IMPULSO Revista de Administración / https://revistaimpulso.org
Volumen 6 | Número 16 | Octubre-diciembre – 2026 |Pág. 1 – 15 / ISSN: 2959-9040
http://doi.org/10.59659/impulso.v.6i16.392

Artículo original

Determinantes organizacionales para la adopción de inteligencia artificial en la producción textil del cantón Pelileo, provincia de Tungurahua

Organizational determinants for the adoption of artificial intelligence in textile production in Pelileo canton, Tungurahua province

[a] César Rosero-Mantilla ✉; [b] Edwin Fernando Herrera García

Resumen

Contexto: La adopción de inteligencia artificial (IA) en la industria textil puede estar condicionada por factores organizacionales, especialmente en mipymes. **Objetivo:** Analizar los determinantes organizacionales que influyen en la adopción de IA en la producción textil del cantón Pelileo, Tungurahua, Ecuador. **Método:** Se realizó un estudio mixto exploratorio-descriptivo, transversal, con integración secuencial y predominio cualitativo en la interpretación. El componente cuantitativo aplicó un cuestionario estructurado ad hoc a 30 participantes (N = 30) de empresas textiles, seleccionados mediante muestreo no probabilístico intencional; el componente cualitativo incluyó tres entrevistas semiestructuradas a especialistas del sector (n = 3), definidas por saturación teórica. Los datos cuantitativos se analizaron con estadística descriptiva (frecuencias, porcentajes, medias y desviaciones estándar; alfa de Cronbach de 0,74 y 0,78) y los cualitativos mediante análisis de contenido temático con doble codificación (kappa = 0,86). **Resultados:** El 90,0 % de las empresas no había implementado soluciones basadas en IA y el 70,0 % de los participantes reportó conocimiento nulo o bajo (M = 2,10; DE = 1,06). Las principales barreras percibidas fueron financieras (M = 4,27; DE = 0,87), culturales y de talento humano (M = 3,57), y el control de calidad fue el área de mayor interés (M = 4,20; DE = 0,61). **Conclusión:** La adopción de IA en el clúster textil de Pelileo es incipiente y está condicionada por restricciones financieras, culturales y de capacidades; se requieren estrategias de capacitación, proyectos piloto graduales y colaboración gremial para avanzar hacia una implementación efectiva.

Palabras clave: Adopción tecnológica; Determinantes organizacionales; Industria textil; Inteligencia artificial; Mipymes

Abstract

Background: The adoption of artificial intelligence (AI) in the textile industry may be conditioned by organizational factors, particularly in MSMEs. **Objective:** To analyze the organizational determinants influencing AI adoption in textile production in Pelileo canton, Tungurahua, Ecuador. **Method:** A cross-sectional exploratory-descriptive mixed-methods study was conducted, with sequential integration and a qualitative predominance in interpretation. The quantitative component applied an ad hoc structured questionnaire to 30 participants (N =

[a] Universidad Técnica de Ambato. Ambato, Ecuador
cesararosero@uta.edu.ec
https://orcid.org/0000-0001-7806-2955

[b] Escuela Politécnica Nacional. Quito, Ecuador
edwin.herrera@epn.edu.ec
https://orcid.org/0000-0002-3871-811X

Historia del artículo: Artículo recibido 11 de agosto 2026| Aceptado 04 de septiembre 2026 | Publicado 01 de octubre 2026

Cómo citar: Rosero-Mantilla, C., & Herrera García, E. F. (2026). Determinantes organizacionales para la adopción de inteligencia artificial en la producción textil del cantón Pelileo, provincia de Tungurahua *Impulso, Revista de Administración, 6*(16), 1-15. http://doi.org/10.59659/impulso.v.6i16.392

CC BY

30) from textile firms, selected through purposive non-probabilistic sampling; the qualitative component included three semi-structured interviews with sector specialists (n = 3), defined by theoretical saturation. Quantitative data were analyzed using descriptive statistics (frequencies, percentages, means and standard deviations; Cronbach's alpha of 0.74 and 0.78) and qualitative data through thematic content analysis with double coding (kappa = 0.86). **Results:** 90.0% of the firms had not implemented AI-based solutions and 70.0% of the participants reported null or low knowledge (M = 2.10; SD = 1.06). The main perceived barriers were financial (M = 4.27; SD = 0.87), cultural and human talent (M = 3.57), and quality control was the area of greatest interest (M = 4.20; SD = 0.61). **Conclusion:** AI adoption in the Pelileo textile cluster is incipient and conditioned by financial, cultural and capability constraints; training strategies, gradual pilot projects and sectoral collaboration are required to move toward effective implementation.

Keywords: Artificial intelligence; MSMEs; Technology adoption; Textile industry; Organizational determinants

Introducción

La inteligencia artificial (IA) forma parte de las tecnologías asociadas a la transformación digital de los sistemas productivos y ha ganado relevancia por su potencial para automatizar tareas, optimizar procesos, mejorar el control de calidad y apoyar la toma de decisiones (Masod y Zakaria, 2024; Sikka et al., 2022). En la industria textil, su incorporación se vincula con la búsqueda de eficiencia operativa, reducción de desperdicios, trazabilidad y capacidad de respuesta ante mercados cambiantes (Lohar y Babel, 2024; Singh, 2024; Younes et al., 2026). No obstante, la adopción de IA depende también de condiciones organizacionales, capacidades internas y del contexto en que se implementa (Aldossary et al., 2026; Ghani et al., 2022; Landini y Machado, 2026).

El cantón Pelileo, en la provincia de Tungurahua (Ecuador), se caracteriza por una trayectoria productiva relevante en la confección, particularmente de prendas de denim, y por una estructura empresarial compuesta mayoritariamente por micro, pequeñas y medianas empresas (mipymes) (Glogar et al., 2025; Lalaleo et al., 2025). Este perfil configura un entorno donde la incorporación de tecnologías digitales puede fortalecer la competitividad, pero también enfrenta restricciones de recursos, conocimiento técnico, infraestructura y cultura organizacional. En consecuencia, resulta pertinente analizar los factores organizacionales que influyen en la adopción de IA en este clúster.

A pesar del interés creciente en la digitalización del sector textil, persiste una brecha de evidencia empírica sobre los determinantes organizacionales que condicionan la adopción de IA en clústeres textiles locales. Diversos estudios abordan aplicaciones específicas de la IA, pero con menor frecuencia examinan las condiciones internas que facilitan o dificultan su incorporación en contextos productivos concretos (Maldonado et al., 2024; Reenu et al., 2024). Comprender estas condiciones desde la perspectiva de actores del sector aporta insumos para orientar decisiones de gestión, formación y desarrollo tecnológico.

Para abordar esta brecha, el estudio adopta el modelo Tecnología-Organización-Entorno (TOE), que explica la adopción de innovaciones a partir de la tecnología, la organización y el entorno (Ghani et al., 2022). El análisis se delimita al componente organizacional, centrado en recursos, capacidades, cultura, competencias y orientación de la gestión, sin desconocer la influencia de los demás

http://doi.org/10.59659/impulso.v.6i16.392

componentes. Esta delimitación permite examinar las condiciones internas que favorecen u obstaculizan la incorporación de IA en el clúster textil de Pelileo (Aldossary et al., 2026; Landini y Machado, 2026; Thomas et al., 2025).

La pregunta de investigación fue: ¿cuáles son los determinantes organizacionales que influyen en la adopción de IA en la producción textil del cantón Pelileo? En consecuencia, el objetivo del estudio fue analizar los determinantes organizacionales que influyen en la adopción de inteligencia artificial en la producción textil de este clúster, considerando el conocimiento, las barreras, las prioridades de aplicación y las condiciones internas desde el marco TOE.

Método

Se aplicó un diseño mixto exploratorio-descriptivo de corte transversal, con predominio cualitativo en la interpretación y apoyo cuantitativo descriptivo para caracterizar las percepciones organizacionales. La integración de ambos componentes permitió contrastar patrones numéricos y evidencias narrativas. El marco Tecnología-Organización-Entorno (TOE) orientó la identificación y el análisis de determinantes vinculados al componente organizacional.

La investigación se desarrolló en el clúster textil y de confección de Pelileo, Tungurahua (Ecuador), con énfasis en El Tambo (Glogar et al., 2025; Lalaleo et al., 2025). La población incluyó personas con funciones de decisión, gestión o supervisión, seleccionadas mediante muestreo no probabilístico intencional.

Criterios de inclusión: vinculación vigente con empresas del sector, rol con capacidad de decisión, experiencia mínima de un año y consentimiento informado escrito. Se excluyeron pasantes o personal en formación sin funciones de decisión.

La muestra cuantitativa fue de 30 participantes (N = 30), contactados mediante directorio sectorial, invitación formal y coordinación previa al consentimiento informado. Su distribución se presenta en la Tabla 1.

Tabla 1. *Distribución de la muestra cuantitativa según tamaño y tipo de empresa (N = 30)*

Tamaño / tipo de empresa	Microempresa	Pequeña empresa	Mediana empresa	Total
Confección de denim/jeans	7	6	1	14
Confección de ropa interior y deportiva	4	2	0	6
Tejido y telas (tela cruda y acabados)	2	3	1	6
Confección institucional y uniformes	3	1	0	4
Total	16	12	2	30
Porcentaje	53,3 %	40,0 %	6,7 %	100,0 %

Nota. Elaboración propia. La clasificación por tamaño se basó en los criterios de la Resolución del Comité de Microempresa (Ecuador): microempresa (1–9 trabajadores), pequeña empresa (10–49) y mediana empresa (50–199). El muestreo fue intencional y no estadísticamente representativo del universo de empresas textiles del cantón.

El tamaño muestral (N = 30) respondió a criterios de viabilidad y suficiencia exploratoria, no probabilísticos, por lo que no permite inferencia ni generalización estadística.

http://doi.org/10.59659/impulso.v.6i16.392

El componente cualitativo incluyó tres entrevistas semiestructuradas (n = 3) a especialistas del sector, definidas por saturación teórica (Tabla 2).

Tabla 2. *Características de los participantes del componente cualitativo (n = 3)*

Código	Perfil	Experiencia	Tipo de organización	Rol / función
E1	Gestor de proyectos	8 años	Asociación gremial textil	Coordinación de programas de innovación y economía circular
E2	Especialista en manufactura y reciclaje textil	12 años	PyME confeccionista de denim	Responsable de producción y control de calidad
E3	Profesional en programación y trazabilidad	6 años	Empresa proveedora de software industrial	Desarrollador de soluciones de cadena de suministro

Nota. Los códigos E1, E2 y E3 se asignaron para preservar el anonimato de los informantes. La selección respondió a criterios de pertinencia temática respecto a los objetivos del estudio, buscando incorporar perspectivas complementarias sobre procesos productivos, sostenibilidad y digitalización.

Las entrevistas se realizaron entre mayo y junio de 2026 (promedio 45 min; rango 38–55), dos presenciales y una virtual, con grabación autorizada, transcripción verbatim y consentimiento informado.

Para la recolección de datos cuantitativos se diseñó un cuestionario estructurado ad hoc, organizado en cinco bloques temáticos: (B1) datos de caracterización del participante y de la organización; (B2) nivel de conocimiento sobre IA (escala 1–5); (B3) estado de implementación de soluciones basadas en IA (dicotómico); (B4) desafíos y barreras organizacionales para la adopción (escala 1–5 y opción múltiple); y (B5) interés en áreas de aplicación e impactos esperados (escala 1–5 y opción múltiple). La escala Likert de 5 puntos utilizada se interpretó como 1 = totalmente en desacuerdo / nulo y 5 = totalmente de acuerdo / muy alto. El instrumento completo, con sus ítems y opciones de respuesta, se incluye en el Anexo A.

El instrumento se validó por juicio de tres expertos (CVI ≥ 0,80) y prueba piloto con cinco participantes, tras lo cual se ajustaron ítems ambiguos y se estableció una duración promedio de 12 minutos (10–15).

B1. Datos de caracterización

1. Tipo de empresa: (a) Microempresa (1–9 trabajadores); (b) Pequeña empresa (10–49); (c) Mediana empresa (50–199).

2. Línea principal de producción: denim/jeans; ropa interior y deportiva; tejido y telas; confección institucional y uniformes; otra.

3. Cargo del participante: directivo; administrativo; técnico; supervisor de producción.

4. Antigüedad en el sector (años): menos de 1; 1–5; 6–10; más de 10.

B2. Nivel de conocimiento sobre IA (escala 1–5)

5. Indique su nivel de conocimiento sobre qué es la inteligencia artificial. [1 □ 2 □ 3 □ 4 □ 5 □]

http://doi.org/10.59659/impulso.v.6i16.392

6. Indique su nivel de conocimiento sobre aplicaciones de IA en la industria textil. [1 □ 2 □ 3 □ 4 □ 5 □]

7. Indique su nivel de conocimiento sobre los requisitos técnicos para implementar IA. [1 □ 2 □ 3 □ 4 □ 5 □]

B3. Estado de implementación

8. ¿Su empresa ha implementado alguna solución basada en IA? (a) Sí; (b) No.

9. Si respondió sí, indique el área: control de calidad; producción; cadena de suministro; comercialización; otra.

B4. Barreras organizacionales para la adopción de IA (escala 1–5)

10. Las limitaciones financieras y los costos de inversión dificultan la adopción de IA. [1 □ 2 □ 3 □ 4 □ 5 □]

11. La cultura organizacional y la resistencia al cambio dificultan la adopción de IA. [1 □ 2 □ 3 □ 4 □ 5 □]

12. Las brechas de talento humano y capacitación dificultan la adopción de IA. [1 □ 2 □ 3 □ 4 □ 5 □]

13. La infraestructura técnica disponible dificulta la adopción de IA. [1 □ 2 □ 3 □ 4 □ 5 □]

14. ¿Cuál es el principal desafío organizacional para adoptar IA? (opción única).

B5. Interés en áreas de aplicación e impactos esperados (escala 1–5)

15. Interés en aplicar IA en control de calidad. [1 □ 2 □ 3 □ 4 □ 5 □]

16. Interés en aplicar IA en optimización de la producción. [1 □ 2 □ 3 □ 4 □ 5 □]

17. Interés en aplicar IA en cadena de suministro. [1 □ 2 □ 3 □ 4 □ 5 □]

18. Indique el impacto esperado más significativo de la IA (opción única): reducción de costos y desperdicios; incremento de velocidad y volumen; mejora de calidad; optimización de inventarios; flexibilidad y personalización.

Para el componente cualitativo se empleó una guía semiestructurada en cinco ejes: visión gerencial, cultura organizacional, recursos e infraestructura, capacidades del talento humano y colaboración gremial, con preguntas guía y sondeo, revisada por expertos e integrada a continuación.

Eje 1. Visión gerencial y orientación estratégica

• ¿Cómo describiría el papel que cumple actualmente la inteligencia artificial en su organización o en el sector textil de Pelileo?

• ¿Existe algún plan o proyecto formal para incorporar IA en los próximos dos años?

Eje 2. Cultura organizacional y resistencia al cambio

• ¿Qué reacciones ha observado en el personal frente a la posibilidad de incorporar automatización o IA?

• ¿Considera que la cultura de la organización facilita o dificulta la adopción de tecnologías nuevas?

http://doi.org/10.59659/impulso.v.6i16.392

Eje 3. Disponibilidad de recursos financieros y de infraestructura

• ¿Cómo evalúa la capacidad financiera de su organización para invertir en soluciones de IA?

• ¿Qué condiciones de infraestructura técnica (conectividad, equipos, datos) serían necesarias para implementar IA?

Eje 4. Capacidades del talento humano

• ¿Cuenta el personal con las competencias técnicas para operar y evaluar soluciones de IA?

• ¿Qué necesidades de formación identifica como prioritarias para preparar a la organización?

Eje 5. Perspectivas de colaboración gremial

• ¿Considera viable que varias empresas del clúster compartan costos, conocimiento o infraestructura para adoptar IA?

• ¿Qué tipo de proyectos piloto conjuntos podrían implementarse en el corto plazo?

El estudio respetó los principios éticos de la Declaración de Helsinki. Se obtuvo consentimiento informado escrito previo, asegurando voluntariedad, confidencialidad, anonimato y derecho a retiro.

Los datos se anonimizaron y almacenaron cifrados; los audios se conservarán cinco años. Al no involucrar intervenciones clínicas, grupos vulnerables ni datos sensibles, no requirió comité de ética institucional formal, aunque el protocolo fue avalado por el equipo docente responsable, lo cual se reconoce como limitación.

El análisis cuantitativo fue descriptivo (frecuencias, porcentajes, medias y desviaciones estándar). La consistencia interna de las escalas Likert (B4 y B5) se evaluó con alfa de Cronbach ($\alpha = 0{,}74$ y $0{,}78$). No se aplicaron pruebas inferenciales, dado el alcance exploratorio y la muestra no probabilística.

El análisis cualitativo se basó en un enfoque de análisis de contenido temático, siguiendo las fases propuestas por Braun y Clarke: (1) familiarización con los datos mediante lectura iterativa de las transcripciones; (2) generación de códigos iniciales (codificación abierta) identificando unidades de significado; (3) agrupamiento de códigos en categorías temáticas (codificación axial); (4) revisión de las categorías frente a las transcripciones; (5) definición y nombramiento de categorías; y (6) producción del reporte. La codificación se realizó de manera doble por dos integrantes del equipo investigador, que trabajaron de forma independiente sobre las tres transcripciones; las discrepancias se resolvieron por consenso y, cuando fue necesario, por consulta a un tercer integrante. El proceso de codificación se apoyó en una matriz de códigos categorial (Tabla 3).

Tabla 3. *Matriz de codificación (categorías, códigos y presencia por informante)*

Categoría	Código	Subcódigos	E1	E2	E3	Total
Visión gerencial	VG	Reconocimiento del potencial; ausencia de plan formal; ausencia de presupuesto	X	X	X	3
Cultura y resistencia al cambio	CC	Prácticas tradicionales; temor a reemplazo; escepticismo pasivo	X	X	X	3

http://doi.org/10.59659/impulso.v.6i16.392

Categoría	Código	Subcódigos	E1	E2	E3	Total
Talento humano	TH	Brecha de competencias; costo de contratación; necesidad de capacitación	X	X	X	3
Factores financieros y estructurales	FF	Costo de inversión; retorno incierto; infraestructura insuficiente	X	X	X	3
Articulación gremial	AG	Proyectos piloto conjuntos; cofinanciamiento; capacitación compartida	X	X	X	3

Nota. Acuerdo intercodificadores kappa de Cohen = 0,86. La saturación semántica se alcanzó tras la tercera entrevista. E1, E2 y E3 corresponden a los informantes descritos en la Tabla 2.

La saturación teórica y semántica se alcanzó tras la tercera entrevista. Se incluyen extractos anonimizados (E1–E3) y se fortaleció la validez mediante triangulación de investigadores y contraste con los hallazgos cuantitativos.

Resultados

Síntesis bibliográfica sobre aplicaciones de IA en la industria textil

La revisión bibliográfica identificó aplicaciones de IA en la industria textil y manufacturera como marco de referencia (Tabla 4). Constituye una síntesis de fuentes secundarias, no mediciones en las empresas participantes.

Tabla 4. *Síntesis bibliográfica de aplicaciones de IA en la industria textil y manufacturera*

Área de aplicación	Descripción de uso	Resultados reportados en la literatura	Referencia
Mantenimiento predictivo	Análisis de datos operativos y de equipos para anticipar fallas.	Mayor eficiencia operativa y reducción de tiempos de inactividad.	Biswas (2025); Sikka et al. (2022)
Inspección y control de calidad	Visión artificial y modelos de aprendizaje para detección de defectos.	Mejoras reportadas en precisión y tiempos de inspección frente a métodos manuales.	Apaza y Huanca (2025); Palomino y Mamani (2025); Sikka et al. (2022); Younes et al. (2026)
Diseño generativo y optimización de patrones	Herramientas de diseño asistido para optimizar patrones y prototipos.	Reducción potencial de costos de prototipado y desperdicios.	Biswas (2025); Singh (2024); Younes et al. (2026)
Textiles inteligentes y dispositivos wearable	Integración de sensores e IoT en prendas y productos textiles.	Desarrollo de soluciones con mayor valor funcional y capacidades de monitoreo.	Biswas (2025); Chhabra (2025); Sajovic et al. (2023)
Optimización energética	Uso de algoritmos para analizar y ajustar el consumo energético en producción.	Reducción del consumo energético y del impacto ambiental.	Biswas (2025); Lohar y Babel (2024)

http://doi.org/10.59659/impulso.v.6i16.392

Área de aplicación	Descripción de uso	Resultados reportados en la literatura	Referencia
Simulación y desarrollo de materiales	Modelado y simulación para apoyar el diseño de fibras y materiales.	Aceleración del desarrollo de materiales con criterios de sostenibilidad.	Biswas (2025); Lohar y Babel (2024)
Robótica y fábricas inteligentes	Sistemas automatizados para tareas de corte, costura y control adaptativo.	Incrementos de productividad y reducción de cuellos de botella.	Biswas (2025); Reenu et al. (2024); Sikka et al. (2022)
Economía circular apoyada en IA	Analítica para gestión de residuos y reutilización de materiales.	Mejora en la trazabilidad y el aprovechamiento de recursos.	Biswas (2025); Sajovic et al. (2023); Younes et al. (2026)
Gestión empresarial y comercialización	IA aplicada a la gestión de operaciones y al marketing de moda.	Mejoras en la toma de decisiones y en la personalización comercial.	Badenes y Molares (2023); Ceballos y Ponce (2024); Maldonado et al. (2024); Trávez y Villafuerte (2024)

Nota. Elaboración propia con base en revisión bibliográfica; no corresponde a datos empíricos del estudio. Las fuentes citadas se incluyen en la lista de referencias.

Conocimiento e implementación de IA en la muestra

El conocimiento técnico sobre IA se concentró en niveles bajos (M = 2,10; DE = 1,06): 70,0 % de los participantes se ubicó en los niveles nulo o bajo, 20,0 % en moderado y solo 10,0 % en alto o muy alto (Tabla 5). Este resultado sugiere una brecha de familiarización técnica que puede limitar la identificación de oportunidades de aplicación, la evaluación de proveedores tecnológicos y la toma de decisiones informadas sobre la incorporación de soluciones basadas en IA en los procesos productivos.

Tabla 5. *Nivel de conocimiento técnico sobre IA (N = 30)*

Nivel	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje acumulado
Nulo	10	33,3	33,3
Bajo	11	36,7	70,0
Moderado	6	20,0	90,0
Alto	2	6,7	96,7
Muy alto	1	3,3	100,0
Total	30	100,0	—

Respecto al estado de implementación, el 90,0 % de los participantes indicó que su empresa no había implementado soluciones basadas en IA, mientras que el 10,0 % reportó alguna implementación (Tabla 6). Este hallazgo evidencia una adopción incipiente y sugiere que, en la mayoría de los casos, las iniciativas tecnológicas vinculadas a IA se encuentran en fases exploratorias o aún no se han materializado en aplicaciones concretas dentro de la producción.

Tabla 6. *Implementación de soluciones basadas en IA (N = 30)*

Respuesta	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje acumulado
Sí	3	10,0	10,0

http://doi.org/10.59659/impulso.v.6i16.392

Respuesta	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje acumulado
No	27	90,0	100,0
Total	30	100,0	—

Barreras organizacionales percibidas

Al consultar el principal desafío organizacional para la adopción de IA, las limitaciones financieras y los costos de inversión fueron la respuesta más frecuente (36,7 %), seguidas por la resistencia al cambio y la cultura organizacional (30,0 %) y las brechas de talento humano y capacitación (16,7 %) (Tabla 7). La distribución de respuestas señala que las restricciones económicas, junto con factores humanos y culturales, tienen un peso central en la percepción de viabilidad de iniciativas tecnológicas en la muestra.

Tabla 7. *Principal desafío organizacional para la adopción de IA (N = 30)*

Desafío	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje acumulado
Resistencia al cambio y cultura organizacional	9	30,0	30,0
Brechas de talento humano y capacitación	5	16,7	46,7
Limitaciones financieras y costos de inversión	11	36,7	83,3
Falta de visión estratégica gerencial	1	3,3	86,7
Exigencias de trazabilidad y cumplimiento normativo	2	6,7	93,3
Incertidumbre del mercado y competencia global	2	6,7	100,0
Total	30	100,0	—

En escala 1–5, las barreras financieras fueron las más altas (M = 4,27; DE = 0,87), seguidas de culturales y talento humano (M = 3,57) e infraestructura técnica (M = 3,13) (Tabla 8).

Tabla 8. *Percepción de barreras para la adopción de IA (escala 1–5, N = 30)*

Dimensión	Mín.	Máx.	Media	DE
Barreras culturales	1	5	3,57	1,10
Barreras financieras	2	5	4,27	0,87
Talento humano	1	5	3,57	0,94
Infraestructura técnica	1	5	3,13	1,01

Prioridades de aplicación e impacto esperado

El mayor interés se orientó al control de calidad (M = 4,20), la optimización de la producción (M = 3,90) y la cadena de suministro (M = 3,63) (Tabla 9), vinculado al desempeño operativo.

http://doi.org/10.59659/impulso.v.6i16.392

Tabla 9. *Interés en áreas de aplicación de IA (escala 1–5, N = 30)*

Área	Mín.	Máx.	Media	DE
Cadena de suministro	3	5	3,63	0,62
Control de calidad	3	5	4,20	0,61
Producción	3	5	3,90	0,55

Los impactos esperados más relevantes fueron la reducción de costos y desperdicios (33,3 %) y la mejora de la calidad (30,0 %), seguidos de mayor velocidad/volumen (20,0 %) (Tabla 10).

Tabla 10. *Impacto esperado más significativo de la IA (N = 30)*

Impacto esperado	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje acumulado
Reducción de costos operativos y desperdicios	10	33,3	33,3
Incremento de la velocidad y volumen de producción	6	20,0	53,3
Mejora sustancial en la calidad del producto final	9	30,0	83,3
Optimización en la gestión de inventarios y cadena de suministro	2	6,7	90,0
Flexibilidad y personalización en el diseño de prendas	3	10,0	100,0
Total	30	100,0	—

Aportes cualitativos: evidencia textual y codificación temática

El análisis temático identificó cinco categorías vinculadas al marco TOE (kappa = 0,86), sustentadas en extractos anonimizados (E1–E3).

Categoría 1. Visión gerencial y orientación estratégica (código: VG)

La IA se percibe como recurso potencial, pero sin prioridad estratégica ni planes formales de adopción.

"La inteligencia artificial todavía se ve como algo lejano para la fábrica; sabemos que puede ayudar, pero no hay un proyecto claro ni un presupuesto asignado" (E1, gestor de proyectos).

"Los gerentes están interesados en saber qué hace la IA, pero la decisión de invertir se pospone porque no hay urgencia operativa" (E2, especialista en manufactura).

Categoría 2. Cultura organizacional y resistencia al cambio (código: CC)

Persisten prácticas tradicionales y resistencia pasiva ante la automatización, configurando una barrera cultural relevante.

"En producción hay resistencia a cambiar lo que ya funciona; la gente teme que la máquina reemplace su trabajo, aunque no se diga abiertamente" (E2, especialista en manufactura).

"Cuando hablamos de automatizar el control de calidad, los operadores preguntan si van a seguir siendo necesarios; ese miedo frena las iniciativas" (E3, profesional en trazabilidad).

http://doi.org/10.59659/impulso.v.6i16.392

Categoría 3. Capacidades y talento humano (código: TH)

Existe brecha de competencias técnicas y dificultad para formar o contratar perfiles especializados en el entorno local.

"No tenemos personal formado en datos ni en visión artificial; si contratamos a alguien con ese perfil, el salario que pide no encaja con la estructura de una pyme de Pelileo" (E1, gestor de proyectos).

"Lo primero no es comprar software, es capacitar a la gente para entender qué datos sirven y cómo interpretarlos" (E3, profesional en trazabilidad).

Categoría 4. Factores financieros y estructurales (código: FF)

Las limitaciones financieras y la incertidumbre sobre el retorno fueron predominantes, junto con restricciones de infraestructura y conectividad.

"El costo de implementar un sistema de visión artificial para defectos es alto para una microempresa; se necesita al menos un proyecto conjunto para compartir la inversión" (E2, especialista en manufactura).

"La conectividad en algunas zonas del cantón es irregular, y eso complica cualquier solución basada en datos en tiempo real" (E3, profesional en trazabilidad).

Categoría 5. Articulación gremial (código: AG)

La colaboración gremial se plantea como vía para compartir costos, conocimiento e infraestructura, dado que ninguna organización alcanza escala suficiente por sí sola.

"Si nos organizamos como gremio, podemos contratar a un especialista en IA que atienda a varias empresas y compartir los costos; esa es la única salida realista" (E1, gestor de proyectos).

"Los proyectos piloto deberían hacerse entre tres o cuatro empresas, no solos; así se reparte el riesgo y se aprende en conjunto" (E2, especialista en manufactura).

Las categorías se reiteraron entre entrevistas (saturación semántica) y convergieron con los resultados cuantitativos, especialmente en barreras financieras y culturales.

Discusión

En la muestra del clúster de Pelileo, la adopción de IA se encuentra en etapa inicial: el bajo conocimiento y la escasa implementación reflejan una preparación organizacional limitada, en línea con la literatura sobre mipymes manufactureras (Ghani et al., 2022; Landini y Machado, 2026; Masod y Zakaria, 2024). Este resultado sugiere que la incorporación tecnológica no se percibe aún como un proceso estratégico consolidado, sino como una posibilidad distante condicionada por la incertidumbre, la falta de referentes locales y la percepción de altos costos de entrada. La evidencia cualitativa refuerza esta lectura al mostrar reconocimiento del potencial de la IA, pero sin planes formales, presupuestos asignados ni hojas de ruta claras. En consecuencia, la brecha entre interés y acción evidencia la necesidad de fortalecer capacidades básicas y mecanismos de acompañamiento que faciliten una transición gradual hacia la digitalización.

Desde el marco TOE, predominan determinantes organizacionales que interactúan entre sí y explican la lentitud del proceso: las barreras financieras (M = 4,27) limitan la capacidad de inversión y elevan

http://doi.org/10.59659/impulso.v.6i16.392

la aversión al riesgo (Aldossary et al., 2026; Masod y Zakaria, 2024; Thomas et al., 2025), mientras que las barreras culturales y las brechas de talento humano (M = 3,57) restringen la apropiación tecnológica y la gestión del cambio (Ceballos y Ponce, 2024; Maldonado et al., 2024). La infraestructura técnica moderada (M = 3,13) actúa como condición habilitante insuficiente, especialmente en entornos con conectividad o equipamiento limitados (Ghani et al., 2022; Sikka et al., 2022). En conjunto, estos factores configuran un entorno interno donde la ausencia de recursos, competencias y liderazgo digital refuerza la postergación de decisiones de adopción y dificulta la consolidación de proyectos sostenibles.

La prioridad otorgada al control de calidad (M = 4,20) y a la optimización de la producción (M = 3,90) refleja un enfoque pragmático orientado a aplicaciones con impacto operativo y retorno perceptible, coherente con la literatura sobre visión artificial, inspección automatizada y detección de defectos en textiles (Apaza y Huanca, 2025; Biswas, 2025; Chikwendu et al., 2025; Lohar y Babel, 2024; Palomino y Mamani, 2025; Younes et al., 2026). Esta orientación resulta relevante para diseñar estrategias de entrada gradual, ya que permite focalizar esfuerzos en problemas concretos como desperdicios, reprocesos, tiempos muertos y variabilidad del producto. Asimismo, sugiere que las empresas valoran soluciones que se integren a procesos existentes. Sin embargo, el interés declarado no equivale a capacidad de implementación mientras persistan restricciones financieras, formativas y de soporte técnico especializado.

El componente cualitativo muestra que los determinantes organizacionales se interrelacionan dinámicamente: la visión gerencial, la cultura organizacional, las capacidades técnicas y los recursos disponibles condicionan la disposición al cambio y la viabilidad de los proyectos tecnológicos. En este contexto, la articulación gremial y los proyectos piloto compartidos emergen como mecanismos para distribuir costos, reducir riesgos y facilitar el aprendizaje colectivo entre empresas del clúster. Estas estrategias colaborativas pueden compensar limitaciones individuales de las mipymes, promover la transferencia de conocimiento, el acceso a asesoría y la generación de confianza mediante experiencias demostrativas. Así, la adopción de IA se entiende no solo como una decisión técnica, sino como un proceso organizacional, social y relacional que requiere coordinación, liderazgo y apoyo mutuo sostenido.

El alcance del estudio se limita a la producción y a determinantes organizacionales, sin abordar empíricamente la comercialización, pese a su relevancia en la literatura sobre transformación digital del sector (Badenes y Molares, 2023; Singh, 2024; Trávez y Villafuerte, 2024). Las limitaciones metodológicas restringen la generalización de los hallazgos, aunque no invalidan su utilidad descriptiva para el contexto analizado. Futuras investigaciones podrían ampliar la base empírica mediante diseños longitudinales, muestras probabilísticas y comparaciones intersectoriales, así como evaluar el impacto de intervenciones formativas, programas de acompañamiento y pilotos colaborativos sobre la adopción efectiva de IA en clústeres textiles similares.

Conclusiones

El estudio analizó los determinantes organizacionales que influyen en la adopción de inteligencia artificial en la producción textil del cantón Pelileo. Los resultados evidencian una adopción incipiente, con bajo conocimiento e implementación mínima. Esta situación refleja brechas en la preparación organizacional y confirma que la incorporación de IA depende de condiciones internas aún

http://doi.org/10.59659/impulso.v.6i16.392

insuficientes para sostener procesos de transformación tecnológica. Así, el clúster muestra interés potencial, pero enfrenta limitaciones estructurales que condicionan el paso desde la intención hacia la aplicación efectiva de soluciones basadas en inteligencia artificial en la práctica.

Desde el marco TOE, las barreras financieras, culturales y de talento humano constituyen los principales obstáculos, junto con limitaciones de infraestructura y una visión estratégica poco formalizada. Las prioridades se orientan al control de calidad y la optimización de la producción, áreas con impacto operativo directo. La articulación gremial y los proyectos colaborativos emergen como mecanismos para compartir costos, capacidades y aprendizaje, fortaleciendo la confianza entre empresas. Estas condiciones organizacionales resultan clave para habilitar una adopción progresiva, viable y ajustada a las características de las mipymes del sector textil local estudiadas.

Se recomienda impulsar formación, proyectos piloto graduales y colaboración interorganizativa acordes con las capacidades de las mipymes. Estas acciones pueden reducir brechas de conocimiento y generar experiencias de implementación viables. Las conclusiones deben interpretarse considerando el diseño transversal, el muestreo intencional, el tamaño reducido de la muestra y el enfoque en la producción. Futuros estudios deberían ampliar la evidencia con enfoques longitudinales, muestras más diversas y evaluación de intervenciones específicas, a fin de profundizar la comprensión de los factores que favorecen la adopción tecnológica sostenible en clústeres textiles.

Acerca de

Contribución de los autores: Los autores contribuyeron en la conceptualización del estudio, desarrollo metodológico, análisis e interpretación de los datos, redacción del manuscrito y revisión crítica de su contenido intelectual, y la aprobación en la versión final para su publicación.

Financiamiento: Los autores declaran que no recibieron financiamiento para esta investigación.

Conflicto de interés: Los autores declaran no tener conflicto de intereses.

Certificación ética: La investigación se desarrolló considerando los principios de participación voluntaria, consentimiento informado, confidencialidad y protección de la información proporcionada por los participantes y especialistas del sector textil, respetando los principios éticos aplicables a la investigación con participantes humanos.

Referencias

Aldossary, M., Ayad, T., & Moustafa, M. (2026). Artificial intelligence adoption and organizational performance: The role of organizational agility and management commitment in AI-enabled work environments. *Societies, 16*(5), 138. https://doi.org/10.3390/soc16050138

Apaza, D., & Huanca, C. (2025). Innovaciones en el control de calidad de la fibra de alpaca: El rol de la inteligencia artificial. *Ciencia e Ingeniería, 1*(2), 8–21. https://ctscafe.pe/index.php/cienciaingenieria/article/view/417

http://doi.org/10.59659/impulso.v.6i16.392

Baburaj, A., Islam, S., & Tan, C. (2026). Artificial intelligence in Australian fashion businesses: An exploratory study of adoption and challenges. *Systems, 14*(7), 825. https://doi.org/10.3390/systems14070825

Badenes, V., & Molares, J. (2023). La inteligencia artificial ante los retos de la industria de la moda. *Beneficios y aplicaciones en la fase de comercialización y marketing. Razón y Palabra, 27*(118), 20–32. https://doi.org/10.26807/rp.v27i118.2073

Biswas, A. (2025). AI-driven industrial innovation: Transforming fashion, textile, and advanced manufacturing for the digital economy. *American Journal of Technology Advancement, 2*(11), 36–46. https://doi.org/10.31149/ajta.v2i11.2858

Ceballos, M., & Ponce, W. (2024). Artificial intelligence in the management of textile companies: A contextual analysis. *Open Journal of Business and Management, 12*(1), 945–960. https://doi.org/10.4236/ojbm.2024.122050

Chhabra, S. (2025). Influence of artificial intelligence on textile industry in Ludhiana. *Journal of Advance and Future Research, 3*(7), 59–62. https://rjwave.org/jaafr/papers/JAAFR2507007.pdf

Chikwendu, C., Egwuatu, I., & Onyeka, C. (2025). Integrating artificial intelligence and time-series forecasting for smart textile production: Trends, challenges, and opportunities in the Industry 4.0 era. *International Journal of Society Reviews, 3*(2), 461–477. https://hal.science/hal-05402236/

Córdova, J., Chiluiza, J., Murillo, E., & Vergara, N. (2026). Adopción declarada de inteligencia artificial en el emprendimiento ecuatoriano: Un análisis de fuentes secundarias bajo el modelo tecnología-organización-entorno. *Brazilian Journal of Business, 8*(3), 1–26. https://doi.org/10.34140/bjbv8n3-083

Ghani, E., Ariffin, N., & Sukmadilaga, C. (2022). Factors influencing artificial intelligence adoption in publicly listed manufacturing companies: A technology, organisation, and environment approach. *International Journal of Applied Economics, Finance and Accounting, 14*(2), 232–243. https://doi.org/10.33094/ijaefa.v14i2.667

Glogar, M., Petrak, S., & Mahnić Naglić, M. (2025). Digital technologies in the sustainable design and development of textiles and clothing: A literature review. *Sustainability, 17*(4), 1371. https://doi.org/10.3390/su17041371

Lalaleo, F., López, A., Sánchez, V., & Analuiza, L. (2025). Innovación digital y nuevos modelos de negocio en el sector textil de Ambato. *Revista Sigma, 12*(2), 20–33. https://journal.espe.edu.ec/ojs/index.php/Sigma/es/article/view/4223

Landini, C., & Machado, M. (2026). A systematic review on organizational adoption and performance constructs related to artificial intelligence in SMEs. *Discover Artificial Intelligence, 6*, 721. https://doi.org/10.1007/s44163-026-01460-4

Lohar, B., & Babel, R. (2024). The future of textiles: A review on exploring the role of artificial intelligence in industry modernization. *International Journal for Innovative Research in Multidisciplinary Field, 10*(9), 101–106. https://www.ijirmf.com/wp-content/uploads/IJIRMF202409015-min.pdf

Maldonado, L., Cabrera, J., Casado, A., & Bermúdez, G. (2024). AI in companies' production processes: What do their CEOs think? Journal of Global Information Management, 32(1), 1–29. https://doi.org/10.4018/JGIM.366653

http://doi.org/10.59659/impulso.v.6i16.392

Masod, M., & Zakaria, S. (2024). Artificial intelligence adoption in the manufacturing sector: Challenges and strategic framework. *International Journal of Research and Innovation in Social Science, 8*(10), 150–158. https://doi.org/10.47772/IJRISS.2024.81000013

Palomino, S., & Mamani, J. (2025). Herramientas de inteligencia artificial para garantizar la mejora del control de calidad en fibras de alpaca del sector textil. *Ciencia e Ingeniería, 1*(1), 98–120. https://www.ctscafe.pe/index.php/cienciaingenieria/article/view/368

Reenu, Singh, S., Vig, S., & Dwivedi, S. (2024). Impact of uses of Artificial Intelligence (AI) in Textile Industry in India. *2024 15th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies (ICCCNT), 1*-9. https://doi.org/10.1109/ICCCNT61001.2024.10725995

Sajovic, I., Kert, M., & Boh Podgornik, B. (2023). Smart textiles: A review and bibliometric mapping. *Applied Sciences, 13*(18), 10489. https://doi.org/10.3390/app131810489

Sikka, M. P., Sarkar, A., & Garg, S. (2022). Artificial intelligence (AI) in textile industry operational modernization. *Research Journal of Textile and Apparel, 28*(1), 67–83. https://doi.org/10.1108/RJTA-04-2021-0046

Singh, S. (2024). Artificial intelligence in the fashion and apparel industry. *Tekstilec, 67*(3), 225–240. https://doi.org/10.14502/tekstilec.67.2024001

Thomas, G., Albishri, N., Islam, J., & Tanveer, M. (2025). Exploring the determinants of artificial intelligence adoption intention in the SMEs of the United Arab Emirates. *SAGE Open, 15*(4), 1–15. https://doi.org/10.1177/21582440251395561

Trávez, A., & Villafuerte, C. (2024). Estudio sobre el uso de la inteligencia artificial en la comercialización en línea de accesorios de moda y artículos complementarios. *Revista Social Fronteriza, 4*(4), e385. https://doi.org/10.59814/resofro.2024.4(4)385

Younes, B., Alnasser, A., & Alideh, B. (2026). A systematic review in the use of artificial intelligence in the textile industry. *Journal of Textile and Apparel, Technology and Management, 13*(3), 1–25. https://jtatm.textiles.ncsu.edu/index.php/JTATM/article/view/20854

Este artículo está bajo la licencia Creative Commons Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0).

http://doi.org/10.59659/impulso.v.6i16.392