de madurez. Los KPI's asociados a cada índice se encuentran en la siguiente tabla:

Tabla 30

KPI's por Índices de Competitividad Inteligente (ICI-CIMA)

Índice	KPI
ICI-E	Reducción consumo energético atribuible a IA (%)
ICI-E	Disminución pérdidas técnicas/no técnicas (%)
ICI-P	Mejora desviación de cronograma (p.p.)
ICI-P	Reducción sobrecostos (% del CAPEX)
ICI-D	% decisiones soportadas por analítica avanzada
ICI-H	% personal clave capacitado en IA/datos
ICI-H	Índice de adopción humano-IA (encuesta 1-5)
ICI-S	% proyectos con evaluación ELSI y privacidad
ICI-S	Huella energética de IA (kWh por caso) – reducción

Nota. Elaboración propia.

- Sostenibilidad

La contribución de una compañía a la consecución de los ODS supone un compromiso que debe estar garantizado por la medición y reporte del impacto generado. Este pilar permite analizar los resultados obtenidos en los pilotos y despliegues de inteligencia artificial desde una perspectiva de Responsabilidad Social Empresarial (RSE) o de *Environmental, Social y Governance* (ESG), traduciendo el desempeño técnico en impactos sociales, ambientales y económicos significativos.

Figura 18

Matriz de materialidad RSE.



Nota. Tomado de Seres – Fundación sociedad y empresa responsable

Esto permite priorizar los impactos más relevantes tanto para los grupos de interés como para la organización. Desde este análisis, la empresa puede focalizar sus esfuerzos en aquellas metas y objetivos que generen un mayor retorno, es decir, en aquellos donde su contribución a los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) sea más significativa y donde se optimice de manera

más eficiente el uso de los recursos empresariales. De este modo, se fortalece la legitimidad social de los proyectos y se promueve la creación de valor sostenible en el largo plazo.

El modelo se apoya en un *Dashboard* CIMA, cuyo propósito es permitir una visualización de los avances, realizar seguimiento a indicadores clave y facilitar decisiones operativas y estratégicas durante la implementación del modelo.

4.3. Objetivos de la propuesta.

4.3.1. Objetivo General de la Propuesta

Articular la medición de madurez en inteligencia artificial, obtenida mediante el instrumento AI-CUBE, con un proceso estructurado de diagnóstico, visualización, implementación y seguimiento, a través del modelo CIMA, con el fin de orientar de manera progresiva la adopción estratégica, estructurada y sostenible de la inteligencia artificial y fortalecer la competitividad y sostenibilidad de los proyectos de transición energética.

4.3.2. Objetivos Específicos de la Propuesta

- Definir prioridades estratégicas en proyectos de transición energética, desde los resultados del diagnóstico de madurez en inteligencia artificial, durante la fase inicial de implementación del modelo CIMA.
- Seleccionar y priorizar casos de uso de inteligencia artificial alineados con los objetivos estratégicos de la organización, mediante el análisis de brechas, patrones y criterios definidos en el modelo CIMA.
- Diseñar y operacionalizar un *roadmap* de transformación digital progresivo, que permita orientar la implementación, el seguimiento y la mejora continua en la adopción de la inteligencia artificial en la dirección de proyectos de transición energética.

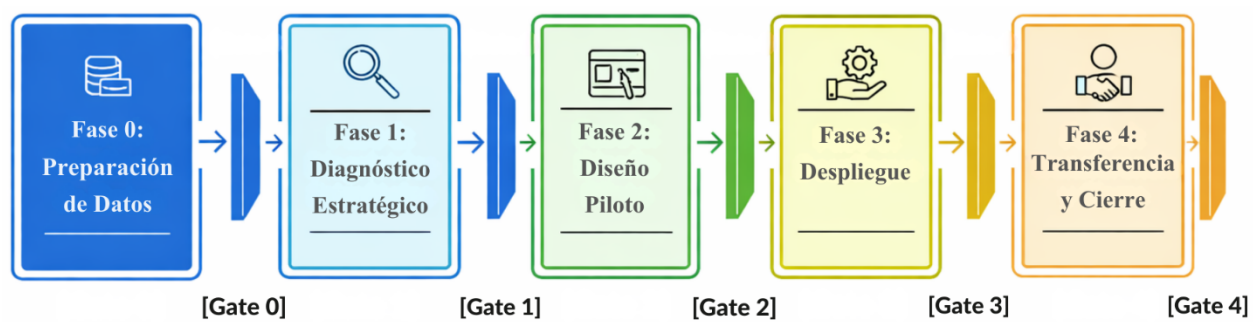
4.4. Actividades, fases y/o etapas.

La implementación del modelo CIMA se desarrolla a través de un conjunto de fases secuenciales, las cuales estructuran el proceso operativo de adopción de la inteligencia artificial. Estas fases están estructuradas bajo un enfoque *phase-gate*, mediante el cual, al cierre de cada fase, se establece un punto de decisión (*gate*) que permite evaluar el cumplimiento de los insumos,

condiciones y resultados requeridos para autorizar el avance hacia la siguiente fase, tal como se observa en la siguiente figura:

Figura 19

Fases para la implementación de soluciones basadas en IA



Nota. Elaboración propia.

El objetivo de cada fase esta descrito en la tabla 31:

Tabla 31

Objetivos de cada fase

Fases		Objetivo
0	Preparación de datos	Garantizar condiciones mínimas de calidad, gobernanza, disponibilidad e interoperabilidad de los datos, necesarias para habilitar el desarrollo de soluciones basadas en inteligencia artificial.
1	Diagnóstico estratégico	Identificar y priorizar casos de uso de inteligencia artificial con mayor potencial de contribución a los objetivos institucionales, considerando las capacidades actuales de la organización, así como los riesgos y oportunidades asociados.
2	Diseño Piloto	Diseñar y validar prototipos de inteligencia artificial en entornos controlados, definiendo métricas de desempeño, generación de valor y gestión de riesgos que permitan una evaluación objetiva de la solución.
3	Despliegue	Integrar la solución de inteligencia artificial en la operación real, asegurando su adecuada gobernanza, la apropiación tecnológica por parte de los usuarios y una gestión efectiva del cambio organizacional.
4	Transferencia y Cierre	Consolidar los aprendizajes obtenidos, ajustar los indicadores de desempeño y definir rutas de escalamiento hacia nuevos activos, procesos o territorios.

Nota. Elaboración propia.

En la tabla 32 se encuentran los criterios de decisión en cada gate:

Tabla 32

Criterios de decisión asociados a cada gate

Gate	Aspectos considerados en la toma de decisión	Decisión asociada
Gate 0	Calidad, disponibilidad, gobernanza e interoperabilidad de los datos	Habilitar o no casos de uso de IA
Gate 1	Casos de uso, madurez digital, riesgos y criterios ESG	Priorización estratégica
Gate 2	Métricas de desempeño, valor generado y riesgos operativos	Escalar, ajustar o suspender
Gate 3	Integración tecnológica, gobernanza y gestión del cambio	Continuidad operativa
Gate 4	Aprendizajes, ajuste de indicadores y escalabilidad	Cierre y definición de rutas de escalamiento

Nota. Elaboración propia.

Cada fase integra un conjunto definido de actividades, roles, responsables, indicadores de desempeño y criterios de éxito, lo que garantiza un proceso orientado a la mejora continua. Como complemento esencial, se incorpora una hoja de ruta de transformación personalizada, la cual no sustituye las fases, sino que orienta su desarrollo gradual y estratégico dentro de la organización. Este *roadmap* se compone de los siguientes tramos:

- *CIMA Start*: concebido como un tramo inicial, que enfatiza la preparación de datos y diagnóstico de madurez en IA.
- *CIMA Optimize*: este tramo intermedio, permite la optimización de procesos en los proyectos mediante la implementación de soluciones de IA.
- *CIMA Scale*: en este último tramo se espera generar un escalamiento de los pilotos y una consolidación del uso de la IA como fuente de ventaja competitiva para la organización.

Los tramos del *roadmap* combinan actividades que pueden ser desarrolladas de forma autónoma por cada empresa como otras que requieren acompañamiento experto, facilitando así la transferencia de conocimiento y la escalabilidad del modelo.

4.5. Recursos necesarios para la aplicación de la propuesta

De manera transversal a las distintas fases del modelo CIMA, la propuesta contempla cuatro tipos de recursos clave que condicionan el alcance, la profundidad y el ritmo de las actividades que pueden ser desarrolladas por las organizaciones durante su proceso de transformación. Estos recursos comprenden:

- i) Recursos de datos asociados a la disponibilidad, calidad, integridad y mecanismos de gobierno del dato
- ii) Recursos humanos vinculados a las competencias técnicas, las capacidades analíticas y las habilidades para la gestión del cambio, así como, dependiendo del contexto organizacional, la conformación de estructuras transversales como una PMO-IA
- iii) Recursos tecnológicos relacionados con la infraestructura de hardware y software, las herramientas analíticas y las plataformas de inteligencia artificial
- iv) Recursos organizacionales referidos a las estructuras de decisión, el liderazgo, la cultura organizacional, las alianzas estratégicas y la alineación con los objetivos del negocio.

La combinación y el nivel de madurez de estos recursos no es igual para todas las organizaciones y está condicionado de manera directa el tipo de actividades que pueden ser desarrolladas en cada fase del modelo. El nivel de acompañamiento en cada una de las fases se describe a continuación:

- En la Fase 0 y en la Fase 1, las organizaciones disponen de un alto grado de autonomía para avanzar en la implementación del modelo CIMA, apoyándose principalmente en instrumentos de diagnóstico y lineamientos metodológicos.
- En la Fase 2 y en la Fase 3, el nivel de complejidad aumenta dada la necesidad de diseñar, validar y poner en marcha soluciones basadas en IA por lo que se suele requerir acompañamiento especializado, para abordar los desafíos asociados tanto a la integración técnica como a los procesos de ajuste organizacional y de gestión del cambio.
- En la fase 4 de transferencia y cierre, el acompañamiento se orienta a consolidar los aprendizajes generados, fortalecer las capacidades internas y asegurar la apropiación organizacional del conocimiento, con miras a la sostenibilidad de las iniciativas implementadas.

Dado que los recursos requeridos varían de manera significativa entre organizaciones, no se propone un esquema de costos fijos. La Tabla 33 integra las fases del modelo CIMA con los recursos clave involucrados, el nivel esperado de autonomía organizacional, el tipo de acompañamiento requerido y una estimación cualitativa del costo relativo por fase.

Tabla 33

Relación entre fases del modelo CIMA, recursos, nivel de autonomía y esfuerzo relativo de implementación

Fase del modelo CIMA	Recursos clave involucrados	Nivel de autonomía organizacional	Rol del acompañamiento experto	Tipo de recurso dominante	Costo relativo
Fase 0. Preparación de datos	Calidad y disponibilidad de datos, mecanismos de gobierno del dato, infraestructura tecnológica básica	Alto	Orientación metodológica, lineamientos de calidad y buenas prácticas	Datos / Tecnología básica	Bajo
Fase 1. Diagnóstico estratégico	Información organizacional, capacidades analíticas básicas, liderazgo y alineación estratégica	Alto	Aplicación del instrumento, apoyo en interpretación de resultados y priorización	Organizacional / Humano	Bajo - medio
Fase 2. Diseño piloto	Datos estructurados, talento técnico, herramientas de analítica e IA	Medio	Diseño, validación técnica y ajuste de soluciones piloto	Tecnológico / Humano	Medio
Fase 3. Despliegue	Infraestructura tecnológica, procesos operativos, capacidades de gestión del cambio	Bajo - medio	Integración operativa, acompañamiento en adopción y gestión del cambio	Tecnológico / Cambio organizacional	Medio – alto

Fase del modelo CIMA	Recursos clave involucrados	Nivel de autonomía organizacional	Rol del acompañamiento experto	Tipo de recurso dominante	Costo relativo
Fase 4. Transferencia y cierre	Capacidades internas consolidadas, mecanismos de gobierno organizacional	Medio	Transferencia de conocimiento, apoyo en escalamiento y cierre del ciclo	Organizacional / Transferencia	Medio

Nota. Elaboración propia.

Esta estructura propone un marco de implementación flexible y adaptable a diferentes realidades empresariales, priorizando la asignación eficiente de recursos y la transferencia sostenible de capacidades.

4.6. Resultados.

Los resultados de la propuesta se concretan en productos de carácter práctico, que faciliten la adopción y gestión estratégica de la inteligencia artificial en organizaciones del sector energético. Entre los principales resultados se destacan:

- El desarrollo de un *dashboard* interactivo para la visualización y análisis de la adopción de inteligencia artificial.
- La integración de mecanismos sistemáticos de diagnóstico, medición y seguimiento del nivel de madurez en inteligencia artificial.
- La definición de una hoja de ruta operativa y replicable, diseñada para guiar a las organizaciones del sector energético en procesos progresivos de transformación.

Con el fin de facilitar la consulta y validación de los resultados, se dispone de un software que alberga el *dashboard* y los resultados correspondientes a las diez empresas analizadas en el estudio, accesible a través de la Figura 20 y del siguiente enlace:

https://dashboard-cima-2026.vercel.app?vercel_share=r7QTBRkrX4xLg7HKXLkydVjWCeQjsePJ

Figura 20

Código QR del dashboard



Nota. Elaboración propia.

Sumado a esto, la plataforma incorpora, una funcionalidad de descarga de informes individualizados por empresa, lo que permite una revisión detallada de los resultados obtenidos.

A modo ilustrativo, a continuación, se presenta la visualización del *dashboard* correspondiente a la Empresa 6. Donde la Base de Medición (Instrumento AI-CUBE) es la entrada estructural del sistema, con las dimensiones evaluadas en la Figura 21:

Figura 21

Dimensiones y niveles de madurez



Nota. Elaboración propia.

Nota. se utiliza una versión actualizada del modelo de madurez AI-CUBE, desarrollado por el Consejo Nacional de Investigación de Italia. Los resultados del instrumento AI-CUBE son normalizados e interpretados para construir un perfil de madurez en IA y BD, y se representa mediante visualizaciones tipo radar, semáforos y brechas críticas.

Figura 22

Resumen reporte estratégico CIMA

REPORTE ESTRATÉGICO CIMA

ANÁLISIS DE MADUREZ DIGITAL E INTELIGENCIA ARTIFICIAL

AUTORA: CAROLINA HERRERA SOLERA
ING. INDUSTRIAL, PMP, PMO PRACTITIONER, MGR. EN INDUSTRIA 4.0,
PHD (C) EN DIRECCIÓN DE PROYECTOS - 2026



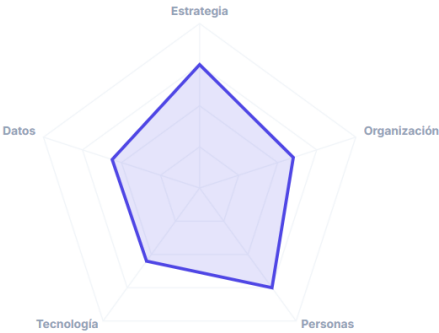
Nota. Elaboración propia.

Figura 23

Radar de dimensiones de madurez y análisis de brechas

Dimensiones de Madurez

ANÁLISIS PENTAGONAL DE CAPACIDADES DIGITALES



Gap Analysis

BRECHA COMPETITIVA POR DIMENSIÓN

EJE	MADUREZ	GAP A 4.0
Tecnología	2.2	1.8
Datos	2.24	1.76
Organización	2.4	1.6
Estrategia	3	1
Personas	3	1

Nota. Elaboración propia.

Figura 24

Resumen de tecnología IA/BD adoptada

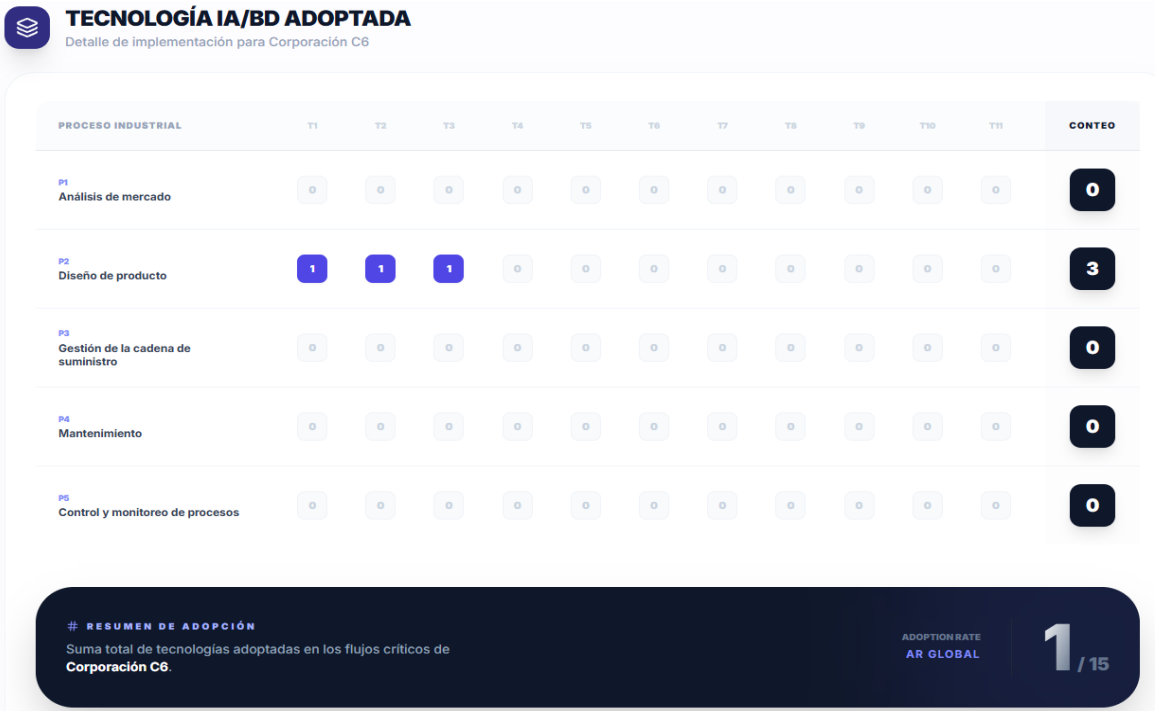


Figura 25

Hoja de ruta del modelo CIMA



Nota. Elaboración propia.

La Hoja de Ruta del modelo CIMA integra la información generada en las etapas previas de diagnóstico, medición y análisis, y la traduce en un *roadmap* de transformación progresivo (CIMA Start, CIMA Optimize, y CIMA Scale), orientado a la toma de decisiones estratégicas, la priorización de iniciativas y el seguimiento del avance organizacional en el uso de la inteligencia artificial.

Con el fin de operacionalizar la hoja de ruta, se diseñaron una serie de plantillas de apoyo, que facilitan la traducción del diagnóstico en acciones concretas y resultados medibles. Entre estas se incluyen:

- Plantilla para los Índices de Competitividad Inteligente (ICI-CIMA), orientada a vincular la madurez en IA con el desempeño organizacional.
- Plantilla de KPIs de resultados, para el seguimiento del impacto de las iniciativas de IA en proyectos y procesos.
- Plantilla de mapa de impacto social y de negocio, construida teniendo en cuenta los pilotos desarrollados.

- Matriz de materialidad de RSE, que permite priorizar impactos sociales, ambientales y organizacionales asociados al uso de la IA.

A modo ilustrativo, se presenta un ejemplo de con los tramos del roadmap CIMA, junto con plantillas asociadas a cada etapa, mostrando cómo el modelo permite pasar de la medición de madurez a la acción estratégica guiada:

Tabla 34

Plantilla para Índices de Competitividad Inteligente (ICI-CIMA)

Índice	Nombre	Madurez (0-100%)	Resultados (0-100)	ICI (0-100)
ICI-E	Eficiencia Energética Inteligente			
ICI-P	Productividad de Proyectos			
ICI-D	Decisión Basada en Datos			
ICI-H	Preparación Humano–IA			
ICI-S	Sostenibilidad y Ética de la IA			

Nota. Cada índice combina Madurez (AI-CUBE) y KPIs de resultados.

Tabla 35

Plantilla KPIs de resultados

Índice	KPI	Baseline	Actual	Meta	Dirección (Up/Down)	Cumplimiento
ICI-E	Reducción consumo energético atribuible a IA (%)	0		10	Up	
ICI-E	Disminución pérdidas técnicas/no técnicas (%)	0		5	Up	
ICI-P	Mejora desviación de cronograma (p.p.)	0		10	Up	
ICI-P	Reducción sobre costos (% del CAPEX)	0		5	Up	
ICI-D	% decisiones soportadas por analítica avanzada	0		60	Up	
ICI-H	% personal clave capacitado en IA/datos	0		70	Up	
ICI-H	Índice de adopción humano-IA (encuesta 1-5)	1		4	Up	
ICI-S	% proyectos con evaluación ELSI y privacidad	0		80	Up	
ICI-S	Huella energética de IA (kWh por caso) – reducción	100		70	Down	

Nota. Elaboración propia con datos ilustrativos.

Tabla 36

Plantilla mapa de impacto (social y de negocio) teniendo en consideración los pilotos

I D	Pil oto	Área/Pr oceso	ODS princ ipal	Stakeh older clave	Ini cio	F i n	Métr ica 1 (unid ad)	Base line 1	Act ual 1	M et a 1	Dir 1 (Up/D own)	Cu mpl. 1	Métr ica 2 (unid ad)	Base line 2	Act ual 2	M et a 2	D i r 2	Cu mpl. 2	Scor e imp acto (0-1 00)	Est ado	Act ivo (1/0)
P 0 1																					0
P 0 2																					0
P 0 3																					0

Nota. elaboración propia, donde en cada fila se registran los pilotos.

Tabla 37

Matriz de Materialidad RSE

Tema / aspecto material	Stakeholder s (1-5)	Negocio (1-5)	Pilotos relacionad os (#)	Evidencia pilotos (0-100)	Materialid ad (0-100)	Cuadrant e
Acceso y asequibilidad energética (inclusión)			0			
Resiliencia y continuidad del servicio			0			
Eficiencia energética y reducción de pérdidas			0			
Descarbonización y reducción de emisiones			0			
Privacidad y protección de datos			0			
Ética y transparencia algorítmica			0			
Empleo y reconversión laboral (skills)			0			
Relación con comunidades y licencia social			0			
Seguridad y ciberresiliencia			0			
Gobernanza y cumplimiento regulatorio			0			

Nota. Elaboración propia.

Tabla 38

Ejemplo Roadmap CIMA

Tramo	Fase	Actividad	Entregable	Autonomía (Autónomo/Asesoría)	Rol responsable	Esfuerzo (HH)	Costo unitario (USD/H)	Costo estimado (USD)	Estado	Inicio	Fin	% avance
CIMA Start	Fase 0. Preparación de Datos	Auditoría y catálogo de datos	Inventario de datos	Asesoría	CDO/Data Lead	80	50	\$4.000	No iniciado			0%
CIMA Start	Fase 0. Preparación de Datos	Políticas de calidad y gobierno	Marco de gobierno	Asesoría	Data Governance	60	50	\$3.000	No iniciado			0%
CIMA Start	Fase 1. Diagnóstico Estratégico	Aplicación AI-CUBE (diagnóstico)	Reporte de madurez	Asesoría	PMO/Consultor	40	60	\$2.400	No iniciado			0%
CIMA Start	Fase 1. Diagnóstico Estratégico	Priorización de casos de uso	Backlog priorizado	Asesoría	PMO + Negocio	32	60	\$1.920	No iniciado			0%
CIMA Start	Fase 2. Diseño Piloto	Diseño de piloto	Canvas de piloto	Asesoría	AI Lead	48	70	\$3.360	No iniciado			0%

		(alcance + métricas)								
		Data								
CIMA Start	Fase 2. Diseño Piloto	pipeline mínimo viable	Dataset listo	Mixto	Data Eng	64	70	\$4.480	No iniciado	0%
CIMA Optimize	Fase 2. Diseño Piloto	Validación técnica y ética (ELSI)	Checklist ELSI	Asesoría	Ética/Legal	24	80	\$1.920	No iniciado	0%
CIMA Optimize	Fase 3. Despliegue	Integración con sistemas (API/ETL)	Integración operativa	Asesoría	Arquitecto TI	80	75	\$6.000	No iniciado	0%
CIMA Optimize	Fase 3. Despliegue	Gestión del cambio y adopción	Plan de adopción	Mixto	Change Manager	40	60	\$2.400	No iniciado	0%
CIMA Optimize	Fase 3. Despliegue	KPIs operativos + tablero	Dashboard operativo	Autónomo	Analista BI	48	55	\$2.640	No iniciado	0%
CIMA Optimize	Fase 4. Transferencia y Cierre	Lecciones aprendidas y playbook	Playbook	Autónomo	PMO	24	50	\$1.200	No iniciado	0%
CIMA Scale	Fase 3. Despliegue	Escalamiento multiárea	Portafolio IA	Asesoría	AI Program Mgr	120	80	\$9.600	No iniciado	0%
CIMA Scale	Fase 3. Despliegue	Gemelo digital energético (si aplica)	Modelo + simulación	Asesoría	DS/Ingeniería	160	90	\$14.400	No iniciado	0%

CIMA Scale	Fase 4. Transferencia y Cierre	Centro de excelencia (CoE)	CoE operativo	Asesoría	Dirección	80	85	\$6.800	No iniciado	0%
---------------	--------------------------------------	----------------------------------	------------------	----------	-----------	----	----	---------	----------------	----

Nota. Elaboración propia con datos ilustrativos.

Estos resultados aportan elementos concretos para abordar el problema científico formulado, en la medida en que permiten fortalecer la dirección de proyectos de transición energética, integrando la inteligencia artificial como un recurso estratégico dentro de la dinámica organizacional.

4.7. Valoración/ evaluación / validación de la propuesta de transformación.

La valoración del modelo CIMA tuvo como propósito determinar la pertinencia, validez, factibilidad, aplicabilidad, generalización, y novedad/originalidad de la propuesta, a partir del juicio de expertos. Esta valoración no se asumió como una validación experimental de resultados de impacto, sino como una evaluación especializada de la consistencia conceptual, viabilidad práctica y aplicabilidad del modelo en contextos organizacionales vinculados con proyectos de transición energética e inteligencia artificial.

Este proceso de valoración se desarrolló mediante el método Delphi, con dos rondas de consulta a un panel de ocho expertos con perfiles interdisciplinarios en dirección de proyectos, transformación digital, energía, innovación, tecnologías de información, sostenibilidad y gestión organizacional. La primera ronda tuvo carácter diagnóstico y constructivo, orientado a valorar la estructura inicial del modelo y recoger recomendaciones de mejora. La segunda ronda permitió contrastar la versión ajustada, confirmar niveles de consenso y precisar condiciones para su implementación.

El instrumento empleó una escala de valoración de 1 a 5 y consideró seis criterios: pertinencia, validez, factibilidad, aplicabilidad, generalización y novedad/originalidad. Para el análisis cuantitativo se calcularon promedio, mediana, desviación estándar, rango intercuartílico y nivel de consenso. Los criterios de decisión fueron: aceptar, revisar o rechazar cada componente del modelo, según el comportamiento estadístico de las respuestas. Las tablas completas de puntuación se conservan en el anexo correspondiente, mientras que en este epígrafe se presentan los resultados consolidados.

4.7.1 Resultados de la Ronda 1

La primera ronda del Delphi tuvo un carácter diagnóstico y constructivo, orientado a validar la estructura conceptual del modelo e identificar oportunidades de mejora en su claridad operativa y aplicabilidad práctica.

Los resultados cuantitativos evidenciaron una alta aceptación inicial del modelo: el 93% de los ítems (14 de 15) fueron aceptados, mientras que un solo ítem (7%) fue clasificado para revisión. Este resultado confirmó la solidez de los fundamentos del Modelo CIMA.

Tabla 39

Decisión para cada ítem

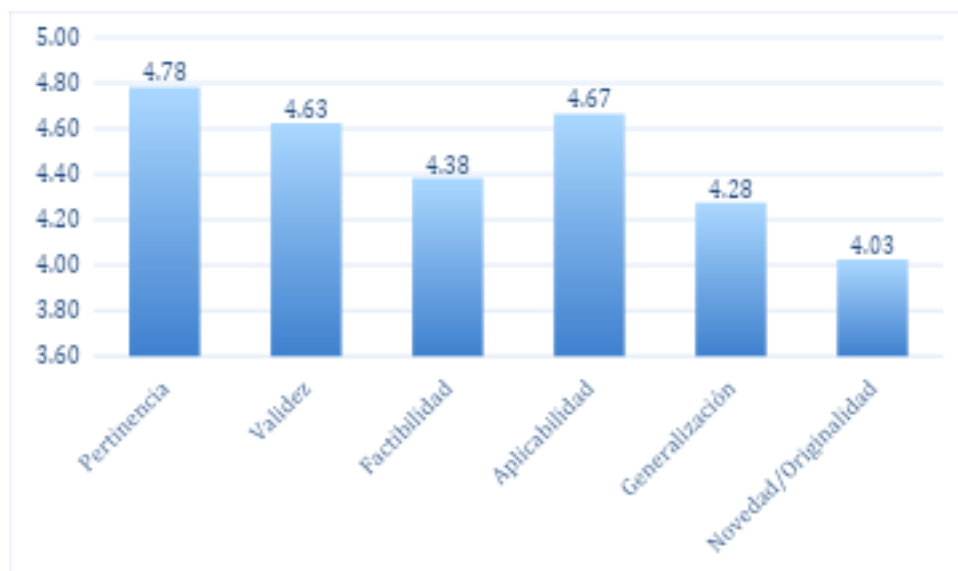
Tipo de Decisión	N° Ítems	% del total
Aceptar	14	93%
Revisar	1	7%
Rechazar	0	0%
Total	15	100%

Nota. Elaboración propia.

Los criterios con mayor puntuación fueron pertinencia y aplicabilidad, lo que indica que los expertos reconocieron coherencia entre el modelo, el problema de investigación y las necesidades prácticas de adopción de IA en proyectos de transición energética. La novedad/originalidad obtuvo el promedio más bajo dentro del conjunto, aunque se mantuvo por encima del umbral de aceptación, lo que sugirió la necesidad de fortalecer la diferenciación del modelo frente a enfoques existentes.

Figura 26

Promedio por criterio



Nota. Elaboración propia.

El análisis cualitativo permitió identificar siete líneas de mejora prioritarias que orientaron el refinamiento del modelo:

- i) mayor claridad operativa mediante herramientas prácticas;
- ii) anclaje de los criterios ESG a estándares verificables;
- iii) incorporación de una fase inicial centrada en la preparación y gobernanza de datos;
- iv) fortalecimiento del rol de la PMO y de la estructura de gobernanza;
- v) integración de comunidades energéticas y comunicación estratégica;
- vi) precisión en la gestión de innovación abierta y propiedad intelectual; y
- vii) medición explícita del valor generado en dimensiones técnicas, económicas, ambientales y sociales.

A partir de estos aportes, el modelo fue ajustado incorporando una fase inicial de *readiness* de datos, una mayor diferenciación entre diseño piloto y despliegue, criterios de gobernanza transversal, uso de decisiones por *gate*, fortalecimiento de KPIs y una lectura más explícita de transferencia hacia la operación.

4.7.2. Resultados de la Ronda 2

La segunda ronda tuvo como objetivo confirmar la validez del modelo refinado y realizar ajustes interpretativos de precisión. Los resultados mostraron que el 87% de los ítems (13 de 15) fueron aceptados, mientras que dos ítems fueron clasificados para revisión debido a niveles de consenso moderado, sin que ello implicara valoraciones negativas, dado que ambos obtuvieron promedios superiores a 4.2 sobre 5.

Tabla 40

Decisión para cada ítem

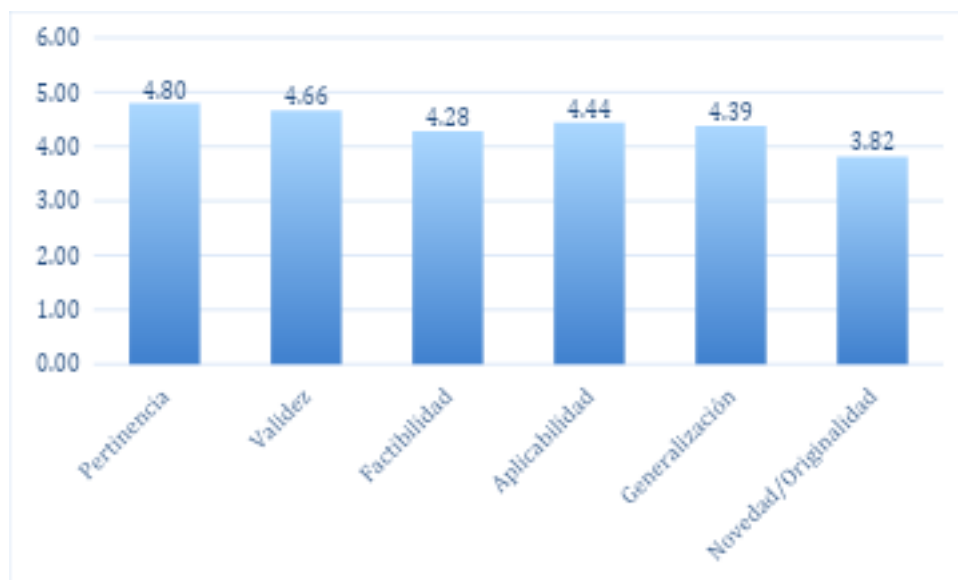
Tipo de Decisión	N° Ítems	% del total
Aceptar	13	87%
Revisar	2	13%
Rechazar	0	0%
Total	15	100%

Nota. Elaboración propia.

La segunda ronda confirmó la aceptación general del modelo ajustado. Aunque el porcentaje de aceptación pasó de 93% a 87%, no se registraron ítems rechazados y todos los criterios mantuvieron promedios superiores a 3.8. La disminución relativa en novedad/originalidad no se interpretó como debilidad estructural, sino como una invitación a precisar mejor la contribución diferencial de CIMA frente a otros modelos de madurez y transformación digital. Los dos componentes clasificados para revisión fueron aprendizaje continuo y gestión del cambio, lo que condujo a reforzar su carácter transversal, medible y asociado a transferencia de capacidades.

Figura 27

Promedio por criterio



Nota. Elaboración propia.

4.7.3 Condiciones habilitadoras para la implementación

A partir de la segunda ronda, se identificaron cinco condiciones habilitadoras para la implementación del modelo: alineación estratégica y liderazgo directivo; madurez organizacional y cultural; base técnica y gobernanza de datos; mecanismos de gobernanza, medición y cumplimiento; y adaptación contextual con escalabilidad progresiva. Estas condiciones no se asumen como restricciones, sino como criterios para definir el alcance de aplicación del modelo en cada organización.

El procedimiento de implementación se plantea de forma progresiva para evitar una aplicación rígida. La Fase 0 permite verificar si la organización cuenta con condiciones mínimas de datos y gobernanza. Posteriormente, el diagnóstico estratégico permite determinar el nivel de madurez y las brechas por capacidad. Con esa información se diseña un piloto, se despliega bajo mecanismos de gobernanza y se transfiere a la operación mediante aprendizaje documentado. Finalmente, el escalamiento se realiza solo cuando la organización ha demostrado estabilidad, apropiación y capacidad de medición.

Tabla 41

Acciones principales en cada etapa

Etapa	Propósito	Acción principal
Fase 0. Readiness de datos	Verificar condiciones mínimas	Auditoría de datos, seguridad, interoperabilidad y gobierno del dato
Diagnóstico estratégico	Reconocer madurez y brechas	Aplicación del instrumento, análisis de capacidades y contexto
Diseño piloto	Priorizar intervención	Selección de caso de uso, KPIs, responsables, riesgos y <i>business case</i>
Despliegue	Ejecutar la ruta definida	Implementación gradual, PMO/IA, gestión del cambio y seguimiento
Transferencia y estabilización	Pasar a operación	Lecciones aprendidas, documentación, formación y cierre
Escalamiento	Ampliar aplicación	Ajuste del modelo y réplica en nuevos proyectos o áreas

La valoración por expertos permitió establecer la pertinencia y viabilidad del modelo. No obstante, la evaluación de efectividad requiere una implementación piloto posterior, en la cual se comparen indicadores antes y después de aplicar CIMA. Para ello, se propone un esquema de evaluación basado en línea base, seguimiento por fases y medición final de resultados.

Tabla 42

Esquema de evaluación modelo CIMA

Momento	Acción de evaluación	Evidencia esperada
Antes de implementar	Medición de línea base	Nivel de madurez por capacidad
Durante la implementación	Seguimiento por <i>gates</i>	Cumplimiento de actividades, riesgos, decisiones y KPIs
Después del piloto	Comparación de resultados estratégicos	Variación en madurez, datos, gobernanza, adopción y valor generado
Cierre	Lecciones aprendidas documentadas	Ajustes al modelo y recomendaciones de escalamiento

Nota. Elaboración propia.

Indicadores sugeridos:

- variación del nivel de madurez por dimensión;

- mejora en calidad, disponibilidad o trazabilidad de datos;
- número de procesos con gobernanza definida;
- nivel de apropiación del equipo;
- cantidad de decisiones soportadas por datos;
- cumplimiento de KPIs del piloto;
- reducción de riesgos identificados;
- evidencia de valor técnico, económico, ambiental o social.

En conclusión, la valoración del modelo CIMA permitió confirmar su pertinencia como propuesta de transformación digital para empresas que gestionan proyectos de transición energética. La consulta de expertos evidenció una aceptación favorable del modelo, tanto en su estructura conceptual como en su aplicabilidad práctica, y permitió introducir ajustes orientados a fortalecer la gobernanza de datos, la medición de valor, la gestión del cambio y la transferencia hacia la operación. El principal aporte del capítulo consiste en haber pasado del diagnóstico de madurez a una propuesta estructurada, flexible y adaptable, capaz de orientar decisiones de adopción de IA desde las capacidades reales de cada organización. De este modo, la fundamentación, estructura y valoración de CIMA sostienen su utilidad como modelo para acompañar procesos graduales de transformación digital en el sector energético de la Región Caribe de Colombia.

CONCLUSIONES

La presente investigación doctoral analizó la madurez en la adopción de la inteligencia artificial (IA) en empresas que gestionan proyectos de transición energética en la Región Caribe de Colombia, con el propósito de comprender las diferencias existentes entre el potencial tecnológico de la IA y su integración efectiva en los procesos de dirección de proyectos, así como de proponer un modelo que orientara su adopción de manera estratégica, estructurada y sostenible. El estudio se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo, con diseño no experimental, de corte transversal o transeccional, y alcance descriptivo. El análisis de las empresas participantes evidenció diferencias significativas en los niveles de madurez, asociados a interacciones entre dimensiones estratégicas, organizacionales, humanas, tecnológicas y de gestión de datos. En términos generales, se observó que la incorporación de soluciones tecnológicas puntuales no garantizaba mejoras en las capacidades vinculadas a personas, organización y estrategia.

En relación con el primer objetivo específico, *“Determinar los fundamentos teóricos referenciales sobre la adopción de inteligencia artificial en proyectos de transición energética, para definir las categorías de análisis y dimensiones de madurez que orientan el modelo de transformación digital propuesto”*, la fundamentación desarrollada permitió establecer la base conceptual y analítica de la investigación, la adopción de IA se comprendió como un fenómeno organizacional y no solo tecnológico, lo que orientó el diagnóstico hacia dimensiones como estrategia, organización, personas, tecnología y datos. El análisis evidenció debilidades en gobernanza de datos, liderazgo digital, formación del talento humano y alineación estratégica, aspectos que confirman la importancia de evaluar la madurez en IA desde una visión integral de capacidades empresariales.

Respecto al segundo objetivo específico, *“Evaluar el estado actual de madurez en inteligencia artificial de las empresas objeto de estudio en el Caribe colombiano, para identificar las brechas específicas que permitan definir rutas de mejora en sus proyectos de transición energética”*, entre las brechas destacables se encuentran: la gestión de la información, la ausencia de estrategias claras de inteligencia artificial y la escasa inclusión de criterios éticos, sociales y ambientales en los procesos de decisión. También, se observó en organizaciones con mayores

niveles de madurez una integración más clara entre la estrategia, las capacidades humanas y el uso de los datos, lo que refleja una oportunidad en las demás organizaciones para adoptar enfoques similares.

En cumplimiento del tercer objetivo específico, *“Estructurar un modelo de transformación digital a partir de los niveles de madurez identificados, que sirva como guía para la adopción progresiva y sostenible de esta tecnología en el contexto de las organizaciones analizadas”*, la propuesta constituyó un aporte de carácter teórico - práctico, al ofrecer una conceptualización adaptativa de la madurez en inteligencia artificial así como una hoja de ruta a la medida para la toma de decisiones en la dirección de proyectos de transición energética.

Lo anterior orientado a responder a la hipótesis de investigación *“Un modelo de transformación digital en inteligencia artificial podrá integrar las capacidades estratégicas, organizacionales, humanas, tecnológicas y de datos, mediante el análisis de su nivel de adopción tecnológica, en empresas que gestionan proyectos de transición energética en la Región Caribe de Colombia durante el año 2025”*, la cual a través del índice de madurez total (Mti), se logró integrar los resultados de la escala de Likert y la caracterización de los casos de uso en las dimensiones del estudio, lo que permitió identificar que, el 60 % de las empresas se ubicó en un nivel intermedio, el 30 % en un nivel inicial y el 10 % en un nivel superior. Esta distribución evidenció la existencia de distintos grados de adopción en IA y, a partir de ellos, establecer la necesidad de un modelo de transformación digital capaz de articular capacidades estratégicas, organizacionales, humanas, tecnológicas y de datos según la situación particular de cada empresa. Lo anterior, es la base del sustento analítico a la hipótesis, al evidenciar que la integración de capacidades propuesta por el modelo CIMA depende del nivel de madurez identificado en las empresas que gestionan proyectos de transición energética en la Región Caribe de Colombia durante 2025.

Finalmente, la inteligencia artificial se presenta como un gran habilitador para la transición energética en la región Caribe colombiana cuando su adopción se desarrolla como un proceso estructurado, gradual y alineado con los objetivos estratégicos y de sostenibilidad de las empresas.

RECOMENDACIONES

Las recomendaciones descritas a continuación se derivan de las decisiones metodológicas adoptadas, de los resultados obtenidos y de las reflexiones surgidas durante el desarrollo de la investigación que, por razones de alcance, no fueron incorporadas como parte del cuerpo principal del trabajo. Su finalidad es aportar orientaciones para fortalecer la confiabilidad de los resultados, así como para guiar futuras investigaciones y aplicaciones relacionadas con la adopción de la inteligencia artificial en proyectos de transición energética.

- Recomendaciones desde el punto de vista metodológico

Sustentado en la experiencia investigativa desarrollada, se recomienda que futuras investigaciones sobre madurez en la adopción de IA incorporen diseños longitudinales, que permitan observar la evolución de los niveles de madurez a lo largo del tiempo. Este tipo de diseño facilitaría analizar cómo las organizaciones transitan entre niveles de madurez y cómo influyen los procesos de aprendizaje organizacional, gestión del cambio y toma de decisiones estratégicas en la consolidación de la inteligencia artificial como capacidad sostenible.

Así mismo, se sugiere en caso de tener muestras ampliadas, realizar una validación estadística del instrumento de medición de madurez (por medio del uso de técnicas como el análisis factorial exploratorio, confirmatorio o modelos de ecuaciones estructurales) con el fin de fortalecer la confiabilidad y validez del instrumento. También se recomienda ampliar el alcance de futuras investigaciones mediante comparaciones intersectoriales o interregionales, con el propósito de analizar si los patrones de madurez identificados en el sector energético del Caribe colombiano se mantienen, se modifican o adquieren nuevas expresiones en otros contextos productivos y territoriales.

- Recomendaciones desde el punto de vista académico

Desde el ámbito académico, se recomienda continuar profundizando en el desarrollo teórico del concepto de madurez en la adopción de la inteligencia artificial como un fenómeno multidimensional, superando enfoques centrados exclusivamente en el despliegue técnico. En particular, analizar a profundidad el papel de las personas, el liderazgo, la gobernanza y la ética

como factores clave en la adopción de la IA. Adicionalmente, se invita a la comunidad académica a emplear los resultados y el modelo de transformación digital propuesto como base para estudios comparativos internacionales, lo que permitiría enriquecer el debate científico sobre la adopción responsable de la inteligencia artificial en procesos de transición energética con fuerte componente territorial.

- Recomendaciones prácticas y aplicadas

Desde una perspectiva aplicada, se recomienda que las organizaciones del sector energético empleen el modelo de transformación digital propuesto como apoyo para reconocer brechas de madurez y orientar decisiones relacionadas con el fortalecimiento de capacidades necesarias para una adopción sostenible de la inteligencia artificial. También, se recomienda promover espacios de colaboración entre empresas, sociedad civil, gremios, redes, universidades y actores públicos, que permitan continuar investigando, validando y ajustando modelos de adopción responsable de la inteligencia artificial en la transición energética, reconociendo que el carácter dinámico de estas tecnologías exige procesos continuos de aprendizaje, evaluación y adaptación organizacional.

BIBLIOGRAFÍA

- Aayushi Tandon, Amit Awasthi, Kanhu Charan Pattanayak, Aditya Tandon, & S. Choudhury. (2025). Machine learning-driven solar irradiance prediction: Advancing renewable energy in Rajasthan. *Discover Applied Sciences*, 7, 107. <https://doi.org/10.1007/s42452-025-06490-8>
- Abdelsattar, M., Azim, M. A., AbdelMoety, A., & Emad-Eldeen, A. (2025). Comparative analysis of deep learning architectures in solar power prediction. *Scientific Reports*, 15, 31729. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-14908-x>
- Abonamah, A., Hassan, S., & Cale, T. (2025). Artificial intelligence and environmental sustainability playbook for energy sector leaders. *Sustainability*, 17(14), 6529. <https://doi.org/10.3390/su17146529>
- Abou-Foul, M., Ruiz-Alba, J. L., & López-Tenorio, P. J. (2023). The impact of artificial intelligence capabilities on servitization: The moderating role of absorptive capacity—A dynamic capabilities perspective. *Journal of Business Research*, 157, 113609. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.113609>
- Aco Benović, Miroslav Miškić, Vladan Pantović, Slađana Vujičić, Dejan Vidojević, Mladen Opačić, & Filip Jovanović. (2025). Assessment of the Impact of Solar Power Integration and AI Technologies on Sustainable Local Development: A Case Study from Serbia. *Sustainability*, 17(15), 6977. <https://doi.org/10.3390/su17156977>
- AI-CUBE. (s. f.). *Guidelines: AI & BD in the process industry. Artificial Intelligence and Big Data CSA for process industry users, business development and exploitation*. European Union's Horizon 2020 Research and Innovation Programme.
- Aikaterini Papapostolou, Ioanna Andreoulaki, Filippos Anagnostopoulos, Sokratis Divolis, Harris Niavis, Sokratis Vavilis, & Vangelis Marinakis. (2025). Innovative Business Models Towards Sustainable Energy Development: Assessing Benefits, Risks, and Optimal Approaches of Blockchain Exploitation in the Energy Transition. *Energies*, 18(15), 4191. <https://doi.org/10.3390/en18154191>
- Armin Razmjoo, Arezoo Ghazanfari, Poul Alberg Østergaard, Mehdi Jahangiri, Andreas Sumper, Sahar Ahmadzadeh, & Reza Eslamipoor. (2024). Moving Toward the Expansion of Energy Storage Systems in Renewable Energy Systems—A Techno-Institutional Investigation with Artificial Intelligence Consideration. *Sustainability*, 16(22), 9926. <https://doi.org/10.3390/su16229926>
- Atalan, Y. A., Şahin, H., Keskin, A., & Atalan, A. (2025). Strategic forecasting of renewable energy production for sustainable electricity supply: A machine learning approach considering environmental, economic, and oil factors in Türkiye. *PLOS ONE*, 20(8), e0328290. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0328290>

- Banco Mundial & Deloitte. (2024). *Evaluación de la viabilidad técnica y económica del despliegue de infraestructura de carga*. Ministerio de Minas y Energía de Colombia.
- Barney, J. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of Management*, 17(1), 99-120. <https://doi.org/10.1177/014920639101700108>
- Batool, A., Zowghi, D., & Bano, M. (2025). AI governance: A systematic literature review. *AI and Ethics*, 5, 3265-3279. <https://doi.org/10.1007/s43681-024-00653-w>
- Bošnjaković, Martinović, & Đokić. (2025). Application of Artificial Intelligence in Wind Power Systems. *Applied Sciences*, 15(5), 2443. <https://doi.org/10.3390/app15052443>
- Brady, T., & Davies, A. (2004). Building project capabilities: From exploratory to exploitative learning. *Organization Studies*, 25(9), 1601-1621. <https://doi.org/10.1177/0170840604048002>
- Carayannis, E. G., & Campbell, D. F. J. (2010). Triple Helix, Quadruple Helix and Quintuple Helix and how do knowledge, innovation and the environment relate to each other? A proposed framework for a trans-disciplinary analysis of sustainable development and social ecology. *International Journal of Social Ecology and Sustainable Development*, 1(1), 41-69. <https://doi.org/10.4018/jsesd.2010010105>
- Cem Işık, Serdar Ongan, & Hasibul Islam. (2025). Driving Energy Transition Through Artificial Intelligence: Integrating Economic, Environmental, Social, and Governance (ECON-ESG) Factors in OECD Countries. *Journal of the Knowledge Economy*. <https://doi.org/10.1007/s13132-025-02687-9>
- Cetina-Quiñones. (2024). Toward a sustainable dairy industry in Mexico: Optimization of a parabolic trough solar collector system with passive heat-transfer enhancement techniques and a machine learning approach. *Environment, Development and Sustainability*. <https://doi.org/10.1007/s10668-024-05287-w>
- Chang, P.-C., Zhang, W., Cai, Q., & Guo, H. (2024). Does AI-driven technostress promote or hinder employees' artificial intelligence adoption intention? A moderated mediation model of affective reactions and technical self-efficacy. *Psychology Research and Behavior Management*, 17, 413-427. <https://doi.org/10.2147/PRBM.S441444>
- Chesbrough, H. W. (2003). *Open innovation: The new imperative for creating and profiting from technology*. Harvard Business School Press.
- Chia-Nan Wang, Yu-Chi Chung, Fajar Dwi Wibowo, Thi-Thanh Dang, & Ngoc-Ai-Thy Nguyen. (2025). The Planning of Best Site Selection for Wind Energy in Indonesia: A Synergistic Approach Using Data Envelopment Analysis and Fuzzy Multi-Criteria Decision-Making. *Energies*, 18(15), 4176. <https://doi.org/10.3390/en18154176>

- Chicheng Huang, Serhat Yüksel, & Hasan Dinçer. (2024). A Novel Fuzzy Model for Knowledge-Driven Process Optimization in Renewable Energy Projects. *Journal of the Knowledge Economy*, 16(1), 5183-5215. <https://doi.org/10.1007/s13132-024-02074-w>
- Christensen, C. M. (1997). *The innovator's dilemma: When new technologies cause great firms to fail*. Harvard Business School Press.
- Chukwuebuka Joseph Ejayi, Dongsheng Cai, Dara Thomas, & Sandra Obiora. (2025). Comprehensive review of artificial intelligence applications in renewable energy systems: Current implementations and emerging trends. *Journal of Big Data*, 12, 169. <https://doi.org/10.1186/s40537-025-01178-7>
- Cohen, W. M., & Levinthal, D. A. (1990). Absorptive capacity: A new perspective on learning and innovation. *Administrative Science Quarterly*, 35(1), 128-152. <https://doi.org/10.2307/2393553>
- Consejo Nacional de Política Económica y Social & Departamento Nacional de Planeación. (2018). *Documento CONPES 3918: Estrategia para la implementación de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) en Colombia*. Departamento Nacional de Planeación. <https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/Conpes/Econ%C3%B3micos/3918.pdf>
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319-340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- Demir. (2025). Evaluation of Solar Radiation Prediction Models Using AI: A Performance Comparison in the High-Potential Region of Konya, Türkiye. *Atmosphere*, 16(4), 398. <https://doi.org/10.3390/atmos16040398>
- Departamento Administrativo Nacional de Estadística & Fondo de Población de las Naciones Unidas. (2024). *Orientaciones para la inclusión de los ODS en los PDT 2024-2027*. Departamento Administrativo Nacional de Estadística. <https://www.dane.gov.co/files/indicadores-ods/Orientaciones-para-inclusion-ODS-en-PDT-2024-2027.pdf>
- Departamento Nacional de Planeación. (2025). *CONPES 4144: Política Nacional de Inteligencia Artificial*. Departamento Nacional de Planeación. <https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/Conpes/Econ%C3%B3micos/4144.pdf>
- Di Silvestre, M. L., Favuzza, S., Riva Sanseverino, E., & Zizzo, G. (2018). How Decarbonization, Digitalization and Decentralization are changing key power infrastructures. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 55(1), 1-9. <https://doi.org/10.1109/TIA.2018.2877280>
- Dönmez, S., Tuncay Çelikel, A., Sarıca, Y. P., & Develi, E. İ. (2025). *Understanding AI adoption at organizations: Literature review of TOE framework*. 21(1), 64-69. <https://doi.org/10.17261/Pressacademia.2025.1994>

- Elmousalami, H., Alnaser, A. A., & Hui, F. K. P. (2025). Sustainable AI-driven wind energy forecasting: Advancing zero-carbon cities and environmental computation. *Artificial Intelligence Review*, 58, 191. <https://doi.org/10.1007/s10462-025-11191-0>
- Elmousalami, H., Peng Hui, F. K., & Alnaser, A. A. (2025). Enhancing smart and zero-carbon cities through a hybrid CNN-LSTM algorithm for sustainable AI-driven solar power forecasting (SAI-SPF). *Buildings*, 15(15), 2785. <https://doi.org/10.3390/buildings15152785>
- Emery, F. E., & Trist, E. L. (1960). Socio-technical systems. En C. W. Churchman & M. Verhulst (Eds.), *Management sciences: Models and techniques* (Vol. 2, pp. 83-97). Pergamon Press.
- Enholm, I. M., Papagiannidis, E., Mikalef, P., & Krogstie, J. (2022). Artificial Intelligence and Business Value: A Literature Review. *Information Systems Frontiers*, 24(5), 1709-1734. <https://doi.org/10.1007/s10796-021-10186-w>
- Ertiö, T., Eriksson, T., Rowan, W., & McCarthy, S. (2024). The role of digital leaders' emotional intelligence in mitigating employee technostress. *Business Horizons*, 67(4), 399-409. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2024.03.004>
- Fahrettin Kayan, Yasemin Bilişli, Mehmet Kayakuş, Fatma Yiğit Açıkgöz, Agah Başdeğirmen, & Meltem Güler. (2025). Analysing Sustainability and Green Energy with Artificial Intelligence: A Turkish English Social Media Perspective. *Sustainability*, 17(5), 1882. <https://doi.org/10.3390/su17051882>
- Farina, Young, Nafa, & Waddington. (2025). Impact of Solar Farm Expansion on Forest Cover in Massachusetts: An Analysis Using Artificial Intelligence and Remote Sensing. *The Professional Geographer*. <https://doi.org/10.1080/00330124.2025.2499477>
- Fatma M. Talaat, A. E. Kabeel, & Warda M. Shaban. (2025). Powering a sustainable future: AI-driven integration of renewables for optimized grid management. *Sustainable Futures*, 100821. <https://doi.org/10.1016/j.sft.2025.100821>
- Félix Sebastián González Cantos, Wilian Paul Arévalo Cordero, & Luis Alfredo Ramírez Freire. (2025). Game Theory and Robust Predictive Control for Peer-to-Peer Energy Management: A Pathway to a Low-Carbon Economy. *Sustainability*, 17(5), 1780. <https://doi.org/10.3390/su17051780>
- Fornasiero, R., Kiebler, L., Falsafi, M., & Sardesai, S. (2025). Proposing a maturity model for assessing Artificial Intelligence and Big Data in the process industry. *International Journal of Production Research*, 63(4), 1235-1255. <https://doi.org/10.1080/00207543.2024.2372840>
- Geels, F. W. (2002). Technological transitions as evolutionary reconfiguration processes: A multi-level perspective and a case-study. *Research Policy*, 31(8-9), 1257-1274. [https://doi.org/10.1016/S0048-7333\(02\)00062-8](https://doi.org/10.1016/S0048-7333(02)00062-8)

- Ghobakhloo, M. (2023). Behind the definition of Industry 5.0: A systematic review of technologies, principles, components, and values. *Journal of Industrial and Production Engineering*, 40(6), 432-447. <https://doi.org/10.1080/21681015.2023.2216701>
- Ghobakhloo, M., Iranmanesh, M., Foroughi, B., Babaee Tirkolaee, E., Asadi, S., & Amran, A. (2023). Industry 5.0 implications for inclusive sustainable manufacturing: An evidence-knowledge-based strategic roadmap. *Journal of Cleaner Production*, 417, 138023. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2023.138023>
- Ghoneim, Arabasy, & Abdulhadi. (2025). AI-driven optimization of indoor environmental quality and energy consumption in smart buildings: A bio-inspired algorithmic approach. *Journal of Asian Architecture and Building Engineering*. <https://doi.org/10.1080/13467581.2025.2472742>
- Ghosh, S. (2025). Developing artificial intelligence (AI) capabilities for data-driven business model innovation: Roles of organizational adaptability and leadership. *Journal of Engineering and Technology Management*, 75, 101851. <https://doi.org/10.1016/j.jengtecman.2024.101851>
- Gianina Garrido-Silva, Harrynson Ramírez-Murillo, María Paula Cajamarca-García, & Carlos Andrés Torres-Pinzón. (2025). Urban Wind Energy Assessment Using Machine Learning and Multi-criteria Analysis. *Tecnológicas*, 28(63), e3262. <https://doi.org/10.22430/22565337.3262>
- Guillen-Aguinaga, M., Aguinaga-Ontoso, E., Guillen-Aguinaga, L., Guillen-Grima, F., & Aguinaga-Ontoso, I. (2025). Data Quality in the Age of AI: A Review of Governance, Ethics, and the FAIR Principles. *Data*, 10(12), 201. <https://doi.org/10.3390/data10120201>
- Hafize Nurgul Durmus Senyapar & Ramazan Bayindir. (2025). The Energy Hunger Paradox of Artificial Intelligence: End of Clean Energy or Magic Wand for Sustainability? *Sustainability*, 17(7), 2887. <https://doi.org/10.3390/su17072887>
- Hasan Dinçer, Serhat Yüksel, Serkan Eti, & Caner Acar. (2024). Assessment of hydrogen production methods for global energy transition using AI enhanced quantum recommender fuzzy modelling. *International Journal of Hydrogen Energy*. <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2024.05.141>
- Hassan & Hassan. (2025). Assessing the dynamics of artificial intelligence, renewable energy investment, and policy uncertainty in promoting green growth in China. *Energy Reports*. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2025.08.020>
- Hernández-Sampieri, R., & Mendoza Torres, C. P. (2018). *Metodología de la investigación: Las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta*. McGraw-Hill Interamericana.
- Hongji Zhou & Rong Wang. (2025). Assessing the Impact of Artificial Intelligence and Green Finance on Energy Efficiency: Based on Super-Efficiency SBM and Tobit Two-Stage Models. *Energy Science & Engineering*, 13(7), 3727-3740. <https://doi.org/10.1002/ese3.70132>

- Ibrahim Alhamrouni, Nor Hidayah Abdul Kahar, Mohaned Salem, Mahmood Swadi, Younes Zahroui, Dheyaa Jasim Kadhim, Faisal A. Mohamed, & Mohammad Alhuyi Nazari. (2024). A Comprehensive Review on the Role of Artificial Intelligence in Power System Stability, Control, and Protection: Insights and Future Directions. *Applied Sciences*, 14(14), 6214. <https://doi.org/10.3390/app14146214>
- Ibtihal R. N. ALRubeei, Safa N. Idi, Ihab L. Hussein Alsammak, Haider Th. AlRikabi, Hussain A. Mutar, & Abdul Hadi M. Alaidi. (2025). Using artificial intelligence for enhancement of solar cell efficiency in the south of Iraq. *Heritage and Sustainable Development*, 7(1), 197-210. <https://doi.org/10.37868/hsd.v7i1.1067>
- International Renewable Energy Agency. (2025). *Renewable energy roadmap: Eastern Partnership*. IRENA. https://www.irena.org/-/media/Files/IRENA/Agency/Publication/2025/Aug/IRENA_OUT_REmap_Eastern_Partnership_2025.pdf
- International Renewable Energy Agency (IRENA). (2017). *Global energy transformation: A roadmap to 2050*. IRENA.
- Iqbal, Zhang, & Jahangir. (2025). Building a Sustainable Future: The Nexus Between Artificial Intelligence, Renewable Energy, Green Human Capital, Geopolitical Risk, and Carbon Emissions Through the Moderating Role of Institutional Quality. *Sustainability*, 17(3), 990. <https://doi.org/10.3390/su17030990>
- Jiayuan Wang. (2025). Wind energy resource assessment based on joint wolf pack intelligent optimization algorithm. *PLOS One*, 20(6), e0326035. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0326035>
- Jiuhong Yu, Xiaohua Lai, Ting Sun, & Cheng-To Lin. (2025). Could AI and Sustainable Finance Drive Energy Sustainability? A Wavelet Quantile Correlation Analysis. *Emerging Markets Finance and Trade*, 61(14), 4512-4526. <https://doi.org/10.1080/1540496X.2025.2519414>
- Khosrojerdi, Gagnon, & Valverde. (2025). Leveraging AI for Sustainable Energy Development in Solar Power Plants Operating Under Shading Conditions. *Energies*, 18(11), 2960. <https://doi.org/10.3390/en18112960>
- Kiebler, L., Moroff, N. U., & Jacobsen, J. J. (2022). Preliminary Analysis on Data Quality for ML Applications. In W. Kersten, C. Jahn, T. Blecker, & C. M. Ringle (Eds.), *Changing Tides: The New Role of Resilience and Sustainability in Logistics and Supply Chain Management—Innovative Approaches for the Shift to a New Era. Proceedings of the Hamburg International Conference of Logistics (HICL)* (Vol. 33, pp. 207-236). epubli GmbH. <https://doi.org/10.15480/882.4693>
- Labouda Ba, Fatma Tangour, Ikram El Abbassi, & Rafik Absi. (2025). Analysis of Digital Twin Applications in Energy Efficiency: A Systematic Review. *Sustainability*, 17(8), 3560. <https://doi.org/10.3390/su17083560>

- Le Thanh Ha. (2025). How Robotics & Artificial Intelligence development help the global mitigate energy crisis: Fresh insights from the R2 decomposed linkage method. *Sustainable Futures*. <https://doi.org/10.1016/j.sfr.2025.101044>
- Lee, C.-C., Fang, Y., Quan, S., & Li, X. (2024). Leveraging the power of artificial intelligence toward the energy transition: The key role of the digital economy. *Energy Economics*, 135, 107654. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2024.107654>
- Ley 2294 de 2023. Por el cual se expide el Plan Nacional de Desarrollo 2022-2026 “Colombia Potencia Mundial de la Vida” (2023). <https://www.suin-juriscol.gov.co/viewDocument.asp?id=30046580>
- Li, Y., Ding, Y., He, S., Hu, F., Duan, J., Wen, G., Geng, H., Wu, Z., Gooi, H. B., Zhao, Y., Zhang, C., Mei, S., & Zeng, Z. (2024). Artificial intelligence-based methods for renewable power system operation. *Nature Reviews Electrical Engineering*, 1(3), 163-179. <https://doi.org/10.1038/s44287-024-00018-9>
- Loorbach, D. (2010). Transition management for sustainable development: A prescriptive, complexity-based governance framework. *Governance*, 23(1), 161-183.
- Markard, J., Raven, R., & Truffer, B. (2012). Sustainability transitions: An emerging field of research and its prospects. *Research Policy*, 41(6), 955-967.
- Mikalef, P., & Gupta, M. (2021). Artificial intelligence capability: Conceptualization, measurement calibration, and empirical study on its impact on organizational creativity and firm performance. *Information & Management*, 58(3), 103434. <https://doi.org/10.1016/j.im.2021.103434>
- Ministerio de Minas y Energía. (2024a). *Diagnóstico base para la Transición Energética Justa*. https://www.minenergia.gov.co/documents/12591/DIAGN%C3%93STICO_BASE_PARA_LA_TRANSICI%C3%93N_ENERG%C3%89TICA_JUSTA_-_2024.pdf
- Ministerio de Minas y Energía. (2024b). *Escenarios nacionales de la Transición Energética Justa*.
- Ministerio de Minas y Energía. (2024c). *Oportunidades y desafíos socioambientales de la Transición Energética Justa*.
- Ministerio de Minas y Energía. (2025). *Hoja de ruta para la Transición Energética Justa (TEJ)*. https://minenergia.gov.co/documents/13272/Hoja_de_ruta_transicion_energetica_justa_TEJ_2025.pdf
- Mintzberg, H. (1987). The strategy concept I: Five Ps for strategy. *California Management Review*, 30(1), 11-24. <https://doi.org/10.2307/41165263>

- Muhammad Shahbaz, Hasan Dinçer, Serhat Yüksel, & Dan Jiao. (2025). An assessment of circular economy-oriented renewable energy projects via artificial intelligence recommender systems and a hybrid quantum fuzzy decision-making approach. *Renewable Energy*, 244, 122673. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2025.122673>
- Musawenkosi Lethumcebo Thanduxolo Zulu, Rudiren Sarma, & R. Tiako. (2025). Enhancing Power Quality in a PV/Wind Smart Grid with Artificial Intelligence Using Inverter Control and Artificial Neural Network Techniques. *Electricity*, 6(2), 35. <https://doi.org/10.3390/electricity6020035>
- Naciones Unidas. Asamblea General. (2015). *Transformar nuestro mundo: La Agenda 2030 para el Desarrollo Sostenible. Resolución A/RES/70/1*. <https://undocs.org/A/RES/70/1>
- Page, M. J., McKenzie, J. E., & Bossuyt, P. M. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372, n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- Papagiannidis, E., Mikalef, P., & Conboy, K. (2025). Responsible artificial intelligence governance: A review and research framework. *The Journal of Strategic Information Systems*, 34(2), 101885. <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2024.101885>
- Paulk, M. C., Curtis, B., Chrissis, M. B., & Weber, C. V. (1993). Capability maturity model, version 1.1. *IEEE Software*, 10(4), 18-27. <https://doi.org/10.1109/52.219617>
- Pimenow, S., Pimenowa, O., & Prus, P. (2024). Challenges of artificial intelligence development in the context of energy consumption and impact on climate change. *Energies*, 17(23), 5965. <https://doi.org/10.3390/en17235965>
- Pöppelbuß, J., & Röglinger, M. (2011). *What makes a useful maturity model? ECIS 2011 Proceedings*.
- Project Management Institute. (2025a). *A guide to the project management body of knowledge (PMBOK® guide)* (8.^a ed.). Project Management Institute.
- Project Management Institute. (2025b). *Guía digital para liderar y gestionar proyectos de IA*. Project Management Institute.
- Project Management Institute. (2026). *El estándar para la inteligencia artificial en la dirección de proyectos, programas y portafolios*. Project Management Institute.
- Raghu Raman, Sangeetha Gunasekar, Deepa Kaliyaperumal, & Prema Nedungadi. (2024). Navigating the Nexus of Artificial Intelligence and Renewable Energy for the Advancement of Sustainable Development Goals. *Sustainability*, 16(21), 9144. <https://doi.org/10.3390/su16219144>

- Rogers, E. M. (2003). *Diffusion of innovations* (5.^a ed.). Free Press.
- Russell, S., & Norvig, P. (2020). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th, Ed.). Pearson.
- Sabina-Cristiana Necula. (2023). Assessing the Potential of Artificial Intelligence in Advancing Clean Energy Technologies in Europe: A Systematic Review. *Energies*, 16(22), 7633. <https://doi.org/10.3390/en16227633>
- Sacavém, A., Machado, A. de B., dos Santos, J. R., Palma-Moreira, A., Belchior-Rocha, H., & Au-Yong-Oliveira, M. (2025). Leading in the digital age: The role of leadership in organizational digital transformation. *Administrative Sciences*, 15(2), 43. <https://doi.org/10.3390/admsci15020043>
- Shanwen Gu & Adil Javed. (2025). Artificial Intelligence Adoption and Role of Energy Structure, Infrastructure, Financial Inclusions, and Carbon Emissions: Quantile Analysis of E-7 Nations. *Sustainability*, 17(13), 5920. <https://doi.org/10.3390/su17135920>
- Soulami, M., Benchekroun, S., & Galiulina, A. (2024). Exploring how AI adoption in the workplace affects employees: A bibliometric and systematic review. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 7, 1473872. <https://doi.org/10.3389/frai.2024.1473872>
- Syed Ghyasuddin Hashmi, V. Balaji, Mohamed Uvaze Ahamed Ayoobkhan, Mohammad Shabbir Alam, R. Anilkumamr, Neerav Nishant, Jyoti Prasad Patra, & A. Rajaram. (2024). Machine Learning-Based Renewable Energy Systems Fault Mitigation and Economic Assessment. *Electric Power Components and Systems*, 1-24. <https://doi.org/10.1080/15325008.2024.2338557>
- T. Zhang & G. Strbac. (2025). Novel Artificial Intelligence Applications in Energy: A Systematic Review. *Energies*, 18(14), 3747. <https://doi.org/10.3390/en18143747>
- Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal*, 18(7), 509-533. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-0266\(199708\)18:7%3C509::AID-SMJ882%3E3.0.CO;2-Z](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0266(199708)18:7%3C509::AID-SMJ882%3E3.0.CO;2-Z)
- Tornatzky, L. G., & Fleischer, M. (1990). *The processes of technological innovation*. Lexington Books.
- Trist, E., & Emery, F. (1951). The causal texture of organizational environments. *Human Relations*, 4(2), 21-32.
- Tursunbayeva, A., & Chalutz-Ben Gal, H. (2024). Adoption of artificial intelligence: A TOP framework-based checklist for digital leaders. *Business Horizons*, 67(4), 357-368. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2024.04.006>
- Van Gigch, J. P. (2006). *Teoría general de sistemas* (9.^a ed.). Trillas.

- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27(3), 425-478. <https://doi.org/10.2307/30036540>
- Vial, G. (2019). Understanding digital transformation: A review and a research agenda. *SI: Review issue*, 28(2), 118-144. <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2019.01.003>
- von Bertalanffy, L. (1968). *General system theory: Foundations, development, applications*. George Braziller.
- Weiss, C. H. (1995). Nothing as practical as good theory: Exploring theory-based evaluation for comprehensive community initiatives for children and families. En J. P. Connell, A. C. Kubisch, L. B. Schorr, & C. H. Weiss (Eds.), *New approaches to evaluating community initiatives: Concepts, methods, and contexts* (pp. 65-92). Aspen Institute.
- Wenyu Li, Bin Qi, Yun-Feng Wang, & Yiting Xu. (2025). Toward Energy Transition: Exploring the Effects of Artificial Intelligence and Global Supply Chain Pressure. *Emerging Markets Finance and Trade*, 61(15), 4878-4892. <https://doi.org/10.1080/1540496X.2025.2533264>
- Wernerfelt, B. (1984). A resource-based view of the firm. *Strategic Management Journal*, 5(2), 171-180.
- Westerman, G., Tannou, M., Bonnet, D., Ferraris, P., & McAfee, A. (2012). *The digital advantage: How digital leaders outperform their peers in every industry*. MIT Sloan Management Review and Capgemini Consulting. https://ide.mit.edu/sites/default/files/The_Digital_Advantage__How_Digital_Leaders_Outperform_their_Peers_in_Every_Industry.pdf
- Wilian Paul Arévalo Cordero, Danny Vinicio Ochoa Correa, Edison Andrés Villa Ávila, Juan Leonardo Espinoza Abad, & Claudio Esteban Albornoz Vintimilla. (2025). Decarbonizing Insular Energy Systems: A Literature Review of Practical Strategies for Replacing Fossil Fuels with Renewable Energy Sources. *Fuels*, 6(1), 12. <https://doi.org/10.3390/fuels6010012>
- Yajun Wang, Xiaodan Wang, Y. Wang, & Shibiao Fang. (2025). Edge–Cloud Intelligence for Sustainable Wind Turbine Blade Transportation: Machine-Vision-Driven Safety Monitoring in Renewable Energy Systems. *Energies*, 18(8), 2138. <https://doi.org/10.3390/en18082138>
- Younes Zahraoui, Tarmo Korötko, Argo Rosin, Saad Mekhilef, Mehdi Seyedmahmoudian, Alex Stojcevski, & Ibrahim Alhamrouni. (2024). AI Applications to Enhance Resilience in Power Systems and Microgrids—A Review. *Sustainability*, 16(12), 4959. <https://doi.org/10.3390/su16124959>
- Zahra, S. A., & George, G. (2002). Absorptive capacity: A review, reconceptualization, and extension. *Academy of Management Review*, 27(2), 185-203. <https://doi.org/10.5465/amr.2002.6587995>

- Zakaria Mohamed Salem El-Barbary, Lola Safarova, Farruh Atamurotov, Ahmed Mohsin Alsayah, & Bharosh Kumar Yadav. (2025). Artificial Intelligence Driven Internet of Things Framework for Wind Energy Monitoring and Performance Enhancement in Smart Cities. *International Journal of Energy Research*. <https://doi.org/10.1155/er/7215655>
- Zhironkin, S., & Abu-Abed, F. (2024). Fossil fuel prospects in Energy 5.0: A review. *Energies*, 17(22), 5606. <https://doi.org/10.3390/en17225606>

ANEXOS

Anexo 1

Instrumento de medición de madurez IA/BD

La encuesta está estructurada para evaluar el nivel de implementación de Inteligencia Artificial (IA) y Big Data (BD) en el contexto industrial.

La encuesta se tardará aproximadamente 15-20 minutos en responder y se compone de cuatro secciones principales:

- i) Preguntas generales sobre la empresa;
- ii) Estrategia de la empresa relacionada con IA y BD;
- iii) Tipo de tecnologías por proceso;
- iv) Nivel de uso de las tecnologías en los procesos.

Esta encuesta es una versión actualizada del modelo de madurez desarrollado durante el proyecto europeo AI-CUBE. financiado por el programa Horizonte 2020 (GA N° 958402).

Los datos se recogen de forma anónima y serán tratados de acuerdo con la ley europea sobre privacidad, Reglamento General de Protección de Datos (GDPR).

Le agradecemos su participación en este estudio.

Cuestionario

- i) Preguntas generales sobre la empresa

País: _____

Especifique si, en relación con la IA/BD, su empresa

A. Utiliza/aplica tecnología de IA/BD

B. Provee tecnología de IA/BD en el mercado

¿En qué sectores aplicó tecnologías de IA/BD?

(A) Cemento

(B) Químicos

(C) Cerámica

(D) Ingeniería

(E) Minerales y metales no ferrosos

(F) Acero

(G) Automotriz

(H) Otra Manufactura

(I) Otro, por favor especifique: _____

Tamaño de la Empresa

(A) Menos de 50 empleados

(B) 50 a 250 empleados

(C) 251 a 500 empleados

(D) Más de 500 empleados

Posición

(A) Director Ejecutivo o Presidente Ejecutivo / Director Financiero / Director de Tecnología / Director de Informática o Director de Sistemas de Información

(B) Gerente de Producción, Gerente de Operaciones

(C) Gerente de Cadena de Suministro / Gerente de Logística

(D) Gerente de TI, Gerente Digital

(E) Departamento de I+D

(F) Otro, por favor especifique: _____

Años de experiencia

- a) Menor a 5 años
- b) Entre 5 y 15 años
- c) Entre 15 y 20 años
- d) Mayor a 20 años

Fase 2: Estrategia de la empresa

1. Enfoque de la empresa hacia la IA/BD relacionado con temas estratégicos

Por favor, considere el enfoque de su empresa hacia las tecnologías de IA y BD. ¿Hasta qué punto se encuentra de acuerdo o en desacuerdo con las siguientes afirmaciones? (es decir, Nivel 1: Completamente en desacuerdo; Nivel 4: Completamente de acuerdo)

	Nivel 1	Nivel 2	Nivel 3	Nivel 4
1.1 Las decisiones sobre IA/BD forman parte de la estrategia de la empresa como una contribución importante a nuestros objetivos de negocio.				
1.2 Dentro de la cultura de la empresa existe un fuerte interés en la IA/BD, es decir, llevamos a cabo iniciativas de IA/BD, implementamos un enfoque basado en datos que guía nuestra toma de decisiones, y la IA/BD se tiene en cuenta en nuestras actividades de gestión del cambio.				
1.3 Las aplicaciones de IA/BD se consideran actividades que añaden valor para alcanzar una ventaja competitiva.				
1.4 El monitoreo y control de los ELSI (Cuestiones Éticas, Legales y Sociales) de la IA/BD forman parte de la estrategia de la empresa.				
1.5 Las estrategias para abordar los ELSI se definen y comunican de forma transparente. Todos los ELSI se adaptan a las regulaciones y se verifica su compatibilidad con las estrategias corporativas.				

2. Enfoque de la empresa hacia la IA/BD relacionado con cuestiones organizativas

Por favor, considere el enfoque de su empresa hacia las tecnologías de IA y BD. ¿Hasta qué punto se encuentra de acuerdo o en desacuerdo con las siguientes afirmaciones? (es decir, Nivel 1: Completamente en desacuerdo; Nivel 4: Completamente de acuerdo)

	Nivel 1	Nivel 2	Nivel 3	Nivel 4
2.1 Las aplicaciones de IA/BD se gestionan de forma transparente, es decir, las tareas específicas se formalizan en roles de gobierno (CDO/CTO) a nivel corporativo.				
2.2 Las responsabilidades de la IA/BD están bien ligadas a la estructura organizativa, centralizadas y respaldadas por la alta dirección.				
2.3 Parte del presupuesto se asigna específicamente a proyectos de IA/BD.				
2.4 La privacidad en las aplicaciones de IA/BD se gestiona a través de la gobernanza y el monitoreo del acceso a los datos, la protección de los datos y las alineaciones con las regulaciones.				
2.5 En mi empresa, la división de responsabilidades de la gestión de la IA/BD entre el nivel corporativo y las funciones es transparente y está bien definida.				

3. Enfoque de la empresa hacia la IA/BD relacionado con cuestiones de la fuerza laboral

Por favor, considere el enfoque de su empresa hacia las tecnologías de IA y BD. ¿Hasta qué punto se encuentra de acuerdo o en desacuerdo con las siguientes afirmaciones? (es decir, Nivel 1: Completamente en desacuerdo; Nivel 4 Completamente de acuerdo)

	Nivel 1	Nivel 2	Nivel 3	Nivel 4

3.1 Los empleados participan en las iniciativas de IA/BD, tienen el nivel de habilidades y las capacidades necesarias para desarrollar y gestionar proyectos de IA/BD.				
3.2 El desarrollo de habilidades en IA/BD está asociado a programas de formación formales específicos y también se refleja en las descripciones de los puestos de trabajo.				
3.3 El personal de mi empresa está plenamente involucrado y alineado con la rápida evolución tecnológica impulsada por la IA/BD.				

Fase 3: Identificación del proceso tecnológico

1. ¿Qué tecnologías aplica su empresa para cada proceso?

Glosario de las Categorías de Tecnología

Inteligencia Artificial

Procesamiento del lenguaje natural (PNL): subcampo de la lingüística, la informática y la inteligencia artificial que se ocupa de las interacciones entre las computadoras y el lenguaje humano, en particular cómo programar las computadoras para procesar y analizar grandes cantidades de datos de lenguaje natural.

Reconocimiento de objetos y espacial: tecnología relacionada con la visión artificial y el procesamiento de imágenes que se ocupa de la detección y el reconocimiento de instancias de objetos semánticos de una determinada clase (como humanos, edificios o automóviles) en imágenes y videos digitales. El reconocimiento espacial se ocupa de la localización de los objetos en alguna referencia espacial.

Aprendizaje automático: algoritmos que típicamente entrenan/construyen modelos de datos que pueden aprender de un conjunto de datos histórico y por lo tanto se dice que "aprenden de la experiencia" representada en los datos. Algunas categorías de ML incluyen el aprendizaje supervisado (existen resultados/etiquetas

históricas conocidas), el aprendizaje no supervisado (no hay etiquetas disponibles para el entrenamiento), el aprendizaje por refuerzo donde un humano u otro algoritmo está en el bucle para dar retroalimentación de "recompensa" por las decisiones correctas.

Sistemas expertos: sistemas que emulan la capacidad de toma de decisiones o diagnóstico de los expertos humanos, razonando a través de cuerpos de conocimiento, representados principalmente como reglas "si - entonces - si no" en lugar del código informático convencional con el fin de resolver problemas complejos.

Razonamiento basado en casos (RBC): proceso de resolver nuevos problemas basándose en las soluciones de problemas pasados similares; es un ejemplo de la toma de decisiones por analogía que los humanos usan comúnmente todos los días para resolver problemas.

Agentes inteligentes: Sistemas multiagente utilizados para la creación de sistemas ciberfísicos (CPS) como sistemas para controlar o monitorear con una red de elementos que interactúan entre sí a través de entradas y salidas físicas.

Big Data

Visualización de datos: representación de datos en formato gráfico eficiente cuando la cantidad de datos a representar es grande, por ejemplo, en el caso de series de tiempo y/o Big Data.

Procesamiento de datos: recopilación y manipulación de elementos de datos que pueden implicar: validación, clasificación, resumen, agregación, análisis/interpretación, informes y clasificación.

Protección de datos: relación entre la recopilación y difusión de datos, tecnología, la expectativa pública de privacidad y las cuestiones legales y políticas que los rodean. En términos industriales, puede estar relacionado con la ciberseguridad.

Gestión de datos: gestión de los datos como un recurso valioso, facilita la mejora del rendimiento. Consiste en un entorno integrado y modular para gestionar los datos de las aplicaciones empresariales y optimizar las aplicaciones basadas en datos a lo largo de su vida útil.

Infraestructura de computación y almacenamiento: proporciona el hardware y los servicios sobre los que se construyen otros sistemas y servicios.

Tecnologías	Análisis de mercado	Diseño de producto	Mantenimiento	Gestión de la cadena de suministro
AI1. Procesamiento de lenguaje natural				
AI2. Reconocimiento de objetos y espacial				
AI3. Aprendizaje automático				
AI4. Sistemas expertos				
AI5. Razonamiento basado en casos				
AI6. Agentes inteligentes				
BD1. Visualización de datos				
BD2. Procesamiento de datos				
BD3. Protección de datos				
BD4. Gestión de datos				
BD5. Infraestructuras de computación y almacenamiento				

Fase 4: Preguntas tecnológicas

A partir de aquí, por favor responda a las preguntas relacionadas con los procesos en los que implementa IA/BD.

1. Por favor, responda a las preguntas relacionadas con los procesos en los que implementa IA/BD para el Análisis de Mercado.

IA/BD: Considerando las tecnologías que utiliza / desarrolla para este proceso específico, por favor responda hasta qué punto se encuentra de acuerdo o en desacuerdo con las siguientes afirmaciones. (Nivel 1: completamente en desacuerdo; Nivel 4: Completamente de acuerdo)

	Nivel 1	Nivel 2	Nivel 3	Nivel 4
En el proceso específico bajo consideración, la IA/BD se utiliza a lo largo de diferentes etapas y está integrada con otras aplicaciones.				
Existe un nivel automatizado de diseño y evaluación para la intervención humana ("human-in-the-loop") en las funciones de IA/BD de mi empresa.				
Los algoritmos y las herramientas aplicadas en este proceso son lo suficientemente flexibles para equilibrar la IA/BD y la intervención humana al abordar los riesgos.				
Todas las decisiones importantes tomadas en el proceso se basan en evidencia y se fundamentan en los datos generados por la IA/BD, y los usuarios están capacitados para interpretar los datos de forma regular.				
Una amplia selección de datos internos y externos está disponible para satisfacer todas las necesidades de información con los mejores datos posibles para el proceso bajo consideración.				
Los datos relacionados con el proceso se gestionan de forma transparente hacia el resto de la empresa.				
Los datos internos y externos gestionados por la IA/BD se actualizan en tiempo real para gestionar el proceso.				

La calidad de los datos gestionados por la IA/BD en el proceso es muy buena en términos de frecuencia de recopilación, integridad de los datos, formato, identificación única de la fuente.				
La IA/BD tiene la capacidad de procesar todas las formas de datos no estructurados (por ejemplo, análisis de texto) necesarios para la decisión que se debe tomar.				

2. Por favor, responda a las preguntas relacionadas con los procesos en los que implementa IA/BD para el Diseño de Producto.

IA/BD: Considerando las tecnologías que utiliza / desarrolla para este proceso específico, por favor responda hasta qué punto se encuentra de acuerdo o en desacuerdo con las siguientes afirmaciones. (Nivel 1: completamente en desacuerdo; Nivel 4: Completamente de acuerdo)

	Nivel 1	Nivel 2	Nivel 3	Nivel 4
En el proceso específico bajo consideración, la IA/BD se utiliza a lo largo de diferentes etapas y está integrada con otras aplicaciones.				
Existe un nivel automatizado de diseño y evaluación para la intervención humana ("human-in-the-loop") en las funciones de IA/BD de mi empresa.				
Los algoritmos y las herramientas aplicadas en este proceso son lo suficientemente flexibles para equilibrar la IA/BD y la intervención humana al abordar los riesgos.				
Todas las decisiones importantes tomadas en el proceso se basan en evidencia y se fundamentan en los datos generados por la IA/BD, y los usuarios están capacitados para interpretar los datos de forma regular.				

Una amplia selección de datos internos y externos está disponible para satisfacer todas las necesidades de información con los mejores datos posibles para el proceso bajo consideración.				
Los datos relacionados con el proceso se gestionan de forma transparente hacia el resto de la empresa.				
Los datos internos y externos gestionados por la IA/BD se actualizan en tiempo real para gestionar el proceso.				
La calidad de los datos gestionados por la IA/BD en el proceso es muy buena en términos de frecuencia de recopilación, integridad de los datos, formato, identificación única de la fuente.				
La IA/BD tiene la capacidad de procesar todas las formas de datos no estructurados (por ejemplo, análisis de texto) necesarios para la decisión que se debe tomar.				

3. Por favor, responda a las preguntas relacionadas con los procesos en los que implementa IA/BD para Mantenimiento.

IA/BD: Para cada tecnología que utiliza / desarrolla para el proceso específico, por favor responda a estas preguntas relacionadas con los datos (Nivel 1: completamente en desacuerdo; Nivel 4: Completamente de acuerdo)

	Nivel 1	Nivel 2	Nivel 3	Nivel 4
Una amplia selección de datos internos y externos está disponible para satisfacer todas las necesidades de información con los mejores datos posibles para el proceso bajo consideración.				
Los datos relacionados con el proceso se gestionan de forma transparente hacia el resto de la empresa.				

Los datos internos y externos gestionados por la IA/BD se actualizan en tiempo real para gestionar el proceso.				
La calidad de los datos gestionados por la IA/BD en el proceso es muy buena en términos de frecuencia de recopilación, integridad de los datos, formato, identificación única de la fuente.				
La IA/BD tiene la capacidad de procesar todas las formas de datos no estructurados (por ejemplo, análisis de texto) necesarios para la decisión que se debe tomar.				
En el proceso específico bajo consideración, la IA/BD se utiliza a lo largo de diferentes etapas y está integrada con otras aplicaciones.				
Existe un nivel automatizado de diseño y evaluación para la intervención humana ("human-in-the-loop") en las funciones de IA/BD de mi empresa.				
Los algoritmos y las herramientas aplicadas en este proceso son lo suficientemente flexibles para equilibrar la IA/BD y la intervención humana al abordar los riesgos.				
Todas las decisiones importantes tomadas en el proceso se basan en evidencia y se fundamentan en los datos generados por la IA/BD, y los usuarios están capacitados para interpretar los datos de forma regular.				

4. Por favor, responda a las preguntas relacionadas con los procesos en los que implementa IA/BD para la Gestión de la cadena de suministro.

IA/BD: Considerando las tecnologías que utiliza / desarrolla para este proceso específico, por favor responda hasta qué punto se encuentra de acuerdo o en desacuerdo con las siguientes afirmaciones. (Nivel 1: completamente en desacuerdo; Nivel 4: Completamente de acuerdo)

	Nivel 1	Nivel 2	Nivel 3	Nivel 4
En el proceso específico bajo consideración, la IA/BD se utiliza a lo largo de diferentes etapas y está integrada con otras aplicaciones.				
Existe un nivel automatizado de diseño y evaluación para la intervención humana ("human-in-the-loop") en las funciones de IA/BD de mi empresa.				
Los algoritmos y las herramientas aplicadas en este proceso son lo suficientemente flexibles para equilibrar la IA/BD y la intervención humana al abordar los riesgos.				
Todas las decisiones importantes tomadas en el proceso se basan en evidencia y se fundamentan en los datos generados por la IA/BD, y los usuarios están capacitados para interpretar los datos de forma regular.				
Una amplia selección de datos internos y externos está disponible para satisfacer todas las necesidades de información con los mejores datos posibles para el proceso bajo consideración.				
Los datos relacionados con el proceso se gestionan de forma transparente hacia el resto de la empresa.				
Los datos internos y externos gestionados por la IA/BD se actualizan en tiempo real para gestionar el proceso.				

La calidad de los datos gestionados por la IA/BD en el proceso es muy buena en términos de frecuencia de recopilación, integridad de los datos, formato, identificación única de la fuente.				
La IA/BD tiene la capacidad de procesar todas las formas de datos no estructurados (por ejemplo, análisis de texto) necesarios para la decisión que se debe tomar.				

5. Por favor, responda a las preguntas relacionadas con los procesos en los que implementa IA/BD para el Control y monitoreo de procesos.

IA/BD: Considerando las tecnologías que utiliza o desarrolla para este proceso específico, por favor responda hasta qué punto se encuentra de acuerdo o en desacuerdo con las siguientes afirmaciones. (Nivel 1: completamente en desacuerdo; Nivel 4: Completamente de acuerdo)

	Nivel 1	Nivel 2	Nivel 3	Nivel 4
En el proceso específico bajo consideración, la IA/BD se utiliza a lo largo de diferentes etapas y está integrada con otras aplicaciones.				
Existe un nivel automatizado de diseño y evaluación para la intervención humana ("human-in-the-loop") en las funciones de IA/BD de mi empresa.				
Los algoritmos y las herramientas aplicadas en este proceso son lo suficientemente flexibles para equilibrar la IA/BD y la intervención humana al abordar los riesgos.				

Todas las decisiones importantes tomadas en el proceso se basan en evidencia y se fundamentan en los datos generados por la IA/BD, y los usuarios están capacitados para interpretar los datos de forma regular.				
Una amplia selección de datos internos y externos está disponible para satisfacer todas las necesidades de información con los mejores datos posibles para el proceso bajo consideración.				
Los datos relacionados con el proceso se gestionan de forma transparente hacia el resto de la empresa.				
Los datos internos y externos gestionados por la IA/BD se actualizan en tiempo real para gestionar el proceso.				
La calidad de los datos gestionados por la IA/BD en el proceso es muy buena en términos de frecuencia de recopilación, integridad de los datos, formato, identificación única de la fuente.				
La IA/BD tiene la capacidad de procesar todas las formas de datos no estructurados (por ejemplo, análisis de texto) necesarios para la decisión que se debe tomar.				

Anexo 2. Trazabilidad para la construcción del diagrama de Sankey

En este anexo se presenta la trazabilidad utilizada para construir el diagrama de Sankey del estado del arte. La información fue derivada de la matriz documental PRISMA y de la codificación aplicada a los 50 estudios incluidos. Su finalidad fue evidenciar el paso entre los registros documentales, las categorías analíticas y los flujos representados en la figura.

Tabla 1

Conciliación general del proceso de codificación

Elemento auditado	Resultado
Publicaciones incluidas en la matriz documental	50
Categorías de uso de IA definidas	5
Procesos de aplicación definidos	5
Capacidades analizadas	5
Relaciones codificadas por capa del Sankey	124

Nota. Las relaciones codificadas no equivalen al número simple de artículos. Una publicación pudo generar más de una relación cuando fueron abordadas varias capacidades.

Tabla 2

Trazabilidad entre categorías de uso de IA y procesos de aplicación

Categoría de uso de IA	Proceso de aplicación	Relaciones codificadas
Analítica estratégica, gobernanza y sostenibilidad	Análisis de mercado y entorno	19
Analítica estratégica, gobernanza y sostenibilidad	Diseño y planificación de proyectos	6
Analítica estratégica, gobernanza y sostenibilidad	Control, monitoreo y operación	4

Analítica estratégica, gobernanza y sostenibilidad	Mantenimiento	3
Machine Learning y modelos predictivos	Análisis de mercado y entorno	14
Machine Learning y modelos predictivos	Diseño y planificación de proyectos	12
Machine Learning y modelos predictivos	Mantenimiento	9
Machine Learning y modelos predictivos	Control, monitoreo y operación	6
IA integrada con IoT, blockchain y gemelos digitales	Gestión de la cadena de valor energética	12
IA integrada con IoT, blockchain y gemelos digitales	Control, monitoreo y operación	8
Optimización inteligente y control	Diseño y planificación de proyectos	9
Optimización inteligente y control	Análisis de mercado y entorno	6
Optimización inteligente y control	Control, monitoreo y operación	6
Deep Learning y redes neuronales	Control, monitoreo y operación	10

Tabla 3

Trazabilidad entre procesos de aplicación y capacidades explicitadas

Proceso de aplicación	Capacidad explicitada	Relaciones codificadas
Análisis de mercado y entorno	Estratégica	16
Análisis de mercado y entorno	Organizacional	13
Análisis de mercado y entorno	Personas	4
Análisis de mercado y entorno	Tecnología	3
Análisis de mercado y entorno	Datos	3
Control, monitoreo y operación	Tecnología	17

Control, monitoreo y operación	Datos	17
Diseño y planificación de proyectos	Estratégica	9
Diseño y planificación de proyectos	Tecnología	9
Diseño y planificación de proyectos	Datos	9
Gestión de la cadena de valor energética	Organizacional	4
Gestión de la cadena de valor energética	Tecnología	4
Gestión de la cadena de valor energética	Datos	4
Mantenimiento	Organizacional	4
Mantenimiento	Tecnología	4
Mantenimiento	Datos	4

Tabla 4

Totales consolidados por capacidad explicitada

Capacidad explicitada	Relaciones codificadas
Tecnología	37
Datos	37
Estratégica	25
Organizacional	21
Personas	4
Total	124

Las tablas anteriores permiten verificar que los flujos representados en el Sankey fueron derivados de relaciones codificadas a partir de la matriz documental PRISMA. El diagrama fue utilizado como una herramienta de sistematización visual del estado del arte. Por tanto, una menor frecuencia de una capacidad debe ser interpretada como menor

abordaje relativo en los estudios revisados y no como menor relevancia para la adopción de inteligencia artificial en proyectos de transición energética.

Anexo 3

Procesos complementarios de inmersión internacional, socialización sectorial y espacios colaborativos.

Para una mejor comprensión de la madurez en Inteligencia Artificial y Big Data del proyecto AI-CUBE, la investigadora sostuvo comunicaciones con la Dra. Rossana Fornasiero, investigadora líder del estudio y tuvo la oportunidad de viajar a Padua - Italia, para revisar resultados y fortalecer el análisis interpretativo de la investigación. Además de participar en una pasantía en el Centro de Gestión de la Calidad y la Innovación de la Universidad Politécnica de Valencia - España, con el objetivo de conocer y analizar el modelo de Excelencia en la Gestión Organizacional de la Innovación - EMOI (por sus siglas en inglés).

En la ciudad de Cartagena de Indias, se presentó una versión inicial de la propuesta de transformación CIMA a diferentes actores del Clúster Petroquímico, entre ellos, empresas del sector industrial, la Cámara de Comercio, universidades y la Alcaldía Municipal. Adicionalmente, se participó en tres *hackatones* relacionadas con inteligencia artificial, sostenibilidad y transición energética, organizados por el *AI for Good Hub* Bogotá, el Ministerio de Minas y Energía de Colombia y la Red Econova de Transición Energética de Ecopetrol, operada por la Cámara de Comercio de Cartagena.

Anexo 4

Matriz de riesgos

ID	Riesgo	Causas	Consecuencias	Probabilidad	Impacto	Nivel de Riesgo	Tratamiento	Plan de tratamiento
R1	Resistencia al cambio	Cultura organizacional tradicional, temor a la IA, falta de comunicación efectiva.	Baja adopción, rechazo del modelo	Alta	Alta	Alta	Reducir	Pilotos con ganancias tempranas, agentes de cambio, comunicación continua.
R2	Baja Interoperabilidad	Sistemas aislados, ausencia de gobierno de datos, integraciones no estandarizadas.	Fallos en integraciones, pérdida de eficiencia, riesgos de datos inconsistentes.	Media	Alta	Alta	Reducir	Estándares de arquitectura, gobierno de datos, infraestructura interoperable.
R3	Brecha sociocultural	Desconfianza tecnológica, diferencias territoriales, baja alfabetización digital.	Rechazo comunitario, retrasos, pérdida de legitimidad.	Media	Media	Media	Compartir / Mitigar	Participación comunitaria, espacios de diálogo.
R4	Escasez de perfiles especializados	Poca disponibilidad de talento en IA, datos y ESG, alta rotación.	Sobrecarga de equipos, disminución de calidad, retrasos.	Alta	Media	Alta	Reducir	Formación por roles, alianzas formativas, atracción de talento, rutas de crecimiento.
R5	Ambigüedad en los roles de gobernanza	Falta de definición de responsabilidades, estructuras poco claras.	Duplicidad de funciones, falta de control, decisiones lentas.	Media	Alta	Alta	Reducir	Formalización de roles, matrices RACI, canales formales de comunicación y seguimiento de tareas.
R6	Datos de baja calidad	Inconsistencia, ausencia de estándares, trazabilidad incompleta.	Decisiones erróneas, modelos IA poco confiables, reprocesos de trabajo.	Alta	Alta	Crítica	Reducir	Auditoría de calidad, gobierno del dato, pipelines para IA generativa, evaluación continua.
R7	Falta de indicadores de valor (ROI, OKR)	Métricas no definidas, ausencia de casos de negocio.	Dificultad para justificar inversiones, baja priorización.	Media	Media	Media	Reducir	Business case, KPIs, OKR/ROI en <i>Gates</i> , <i>dashboards</i> de seguimiento.

Anexo 5

Resultados Delphi consolidados modelo CIMA

A continuación, se describe la formación académica y experiencia de los expertos:

Tabla 1

Panel de Expertos

I D	Formación académica	Experiencia
E 1	Ingeniero Administrativo. Magíster en Educación. Magíster en Administración (MBA). Project Management Professional (PMP®). Doctor en Proyectos.	Más de 20 años como consultor y catedrático universitario. Experiencia en dirección, formulación y evaluación de proyectos académicos y organizacionales.
E 2	Profesional en Publicidad y Diseño Gráfico. Certificado en Transformación Digital (Alibaba Business School). Certificado en Internacionalización de Empresas (Ruta N Medellín). Especialista en Modelos Asociativos Digitales 4.0 (MinTIC – Universidad Sergio Arboleda). Certificación Profesional en UX (Google). Certificaciones en Inbound Marketing, Scrum Master, Dirección de proyectos, Facebook Blueprint y Google Ads.	Más de 18 años liderando procesos de transformación digital en Colombia y Latinoamérica, con experiencia en más de 80 proyectos de sectores: financiero, industrial, retail, salud y tecnología. Experto en gestión del cambio, UX/UI, automatización de procesos y liderazgo de equipos multidisciplinarios.
E 3	Doctor en Educación con concentración en Tecnología y Educación Virtual (Nova Southeastern University, EE. UU.).	Experiencia en contabilidad, finanzas y Normas Internacionales de Auditoría.
E 4	Ingeniera en Gestión Empresarial. Máster en Administración de Negocios. Doctorado en Ingeniería de Sistemas.	Docente investigadora en TES Cuautitlán Izcalli desde 2016. Auditora de calidad en Grupo Laresgoiti Ladipsa (2014–2016).
E 5	Ingeniera de Sistemas. Especialista en Ingeniería de Software. Doctora en Tecnologías de la Información.	Docente universitaria desde el año 2000. Experiencia en dirección de proyectos desde 2006. Dirección de trabajos de pregrado, maestría y doctorado desde 2009. Directora de corporación científica desde 2015.

E 6	Magíster en Gerencia de Proyectos.	Más de 40 años de experiencia en megaproyectos de Oil & Gas, operaciones, mantenimiento industrial, HSE y seguridad de procesos.
E 7	Ingeniero Electrónico. Especialista en Dirección de proyectos. Máster en Energías Renovables y Proyectos Energéticos. Auditor ISO 9001.	Con más de 14 años de experiencia en el sector energético colombiano.
E 8	Postdoctorado (en curso) en Gestión y Medición de la Innovación. Ph.D. en Ciencias Sociales. Psicóloga.	Más de 10 años de experiencia como docente universitaria, investigadora y consultora empresarial.

Nota. Elaboración propia.

Como E9 tenemos a un observador académico, el cuál brindó *insights* alrededor de la propuesta. La codificación E1 - E9 se usa en todo el informe para trazabilidad y confidencialidad.

Análisis Cuantitativo

Para este análisis se calculó el promedio, la mediana, la desviación estándar, el IQR y el consenso. Con estos resultados se determinó si cada ítem debía aceptarse, revisarse o rechazarse. Las fórmulas utilizadas fueron:

i) Fórmula Rango Intercuartílico (IQR)

El Rango Intercuartílico (IQR) mide la dispersión del 50 % central de las respuestas:

$$IQR = Q3 - Q1$$

- Q1, percentil 25
- Q3, percentil 75

El IQR se calculó como la diferencia entre el tercer cuartil (Q3) y primer cuartil (Q1). Se consideró alto cuando fue $IQR \leq 1$, moderado cuando $1 < IQR \leq 2$ y bajo cuando $IQR > 2$.

ii) Fórmula usada para consenso

$$Consenso = \frac{\text{Número de expertos que califican el ítem} \geq 4}{\text{Número total de expertos}}$$

iii) Fórmula usada para decisión

El consenso se evaluó mediante un enfoque combinado que incluyó el rango intercuartílico (IQR), la desviación estándar y el porcentaje de acuerdo, con el fin de garantizar robustez estadística y reducir la influencia de valores extremos.

Los criterios utilizados fueron:

ACEPTAR

- Promedio ≥ 4
- Consenso $\geq 0,80$
- IQR ≤ 1
- DE $\leq 0,70$ (puedes usar 1,0 si quieres más flexible)

REVISAR

- $3 \leq \text{Promedio} < 4$
o
- $0,60 \leq \text{Consenso} < 0,80$
o
- $1 < \text{IQR} \leq 2$
o
- $0,70 < \text{DE} \leq 1,00$

RECHAZAR

- Promedio < 3
o
- Consenso $< 0,60$
o
- IQR > 2
o
- DE $> 1,00$

Resultados Análisis Cuantitativo Ronda 1

Esta sección busca conocer el nivel de consenso alcanzado y las decisiones tomadas por la investigadora tras la revisión experta, luego de la revisión de los resultados cuantitativos de esta ronda (ver anexo 4.1.). La siguiente tabla presenta el número de elementos clasificados en cada tipo de decisión (aceptar, revisar o rechazar) y su respectiva proporción respecto al total evaluado.

Resultados Análisis Cualitativo - Ronda 1

Del análisis de los comentarios de los ocho expertos surgieron siete puntos en común que permiten identificar qué aspectos del modelo funcionan adecuadamente y cuáles requieren ajustes para mejorar su claridad y aplicabilidad en el sector energético, especialmente en proyectos de transición energética. Dentro de los temas convergentes se encuentran:

1. Mayor claridad sobre “cómo” se implementa

Los expertos (E1, E2, E3, E7) consideran que el modelo es sólido, pero señalan que requiere más detalle sobre su aplicación práctica. En general, sugieren incorporar herramientas concretas (protocolos, rutinas, listas de chequeo), explicar su adaptación a distintos tipos de organizaciones y añadir ejemplos reales que faciliten visualizar la implementación. La recomendación central es reforzar su dimensión operativa.

2. Criterios ESG claros y medibles

Existe acuerdo entre los expertos (E2, E4, E5, E6, E7) en que los pilares de sostenibilidad, ética y gobernanza son pertinentes, pero necesitan métricas y estándares verificables. Recomiendan incluir referencias como GRI, SASB, CSRD o ISO, así como lineamientos que garanticen transparencia, trazabilidad y un manejo ético de los datos. El énfasis está en complementar los principios con criterios medibles.

3. Incorporación de una “Fase 0” centrada en datos

Para la mayoría de los expertos (E2, E3, E4, E6, E7), la calidad de los datos constituye el punto de partida esencial en cualquier proyecto de IA. Por ello, sugieren integrar una fase inicial dedicada a auditoría de datos, gobierno del dato, interoperabilidad, seguridad y preparación técnica para analítica e IA generativa. En otras palabras, recomiendan iniciar desde la base técnica antes de avanzar a las fases siguientes.

4. Rol de la PMO y fortalecimiento de la gobernanza

Los expertos (E1, E2, E3, E4, E6, E7) coinciden en que la gobernanza requiere una definición más detallada, con roles y responsabilidades claros, mecanismos de control y comunicación, y herramientas como matrices RACI. Además, proponen incorporar prácticas de PMOs con experiencia para reforzar este componente.

5. Comunidades energéticas y comunicación estratégica

Varios expertos (E2, E4, E6, E7) destacan la necesidad de integrar la dimensión social del sector energético, incluyendo la interacción con comunidades locales, actores territoriales, procesos de educación energética y estrategias de comunicación por fases. Esto contribuiría a fortalecer la legitimidad y la participación en los proyectos.

6. Innovación abierta y propiedad intelectual

Los expertos (E2, E4, E7) valoran la inclusión de la innovación abierta, pero señalan que requiere mayor precisión en aspectos como la gestión de alianzas, el intercambio de conocimiento, la propiedad intelectual y el acceso a datos, especialmente en regiones con ecosistemas de innovación más débiles. También recomiendan distinguir entre innovación gradual y radical.

7. Medición del valor generado

Este punto presenta el mayor consenso: consideran que el modelo debe explicar con claridad cómo se mide el valor generado. Proponen definir indicadores, métodos de evaluación del impacto (técnico, económico, ambiental y social) y mecanismos de retroalimentación continua.

Estos aportes constituyen una ruta clara para afinar el modelo y aumentar su impacto y utilidad en proyectos reales de transición energética, IA generativa y gestión del conocimiento.

Aporte Complementario de Observador Experto (E9)

El observador experto (OE9) sugiere que por el enfoque y la estructura del modelo podría presentarse como un modelo de dirección de proyectos de transformación, y recomienda ajustar la denominación de ciertas fases, por ejemplo, reemplazar el nombre de fase de “Exploración” por “Diagnóstico Estratégico”, el nombre de fase de “Desarrollo” por “Diseño Piloto”, el nombre de “Implementación” por fase de “Despliegue”, y el nombre de “Aprendizaje continuo” por fase “Transferencia, Estabilización y Cierre”.

Se plantea también, que podría resultar útil considerar una PMO con orientación a IA como componente transversal de gobernanza, lo cual podría aportar claridad sobre la coordinación y seguimiento del modelo. También invita a incluir un glosario de términos clave.

Ajustes sugeridos al Modelo CIMA - Ronda 1

Con base en los aportes del panel de expertos y las observaciones del evaluador académico, se identificaron varios elementos que pueden fortalecer el valor práctico del modelo CIMA. La siguiente tabla presenta una comparación entre una versión inicial del modelo y una versión ajustada tras el análisis de los comentarios de los expertos.

Tabla 4.

Comparativa del antes y después de la Ronda 1

Elemento del modelo	Versión original	Ajuste sugerido	Expertos
Fase 0	No contemplada	Readiness de Datos y Gate 0	E1,E3,E5,E9
Exploración	Exploración (externa)	Diagnóstico Estratégico (interno y externo)	E2,E8,E9
Desarrollo/Implementación	En la misma fase	Separación de Diseño del Piloto (Desarrollo) y Despliegue (Implementación)	E4,E6,E9
Aprendizaje continuo	Parte de proyecto	Transferencia y Cierre hacia operación	E3,E7,E9
PMO	Paquete en fase	Gobernanza transversal	E2,E5,E9
ESG	Principios generales	KPIs, frameworks y verificación	E1,E4
Valor/Beneficio	Implicito	Mini-business case y decisiones por Gate	E5,E7

Nota. Elaboración propia.

Resultados análisis cuantitativo ronda 2

Aunque en la Ronda 1 del método Delphi la mayoría de los ítems del modelo CIMA alcanzaron criterios de aceptación, la Ronda 2 tuvo como objetivo profundizar en el nivel de consenso y refinar aquellos componentes que, aun presentando valoraciones elevadas, evidenciaban oportunidades de mejora alineadas a la claridad operativa y alineación conceptual. En este sentido, la Ronda 2 no se concibió como un mecanismo de corrección de debilidades estructurales del modelo, sino como una instancia de ajuste fino orientada a fortalecer su aplicabilidad práctica y coherencia metodológica. Como resultado de este proceso, la fase denominada “Aprendizaje continuo” y el eje transversal “Gestión del cambio” fueron clasificados dentro de la decisión “revisar”. Los resultados cuantitativos correspondientes a esta ronda se presentan en el Anexo 4.2.

En resumen, la tabla 5 muestra el resultado del proceso de valoración de los ítems, clasificados por el tipo de decisión (aceptar, revisar o rechazar):

Análisis cualitativo Ronda 2

Las respuestas abiertas asociadas a la pregunta “¿Qué condiciones o criterios deberían cumplirse para aplicar el Modelo CIMA en distintos contextos organizacionales?” fueron examinadas mediante análisis temático, con el fin de identificar patrones recurrentes, convergencias conceptuales y recomendaciones prácticas. Teniendo en cuenta este proceso, las condiciones para la aplicación del modelo CIMA se agrupan en cinco grandes categorías, que integran los distintos niveles propuestos por los expertos.

1. Estrategia y liderazgo
2. Madurez organizacional y cultural
3. Fundación técnica y de datos
4. Gobernanza, medición y regulación
5. Adaptación contextual y escalabilidad

Estas condiciones no constituyen restricciones al modelo, sino criterios habilitadores que permiten maximizar su efectividad, sostenibilidad e impacto en contextos reales. A continuación, se detallan cada una de ellas:

1. Condiciones estratégicas y de liderazgo: Los expertos coinciden en que la aplicación del modelo CIMA requiere, como condición fundamental, una alineación estratégica clara con los objetivos organizacionales. En particular, se destacan los siguientes elementos:

- Alineación explícita del modelo con la estrategia corporativa y el modelo de negocio.

- Compromiso activo de la Alta Dirección, idealmente con un sponsor ejecutivo a nivel C-level, con capacidad real de decisión, asignación de recursos y liderazgo del cambio.
- Claridad estratégica frente a la transición energética y el uso de inteligencia artificial de manera ética y sostenible.
- El modelo CIMA no puede implementarse como una iniciativa aislada o puramente técnica; su viabilidad depende de un liderazgo estratégico explícito y sostenido en el tiempo.

2. Condiciones organizacionales y culturales: De forma transversal, los expertos resaltan que la adopción del modelo CIMA exige una base organizacional mínima, tanto en procesos como en cultura. Las condiciones más mencionadas incluyen:

- Existencia de procesos organizacionales definidos, revisados y, preferiblemente, optimizados o automatizados.
- Capacidad real de adaptación cultural y apertura al cambio organizacional.
- Recursos destinados explícitamente a la gestión del cambio, reconociendo que las principales barreras de adopción son humanas y no técnicas.
- Disposición de las personas para apropiarse de nuevas formas de trabajo basadas en datos e IA.

La aplicabilidad del modelo CIMA está fuertemente condicionada por la madurez organizacional y cultural, más allá de la disponibilidad tecnológica.

3. Condiciones técnicas y de datos: Uno de los consensos más claros del Delphi es que el modelo CIMA no puede aplicarse sin una base sólida de datos y capacidades técnicas mínimas. Los expertos señalan como condiciones críticas:

- Disponibilidad de datos organizacionales confiables, organizados y trazables.
- Existencia de una arquitectura de datos mínima, acompañada de prácticas de gobernanza de datos.
- Capacidades técnicas básicas en analítica, inteligencia artificial y dirección de proyectos.
- Realización previa de un diagnóstico de madurez digital, que permita definir el alcance y la “versión” del modelo a aplicar (lite, estándar o completa).

Sin una fundación de datos resuelta y un diagnóstico inicial de madurez, la aplicación integral del modelo CIMA resulta inviable y se reduce a un ejercicio teórico.

4. Condiciones de gobernanza, medición y regulación: Los expertos enfatizan que la implementación efectiva del modelo CIMA requiere mecanismos claros de gobernanza y medición desde el inicio. Entre las condiciones más resaltadas se encuentran:

- Gobernanza de IA operativa, no solo declarativa, incluyendo aspectos de ética, explicabilidad, auditoría de sesgos y cumplimiento normativo.
- Definición de métricas y KPIs de negocio desde las fases iniciales, con criterios de salida medibles desde la perspectiva de valor generado.
- Alineación con los marcos regulatorios y normativos del contexto territorial, especialmente en sectores regulados como el energético.
- Claridad financiera y contable que permita evaluar la viabilidad económica del modelo.

El modelo CIMA exige una gobernanza activa y mecanismos de medición orientados al valor, no únicamente a entregables técnicos.

5. Condiciones contextuales y de escalabilidad: los expertos resaltan que el modelo CIMA debe adaptarse al contexto específico de cada organización, evitando enfoques rígidos o uniformes. Las condiciones contextuales identificadas incluyen:

- Adaptación del modelo según el tamaño organizacional (PYME, mediana o gran empresa).
- Escalabilidad metodológica, reconociendo las limitaciones de recursos humanos y financieros.
- Consideración del ecosistema regional y sectorial, especialmente para la innovación abierta.
- Implementación progresiva, comenzando en un contexto piloto antes de su extensión a otros entornos.
- La fortaleza del modelo CIMA radica en su capacidad de adaptación contextual; su aplicación debe ser progresiva, escalable y sensible al entorno organizacional y territorial.

Ajustes sugeridos al Modelo CIMA - Ronda 2

En la versión final del modelo, la Fase de Aprendizaje Continuo se sugiere que sea un proceso sistemático, medible y retroalimentado, orientado a: consolidar aprendizajes técnicos y organizacionales, transferir capacidades a la operación, y alimentar ciclos posteriores de mejora y escalamiento.

Por otro lado, en el Eje de Gestión del Cambio se sugiere que: acompañe transversalmente todas las fases del modelo, facilite la adopción cultural y organizacional de la IA, se apoye en modelos reconocidos de gestión del cambio, permitiendo su adaptación al contexto específico de cada organización.

Anexo 4.1

Puntuaciones por ítem ronda 1

Ítem	Pertinencia	Validez	Factibilidad	Aplicabilidad	Generalización	Novedad/	Promedio	Mediana	Desviación estandar	IQR	Consenso	DECISIÓN
Pilar: Sostenibilidad	4,88	4,5	4,25	4,75	4,25	4,25	4,479167	4,375	0,278575	0,4375	1	ACEPTAR
Pilar: Ética	4,75	4,5	4,38	4,5	4,38	4	4,416667	4,4375	0,245798	0,125	1	ACEPTAR
Pilar: Gobernanza	5	4,63	4,13	4,63	4	3,88	4,375	4,375	0,44017	0,5937 5	0,833333	ACEPTAR
Capa: Datos	5	4,75	4,25	4,63	4,13	3,88	4,4375	4,4375	0,423896	0,5625	0,833333	ACEPTAR
Capa: Decisión	4,75	4,75	4,5	4,5	4,25	4	4,458333	4,5	0,292261	0,375	1	ACEPTAR
Capa: Acción	4,63	4,63	4,63	4,88	4,13	3,88	4,458333	4,625	0,376386	0,375	0,833333	ACEPTAR
Fase: Exploración	4,63	4,63	4,75	4,88	4,5	3,88	4,541667	4,625	0,350595	0,1875	0,833333	ACEPTAR
Fase: Conceptualización	4,75	4,63	4,5	4,75	4,5	4,13	4,541667	4,5625	0,232737	0,2187 5	1	ACEPTAR

Fase: Desarrollo	4,75	4,63	4,25	4,5	4,13	3,75	4,333333	4,375	0,36799	0,4375	0,833333	ACEPTAR
Fase: Implementación	4,63	4,5	4,13	4,38	3,75	3,5	4,145833	4,25	0,443119	0,625	0,666667	REVISAR
Fase: Aprendizaje continuo	4,75	4,5	4	4,75	4,38	4,13	4,416667	4,4375	0,312916	0,5	1	ACEPTAR
Eje central: Personas	4,88	4,63	4,25	4,75	4,38	4,5	4,5625	4,5625	0,233854	0,3125	1	ACEPTAR
Eje transversal: Comunicación	4,63	4,5	4,75	4,88	4,63	4,13	4,583333	4,625	0,258199	0,1875	1	ACEPTAR
Eje transversal: Gestión del cambio	4,88	4,88	4,63	4,75	4,38	4,13	4,604167	4,6875	0,300174	0,4062 5	1	ACEPTAR
Eje transversal: Innovación abierta	4,88	4,75	4,38	4,5	4,38	4,38	4,541667	4,4375	0,218899	0,3125	1	ACEPTAR

Nota. Elaboración propia.

Anexo 4.2.

Puntuaciones por ítem ronda 2

Se promediaron las respuestas de los ocho expertos y posteriormente se calcularon el promedio, la mediana, la desviación estándar, el IQR y el consenso. Con estos resultados se determinó si cada ítem debía aceptarse, revisarse o rechazarse:

Ítem	Pertinencia	Validez	Factibilidad	Aplicabilidad	Generalización	Novedad/	Promedio	Mediana	Desviación estandar	IQR	Consenso	DECISIÓN
Pilar: Sostenibilidad	5	4,6	4,23	4,5	4,2	3,75	4,379167	4,3625	0,424387	0,36875	0,833333	ACEPTAR
Pilar: Ética	5	4,63	4,33	4,35	4,43	3,88	4,433333	4,3875	0,371035	0,24375	0,833333	ACEPTAR
Pilar: Gobernanza	4,88	4,7	4,31	4,43	4,28	3,65	4,372917	4,36875	0,423705	0,34687 5	0,833333	ACEPTAR
Capa: Datos	4,93	4,91	4,3	4,69	4,41	3,78	4,502083	4,55	0,437994	0,52812 5	0,833333	ACEPTAR
Capa: Decisión	4,83	4,73	4,58	4,46	4,3	3,91	4,466667	4,51875	0,329172	0,34687 5	0,833333	ACEPTAR

Capa: Acción	4,73	4,46	4,05	4,41	4,19	3,55	4,23125	4,3	0,407182	0,36562 5	0,833333	ACEPTAR
Fase: Exploración	4,56	4,54	4,55	4,69	4,54	3,65	4,420833	4,54375	0,381909	0,02187 5	0,833333	ACEPTAR
Fase: Conceptualización	4,98	4,74	4,48	4,34	4,31	3,8	4,439583	4,40625	0,403068	0,35312 5	0,833333	ACEPTAR
Fase: Desarrollo	4,94	4,83	4,48	4,44	4,48	3,58	4,454167	4,475	0,478583	0,29062 5	0,833333	ACEPTAR
Fase: Implementación	4,94	4,96	4,35	4,33	4,23	3,45	4,375	4,3375	0,555484	0,54062 5	0,833333	ACEPTAR
Fase: Aprendizaje continuo	4,7	4,58	3,96	4,31	4,56	3,93	4,339583	4,4375	0,331608	0,52187 5	0,666667	REVISAR
Eje central: Personas	4,56	4,45	4,21	4,58	4,56	4,19	4,425	4,50625	0,180278	0,29062 5	1	ACEPTAR
Eje transversal: Comunicación	4,94	4,68	4,66	4,78	4,55	3,9	4,583333	4,66875	0,359137	0,17187 5	0,833333	ACEPTAR
Eje transversal: Gestión del cambio	4,55	4,81	3,8	4,2	4,31	3,69	4,227083	4,25625	0,430945	0,59062 5	0,666667	REVISAR

Eje transversal: Innovación abierta	4,43	4,3	3,94	4,05	4,44	4,54	4,28125	4,3625	0,237796	0,32187 5	0,833333	ACEPTAR
--	------	-----	------	------	------	------	---------	--------	----------	--------------	----------	---------

Nota. Elaboración propia.