Revista Amazonía Digital

Vol. 4 Núm. 1: e369 (2025)

https://doi.org/10.55873/rad.v4i1.369

e-ISSN: 2810-8701

Universidad Nacional Amazónica de Madre de Dios



Artículo de Revisión/Review Article

Mejora de procesos en la gestión de riesgos mediante la integración de tecnologías avanzadas

Improving risk management processes through the integration of advanced technologies

Antonio Zamora-Pastor ¹*D; Brisa Gabriela Llanos-Atachahua ¹D; Nikolai Lance Cauper-Acuña ¹D; Yngue Elizabeth Ramírez-Pezo ¹D

¹ Universidad Peruana Unión, Filial Tarapoto, Perú

Recibido: 20/10/2024 Aceptado: 25/11/2024 Publicado: 30/01/2025

Resumen: La gestión de riesgos en los procesos ha experimentado un avance significativo con la integración de tecnologías avanzadas, como la inteligencia artificial (IA) y el aprendizaje automático (ML), que permiten una mayor precisión y eficiencia en la toma de decisiones. Este artículo revisa el impacto de estas tecnologías en la mejora de la gestión de riesgos, analizando diversos estudios sobre su implementación en sectores como la salud, la energía, la logística y la financiación. Se explora cómo el uso de estas herramientas ha optimizado la evaluación y mitigación de riesgos, mejorando la capacidad de anticipación y reduciendo la exposición a eventos adversos. Sin embargo, también se identifican desafíos en su adopción, como la calidad de los datos, la integración con sistemas existentes y la necesidad de personal capacitado. Los resultados indican que, aunque las tecnologías avanzadas tienen un gran potencial para mejorar los procesos de gestión de riesgos, su implementación efectiva requiere de una infraestructura adecuada y una formación técnica especializada. Este estudio contribuye al entendimiento de los beneficios y limitaciones de estas tecnologías en la mejora de la gestión de riesgos.

Palabras clave: adopción; capacitación; infraestructura; mitigación; predicción

Abstract: Risk management in processes has made significant advancements with the integration of advanced technologies, such as artificial intelligence (AI) and machine learning (ML), which enable greater accuracy and efficiency in decision-making. This article reviews the impact of these technologies on improving risk management, analyzing various studies on their implementation in sectors such as healthcare, energy, logistics, and finance. It explores how the use of these tools has optimized risk assessment and mitigation, enhancing predictive capabilities and reducing exposure to adverse events. However, it also identifies challenges in their adoption, such as data quality, integration with existing systems, and the need for skilled personnel. The findings indicate that, while advanced technologies have great potential to improve risk management processes, their effective implementation requires appropriate infrastructure and specialized technical training. This study contributes to understanding the benefits and limitations of these technologies in enhancing risk management.

Keywords: adoption; capacity building; infrastructure; mitigation; prediction

^{*}Autor de correspondencia: antonio.zamora@upeu.edu.pe

1. Introducción

La gestión de riesgos en procesos ha evolucionado significativamente en las últimas décadas, impulsada por el avance de tecnologías lo que ha permitido una mayor seguridad, eficiencia y precisión en la toma de decisiones en entornos de riesgo cambiantes (Paltrinieri et al., 2019). Tradicionalmente, las metodologías de gestión de riesgos han sido estáticas y basadas en enfoques que no se adaptan rápidamente a las condiciones dinámicas, lo que limita su eficacia (Paltrinieri et al., 2019). En este contexto, la integración de tecnologías avanzadas, como la inteligencia artificial (IA), el aprendizaje automático (ML) y el análisis predictivo, ha surgido como una solución prometedora para abordar estas limitaciones, permitiendo una mayor adaptabilidad y eficacia en la gestión de riesgos (Paltrinieri et al., 2019; Rocchi et al., 2022).

La gestión de riesgos se utiliza para identificar los peligros y amenazas de las organizaciones, pero con la ayuda de las tecnologías avanzadas ha dado capacidades adicionales. El aprendizaje automático, por ejemplo, ha sido utilizado exitosamente para evaluar riesgos multi amenaza, como terremotos e inundaciones, permitiendo predecir simultáneamente múltiples eventos de riesgo y priorizar intervenciones de emergencia (Rocha et al., 2022; Varela-Vaca et al., 2019). Otro caso similar es la implementación de sistemas inteligentes para la gestión de desastres, donde el potencial de estas herramientas basadas en datos minimiza el impacto de futuros desastres (Dixit et al., 2024). No obstante, la implementación de estas tecnologías no está exenta de desafíos, particularmente en términos de integración con sistemas existentes y la necesidad de datos precisos para garantizar la fiabilidad de los modelos predictivos (Stettinger et al., 2024). Asimismo, estás tecnologías revolucionan los diagnósticos de cáncer de mama, mejorando significativamente la detección temprana y la predicción de la respuesta al tratamiento, lo que representa un gran avance en la gestión de riesgos en los hospitales durante los procesos de consultas médicas (Singh et al., 2023). Estas tecnologías facilitan un monitoreo en tiempo real, la optimización del uso de recursos, y una mejor toma de decisiones. La implementación del mantenimiento predictivo (PdM) es central en esta integración, permitiendo anticipar fallos y evitar tiempos de inactividad no planificados (Salamai et al., 2019; Shaheen & Németh, 2022). El uso de IA en Google Earth Engine permite una mayor automatización en la identificación de riesgos y vulnerabilidades, especialmente en dominios como la predicción de inundaciones y la detección de incendios forestales. Estas herramientas facilitan el monitoreo en tiempo real, mejorando significativamente los procesos de toma de decisiones al proporcionar datos procesados de manera más rápida y precisa (Yang et al., 2023).

El objetivo de este artículo es realizar una revisión sistemática de la literatura para evaluar el impacto de la integración de tecnologías avanzadas en la mejora de la gestión de riesgos en procesos. En particular, se abordarán tres preguntas de investigación clave: (1) ¿Cuál es el impacto de la integración de tecnologías avanzadas en la mejora de la gestión de riesgos en procesos? (2) ¿Cuáles son los desafíos comunes en la adopción de tecnologías avanzadas para la gestión de riesgos? (3) ¿Cuáles son los beneficios y limitaciones de las tecnologías avanzadas en la automatización y mejora de la evaluación de riesgos?

La creciente complejidad de los entornos industriales modernos, donde la capacidad para predecir, mitigar y gestionar riesgos de manera eficiente es crítica para la sostenibilidad y competitividad de las organizaciones. Dada la creciente adopción de tecnologías avanzadas, como la inteligencia artificial, es esencial comprender no solo los beneficios que estas tecnologías pueden ofrecer, sino también las limitaciones y desafíos que pueden surgir durante su implementación (Dixit et al., 2024).

2. Materiales y métodos

Esta investigación sigue una Revisión Sistemática de la Literatura (RSL), centrada en la evaluación del impacto de la integración de tecnologías avanzadas en la mejora de los procesos de gestión de riesgos. Se utilizó un diseño observacional no experimental basado en el análisis de

estudios previos. La selección de estudios se realizó aplicando criterios de rigurosidad metodológica para asegurar la validez y relevancia de la información.

Para estructurar la búsqueda de información y formular preguntas relevantes, se aplicó la metodología PICOC:

- P (Población/Problema): Procesos de gestión de riesgos en diversas industrias.
- I (Intervención): Integración de tecnologías avanzadas como inteligencia artificial, aprendizaje automático y automatización.
- C (Comparación): No se consideró un grupo de control, ya que el estudio se basa en la evaluación de mejoras derivadas de la integración tecnológica.
- O (Outcome/Resultados): Mejora en la eficiencia, reducción de riesgos y optimización de recursos.
- C (Contexto): Estudios de diversas industrias sin restricción a un sector específico.

2.1. Criterios de inclusión y exclusión

Se incluyeron estudios enfocados en la mejora de procesos y casos de estudio que exploraran la integración de tecnologías avanzadas (inteligencia artificial, aprendizaje automático, automatización). Se excluyeron tesis y estudios que no cumplían con estándares metodológicos establecidos en revisiones sistemáticas, como la transparencia en la recopilación de datos y la replicabilidad de los resultados.

Para garantizar la calidad de los estudios seleccionados, se aplicó una evaluación basada en los siguientes criterios:

- 1) ¿El estudio se enfoca directamente en la gestión de riesgo?
- 2) ¿Presenta estrategias o resultados orientados a la mejora de procesos?
- 3) ¿Implementa técnicas de inteligencia artificial en el contexto del estudio?
- 4) ¿Utiliza otras tecnologías avanzadas relevantes?

A cada pregunta se asignó una puntuación: "Sí" = 1.0, "Parcialmente = 0.5, "No" = 0.0. Solo se incluyeron los artículos con una puntuación mínima de 3.0 sobre 4.0. Esta evaluación se realizó mediante la herramienta Parsifal, y permitió filtrar los estudios con bajo rigor metodológico o insuficiencia de información.

2.2. Fuentes de información

La revisión se basó en datos obtenidos de las bases de datos IEEE, Scopus y Web of Science, restringida a estudios publicados entre 2014 y 2024, asegurando que se cubrieran los avances más recientes en el campo de la gestión de riesgos con tecnologías avanzadas.

2.3. Estrategia de búsqueda

La búsqueda avanzada se realizó utilizando las siguientes palabras clave:

- (ALL=(risk management system) OR ALL=(risk management framework) OR ALL=(risk assessment) OR ALL=(risk evaluation))
- AND (ALL=(advanced technology) OR ALL=(technology integration) OR ALL=(AI) OR ALL=(artificial intelligence) OR ALL=(machine learning) OR ALL=(automation))
- AND (ALL=(process improvement) OR ALL=(risk reduction) OR ALL=(resource optimization) OR ALL=(efficiency gain)).

Esta estrategia permitió identificar estudios que abordaran la gestión de riesgos en relación con las tecnologías avanzadas en sectores diversos.

2.4. Proceso de extracción de datos

Los tres integrantes del equipo revisaron los artículos de forma independiente utilizando formularios estandarizados. Los datos extraídos incluyeron información clave sobre tecnología utilizada, impacto en la gestión de riesgos y sector de aplicación, entre otros.

2.5. Lista de datos

De cada estudio seleccionado, se extrajeron los siguientes datos clave:

- Año de publicación.
- Tecnología avanzada utilizada (IA, aprendizaje automático, automatización, etc.).
- Proceso de gestión de riesgos abordado.
- Resultados principales, tales como mejoras en la eficiencia, reducción de riesgos u optimización de recursos.
- Sector o industria de aplicación.
- Métodos de evaluación de los impactos.

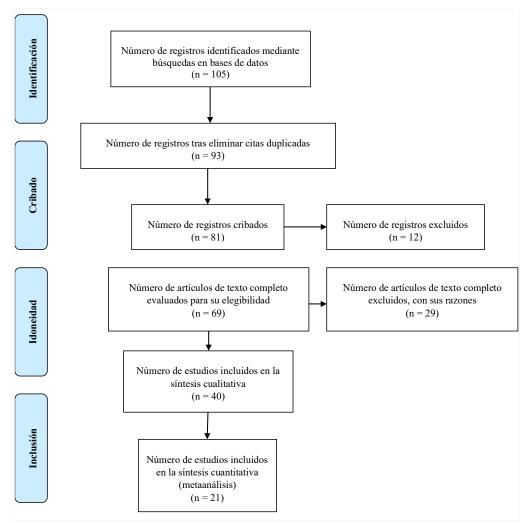


Figura 1. PRISMA Diagrama de Flujo

Se excluyeron 29 estudios tras la lectura completa por las siguientes razones principales:

- 14 no aplicaban tecnologías avanzadas en la gestión de riesgos.
- 8 no presentaban mejoras en procesos.
- 5 eran tesis o documentos no arbitrados.
- 2 se desarrollaban en contextos irrelevantes para el enfoque del estudio.

3. Resultados y discusión

3.1 Impacto de la integración de tecnologías avanzadas en la mejora de la gestión de riesgos en procesos

La incorporación de tecnologías avanzadas, como la IA y el aprendizaje automático, ha generado cambios significativos en la gestión de riesgos en diversos sectores. Estos avances permiten no solo identificar riesgos de manera más precisa, sino también anticiparse a ellos mediante el análisis predictivo, lo que resulta en decisiones más rápidas y fundamentadas (Abdulla & Al-Alawi, 2024). En el ámbito de la gestión pública, un estudio realizado en la región de Emilia-Romaña (Italia) aplicó técnicas de aprendizaje automático como Análisis de Componentes Principales (PCA) y K-means para clasificar municipios según su nivel de riesgo sísmico e hidráulico (Paltrinieri et al., 2019).. El análisis permitió identificar cuatro clústeres diferenciados de municipios, donde el grupo de mayor riesgo presentaba alta exposición a amenazas naturales, alta densidad poblacional y baja calidad en la infraestructura urbana. Esta segmentación facilitó la toma de decisiones estratégicas por parte del gobierno local, orientando la inversión pública hacia zonas prioritarias.

Por otra parte, en el sector salud, la incorporación de IA y aprendizaje profundo ha tenido un impacto destacado en la precisión diagnóstica. Un caso concreto es el uso de redes neuronales convolucionales (CNN) para el análisis de imágenes mamográficas, logrando una mejora del 15% en la detección temprana de cáncer de mama (Singh et al., 2023). Además, la IA ha sido empleada para analizar datos genéticos, historiales médicos y patrones de tratamiento con el fin de personalizar terapias y predecir resultados clínicos. Estudios muestran que el uso de modelos predictivos en oncología ha reducido la variabilidad interprofesional hasta en un 22%, estandarizando la toma de decisiones clínicas. Sin embargo, se han identificado limitaciones, como la sensibilidad de los algoritmos a sesgos en los datos de entrenamiento y la necesidad de interpretabilidad clínica.

De la misma manera, el desarrollo de métodos y herramientas eficaces para predecir los resultados potenciales de las estrategias de tratamiento es importante para mejorar el proceso de gestión de riesgos hacia un enfoque más holístico y sólido. El uso de enfoques híbridos que combinan técnicas como el Análisis de Eficiencia mediante Data Envelopment Analysis (DEA) y redes neuronales artificiales ha demostrado ser particularmente eficaz. Por ejemplo, en el sector energético y logístico, el uso combinado de DEA y redes neuronales artificiales (ANN) permitió evaluar escenarios de riesgo operativo antes de implementar estrategias de mitigación (Jomthanachai et al., 2021). Este enfoque no solo mejora la capacidad de monitoreo continuo, sino que también permite decisiones adaptativas sin necesidad de reconfigurar modelos complejos. Sin embargo, su éxito depende de la calidad de los datos de entrada y del entrenamiento adecuado de los modelos predictivos, así como de la infraestructura tecnológica disponible.

Sumado a ello, en el ámbito financiero, una revisión sistemática de 15 artículos [10] identificó que los modelos de aprendizaje profundo y métodos de conjunto superan sistemáticamente a los métodos estadísticos tradicionales en la predicción de riesgos de crédito, liquidez y mercado. Estas tecnologías permitieron detectar patrones complejos de correlación entre variables económicas, comportamiento del cliente y volatilidad del mercado. La implementación de estos modelos ha contribuido a reducir pérdidas financieras, anticipar crisis y optimizar las estrategias de inversión. Sin embargo, los estudios también señalaron desafíos como la opacidad de los modelos, la necesidad de auditorías éticas y la dependencia crítica del acceso a big data de calidad.

En conjunto, la integración de tecnologías avanzadas ha demostrado su valor en la gestión de riesgos, no solo en términos de eficiencia operativa, sino también en la reducción de riesgos y la

mejora en la toma de decisiones. Sin embargo, el éxito de estas tecnologías depende en gran medida de la calidad de los datos utilizados y de la capacidad de las organizaciones para adaptarse a estos nuevos sistemas (Jomthanachai et al., 2021).

A partir de los estudios revisados, se identifican coincidencias clave:

- 1. La superioridad de las tecnologías emergentes frente a métodos tradicionales para detectar y anticipar riesgos complejos.
- 2. La necesidad de entornos con infraestructura adecuada para la implementación eficaz de estas herramientas .
- 3. La importancia de contar con talento humano capacitado para interpretar e integrar los resultados de los modelos predictivos en los procesos de toma de decisiones.

Asimismo, los desafíos recurrentes incluyen el riesgo de sesgos algorítmicos por datos mal representados, la dificultad de replicar resultados en contextos con bajo acceso a datos, y la urgencia de marcos regulatorios que aseguren la ética y la seguridad en el uso de estas tecnologías en contextos sensibles como la salud o las finanzas.

3.2. Desafíos comunes en la adopción de tecnologías avanzadas para la gestión de riesgos

En la adopción de tecnologías avanzadas para la gestión de riesgos en farmacovigilancia, se identifican varios desafíos significativos. Uno de los principales obstáculos es la necesidad de grandes volúmenes de datos para la automatización de la detección de señales, lo que puede dificultar su implementación efectiva. Además, el desarrollo regulatorio a menudo no sigue el ritmo de la rápida evolución tecnológica, generando incertidumbre sobre la aplicación de estas innovaciones. La integración de nuevas tecnologías en los procesos existentes también presenta complejidades, ya que no siempre está claro cómo se pueden aplicar en el contexto de la farmacovigilancia. Por último, es crucial que los sistemas automatizados sean confiables, lo que requiere que los propietarios supervisen su aplicabilidad, diseño, implementación y mantenimiento para asegurar que continúen siendo adecuados para su propósito (John & McCallum, 2020). Este escenario refleja una brecha estructural entre innovación tecnológica y capacidad institucional, donde la ausencia de lineamientos normativos claros y habilidades técnicas específicas puede ralentizar la transformación digital del sector.

En proyectos de construcción, las dificultades relacionadas con la gestión de riesgos incluyen la integración limitada de nuevas tecnologías, falta de investigación en áreas clave, dificultades en la validación de tecnologías emergentes, diversidad de riesgos y barreras relacionadas con datos y aplicaciones (Chenya et al., 2022). En particular, se identifican limitaciones en el procesamiento de datos no estructurados, como los informes técnicos y registros de incidentes, lo cual dificulta la incorporación de técnicas avanzadas como el procesamiento de lenguaje natural (PLN) y el aprendizaje automático. Asimismo, la escasa estandarización de plataformas digitales para integrar datos de múltiples fuentes impide una visualización y análisis unificado del riesgo. A esto se suma la baja interoperabilidad entre herramientas como BIM, Digital Twin y sistemas de gestión del conocimiento, lo que limita el alcance de las soluciones inteligentes. Estas barreras tecnológicas reflejan que la digitalización del sector construcción aún está en fases iniciales y requiere esfuerzos coordinados de investigación, estandarización y formación técnica especializada.

Asimismo, en el contexto del Marco de Sendai para la Reducción del Riesgo de Desastres, se enfrenta a obstáculos como la falta de coordinación y políticas efectivas entre comunidades y departamentos gubernamentales, lo que dificulta la implementación tecnológica. También se observa un acceso restringido a datos espaciales de alta resolución y herramientas informáticas

avanzadas. Además, la ausencia de metodologías estandarizadas para evaluar y comparar riesgos entre jurisdicciones, la integración insuficiente de conocimientos en los enfoques de evaluación y reducción de riesgos, y la falta de financiamiento adecuado para la evaluación y el mapeo de riesgos limitan la capacidad de las comunidades para adoptar tecnologías avanzadas (Rahman & Fang, 2019). A nivel estructural, se evidencia la falta de gobernanza de datos y la débil inclusión de expertos técnicos en la formulación de políticas, lo cual reduce la eficacia de las acciones preventivas. La fragmentación institucional y la escasez de recursos técnicos y humanos continúan siendo barreras para implementar un enfoque tecnológico en la reducción de riesgos multi amenaza.

En conjunto, los estudios revisados muestran que los desafíos en la adopción de tecnologías avanzadas son transversales a distintos sectores, pero se manifiestan de forma particular según el contexto. Las barreras más comunes incluyen la falta de infraestructura tecnológica, carencias en la formación del personal, ausencia de políticas regulatorias actualizadas, y dificultades en la gestión e interoperabilidad de datos. Superar estos retos requiere una articulación efectiva entre innovación tecnológica, marcos normativos, e inversión en capacidades institucionales y humanas.

3.3 Beneficios y limitaciones de las tecnologías avanzadas en la automatización y mejora en gestión de riesgos

Beneficios:

- Automatización y precisión en el análisis de riesgos: Tecnologías avanzadas como la IA y la visión artificial han mejorado significativamente en la capacidad de evaluar riesgos en diversos sectores. Estas tecnologías poseen la capacidad de la detección automática de patrones y posibles amenazas, reduciendo el tiempo y esfuerzo requerido para realizar evaluaciones manuales. La implementación de IA y ML pueden mejorar los procesos al reducir riesgos ergonómicos, optimizar la productividad y aumentar la seguridad en entornos de trabajo industriales (Menanno et al., 2024; Rahmani et al., 2023).
- Monitoreo en tiempo real: Tecnologías como el IoT y los sistemas de big data permiten la recopilación de datos en tiempo real, lo que mejora la capacidad de respuesta ante riesgos emergentes. Esto es particularmente útil en la gestión de desastres naturales, donde el monitoreo continuo puede reducir el impacto de los eventos adversos (Munawar et al., 2022).
- Optimización de procesos y aumento de la productividad: El uso de robots colaborativos (cobots) no solo reduce el riesgo ergonómico para los trabajadores, sino que también incrementa la productividad de las líneas de producción al realizar operaciones repetitivas y físicamente exigentes (Menanno et al., 2024).

Limitaciones:

- Costo inicial y escasez de información: El desarrollo de algoritmos de IA para mejorar procesos enfrenta importantes limitaciones debido a la escasez de datos de alta calidad. La creación de conjuntos de datos suficientemente grandes y precisos es un proceso costoso y que consume mucho tiempo, lo que reduce la efectividad de la IA en la optimización de procesos (García-García et al., 2022).
- Dependencia de condiciones en infraestructura: La falta de instalaciones modernas limita la capacidad de implementar tecnologías avanzadas. Sin una infraestructura adecuada, las soluciones automatizadas no pueden ser efectivas (Noudeng et al., 2024).
- Preocupaciones de ciberseguridad: La integración de soluciones basadas en inteligencia artificial plantea serias preocupaciones sobre la seguridad de los datos y la privacidad.

"La integración de AI con big data... plantea preocupaciones relacionadas con los sesgos, la interpretabilidad de los modelos de IA y la seguridad de los datos" (Ionescu & Diaconita, 2023). Estas preocupaciones son vitales para mantener la confianza y asegurar una toma de decisiones ética en el ámbito financiero (Shetty, 2024).

Los artículos analizados coinciden en que muchas de las limitaciones señaladas no solo son técnicas, sino también estructurales y éticas. En el caso de la salud (García-García et al. 2022), la heterogeneidad de metodologías y la falta de estándares internacionales en IA médica dificultan la validación externa y replicabilidad de los resultados. En sectores con escasa infraestructura tecnológica, como el de la gestión de residuos urbanos (Noudeng et al., 2024), la ausencia de políticas integradoras y financiamiento sostenido impide escalar soluciones tecnológicas más allá de proyectos piloto.

Asimismo, en el ámbito financiero y de ciberseguridad, los estudios de Ionescu & Diaconita (2023) y Shetty (2024) subrayan que la creciente complejidad de los modelos de IA —como las redes neuronales profundas compromete su transparencia, lo que genera resistencia por parte de instituciones y usuarios que exigen trazabilidad en las decisiones.

También se identificó el riesgo de una dependencia excesiva en modelos automatizados, sin mecanismos robustos de supervisión humana. El estudio de Shetty (2024) alerta sobre los falsos positivos generados por IA mal entrenada, los cuales pueden afectar operaciones críticas si no son validados constantemente. Este tipo de dependencia algorítmica puede llevar a errores sistémicos si no se aplican estrategias de gobernanza tecnológica adecuadas.

Tubia 1. Resument de estadios			
Autor(es)	Año	Objetivo	Tecnología utilizada
Abdulla & Al-Alawi	2024	Identificar riesgos de	Inteligencia artificial
		manera precisa	(IA)
Paltrinieri et al.	2019	Aprendizaje automático	
		en el ámbito de la gestión	PCA y K-means
		pública	
Singh et al.	2023	Uso de redes neuronales	Redes Neuronales
		para detección de cáncer	(CNN)
Jomthanachai et al.	2021	Uso combinado de DEA y	
		redes neuronales en el	ANN y DEA
		sector energético	-

Tabla 1. Resumen de estudios

4. Discusión

Los estudios revisados demuestran que las tecnologías avanzadas, especialmente la inteligencia artificial y el aprendizaje automático, están transformando la gestión de riesgos en diversos sectores. Desde la mejora en la precisión diagnóstica en el ámbito de la salud hasta la planificación territorial en escenarios multiamenaza, estos enfoques han mostrado su eficacia en contextos operativos complejos. Su implementación no solo ha optimizado procesos, sino que también ha permitido anticipar riesgos con mayor precisión y rapidez.

Sin embargo, esta revisión también revela contradicciones significativas. Aunque los modelos predictivos superan en muchos casos a los métodos tradicionales, su adopción no siempre es lineal ni garantiza resultados sostenibles. La opacidad de los algoritmos, la falta de interpretabilidad y los riesgos éticos asociados han generado desconfianza tanto institucional como social. Por ejemplo, mientras que sectores como salud o finanzas se han beneficiado del acceso a grandes volúmenes de datos estructurados, otros como la construcción o la gestión de residuos enfrentan limitaciones por la escasez de datos de calidad y la baja interoperabilidad tecnológica.

Asimismo, aunque se valora la automatización por su capacidad de reducir la carga operativa y mejorar la eficiencia, los estudios advierten sobre una dependencia creciente de sistemas automatizados sin una supervisión humana robusta. Esto podría provocar errores sistémicos difíciles de corregir si no se implementan mecanismos de control adecuados.

Estas tensiones evidencian que el éxito de las tecnologías avanzadas en la gestión de riesgos no depende únicamente de su rendimiento técnico, sino también de condiciones estructurales, regulatorias y culturales que afectan su implementación. Por tanto, es necesario promover marcos normativos claros, fortalecer la infraestructura tecnológica y fomentar la formación de equipos multidisciplinarios que garanticen una integración responsable y efectiva.

5. Conclusiones

La integración de tecnologías avanzadas ha transformado la gestión de riesgos en sectores diversos como manufactura, salud y gestión de desastres. La inteligencia artificial y el aprendizaje automático permiten una identificación más precisa y una predicción anticipada de riesgos, lo que mejora la eficiencia operativa y reduce costos significativamente. Sin embargo, enfrentamos desafíos significativos en su adopción, como la necesidad de grandes volúmenes de datos, regulaciones que no siguen el ritmo tecnológico y la complejidad de integrar estas innovaciones en procesos existentes. A pesar de sus beneficios en automatización y optimización, es crucial abordar preocupaciones como la seguridad de datos y la dependencia de infraestructura adecuada para maximizar su efectividad y asegurar su implementación ética y efectiva.

Financiamiento

Ninguno.

Conflicto de intereses

Los autores declaran no tener ningún conflicto de intereses.

Contribución de autores

A. Zamora-Pastor, B. G. Llanos-Atachahua, N. L. Cauper-Acuña & Y. L. Ramírez-Pezo: Conceptualización, Curación de datos, Análisis formal, Investigación, Metodología, Administración del proyecto, Software, Validación, Visualización, Redacción - borrador original.

Referencias bibliográficas

- Abdulla, Y. Y., & Al-Alawi, A. I. (2024). Advances in Machine Learning for Financial Risk Management: A Systematic Literature Review. 2024 ASU International Conference in Emerging Technologies for Sustainability and Intelligent Systems (ICETSIS), 531-535. https://doi.org/10.1109/ICETSIS61505.2024.10459536
- Chenya, L., Aminudin, E., Mohd, S., & Yap, L. S. (2022). Intelligent Risk Management in Construction Projects: Systematic Literature Review. *IEEE Access*, 10, 72936-72954. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3189157
- Dixit, Avani, Chauhan, R., & Sha, R. (2024). Application of Smart Systems and Emerging Technologies for Disaster Risk Reduction and Management in Nepal. *International Journal of Disaster Resilience in the Built Environment*. https://doi.org/10.1108/IJDRBE-07-2023-0085/FULL/XML

García-García, S., García-Galindo, M., Arrese, I., Sarabia, R., & Cepeda, S. (2022). Current

- Evidence, Limitations and Future Challenges of Survival Prediction for Glioblastoma Based on Advanced Noninvasive Methods: A Narrative Review. *Medicina*, 58(12), 1746. https://doi.org/10.3390/medicina58121746
- Ionescu, S.-A., & Diaconita, V. (2023). Transforming Financial Decision-Making: The Interplay of AI, Cloud Computing and Advanced Data Management Technologies. *INTERNATIONAL JOURNAL OF COMPUTERS COMMUNICATIONS & CONTROL*, 18(6). https://doi.org/10.15837/ijccc.2023.6.5735
- John, L. D., & McCallum, J. F. (2020). Utilizing Advanced Technologies to Augment Pharmacovigilance Systems: Challenges and Opportunities. *Therapeutic Innovation and Regulatory Science*, 54(4), 88–99. https://doi.org/10.1007/S43441-019-00023-3/TABLES/2
- Jomthanachai, S., Wong, W.-P., & Lim, C.-P. (2021). An Application of Data Envelopment Analysis and Machine Learning Approach to Risk Management. *IEEE Access*, *9*, 85978-85994. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3087623
- Menanno, M., Riccio, C., Benedetto, V., Gissi, F., Savino, M. M., & Troiano, L. (2024). An Ergonomic Risk Assessment System Based on 3D Human Pose Estimation and Collaborative Robot. *Applied Sciences*, 14(11), 4823. https://doi.org/10.3390/app14114823
- Munawar, H. S., Mojtahedi, M., Hammad, A. W. A., Kouzani, A., & Mahmud, M. A. P. (2022). Disruptive technologies as a solution for disaster risk management: A review. *Science of The Total Environment*, 806, 151351. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.151351
- Noudeng, V., Pheakdey, D. V., Minh, T. T. N., & Xuan, T. D. (2024). Municipal Solid Waste Management in Laos: Comparative Analysis of Environmental Impact, Practices, and Technologies with ASEAN Regions and Japan. *Environments*, 11(8), 170. https://doi.org/10.3390/environments11080170
- Paltrinieri, N., Comfort, L., & Reniers, G. (2019). Learning about risk: Machine learning for risk assessment. *Safety Science*, 118, 475-486. https://doi.org/10.1016/j.ssci.2019.06.001
- Rahman, A., & Fang, C. (2019). Appraisal of gaps and challenges in Sendai Framework for Disaster Risk Reduction priority 1 through the lens of science, technology and innovation. *Progress in Disaster Science*, 1, 100006. https://doi.org/10.1016/j.pdisas.2019.100006
- Rahmani, A. M., Rezazadeh, B., Haghparast, M., Chang, W.-C., & Ting, S. G. (2023). Applications of Artificial Intelligence in the Economy, Including Applications in Stock Trading, Market Analysis, and Risk Management. *IEEE Access*, 11, 80769-80793. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3300036
- Rocchi, A., Chiozzi, A., Nale, M., Nikolic, Z., Riguzzi, F., Mantovan, L., Gilli, A., & Benvenuti, E. (2022). A Machine Learning Framework for Multi-Hazard Risk Assessment at the Regional Scale in Earthquake and Flood-Prone Areas. *Applied Sciences*, 12(2), 583. https://doi.org/10.3390/app12020583
- Salamai, A., Hussain, O. K., Saberi, M., Chang, E., & Hussain, F. K. (2019). Highlighting the Importance of Considering the Impacts of Both External and Internal Risk Factors on Operational Parameters to Improve Supply Chain Risk Management. *IEEE Access*, 7, 49297-49315. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2902191
- Shaheen, B. W., & Németh, I. (2022). Integration of Maintenance Management System Functions with Industry 4.0 Technologies and Features—A Review. *Processes*, 10(11), 2173. https://doi.org/10.3390/pr10112173
- Shetty, P. (2024). AI and Security, From an Information Security and Risk Manager Standpoint. *IEEE Access*, 12, 77468-77474. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3408144

Singh, A., Paruthy, S. B., Belsariya, V., Chandra J, N., Singh, S. K., Manivasagam, S. S., Choudhary, S., Kumar, M. A., Khera, D., & Kuraria, V. (2023). Revolutionizing Breast Healthcare: Harnessing the Role of Artificial Intelligence. *Cureus*. https://doi.org/10.7759/cureus.50203

- Stettinger, G., Weissensteiner, P., & Khastgir, S. (2024). Trustworthiness Assurance Assessment for High-Risk AI-Based Systems. *IEEE Access*, 12, 22718-22745. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3364387
- Varela-Vaca, A. J., Parody, L., Gasca, R. M., & Gomez-Lopez, M. T. (2019). Automatic Verification and Diagnosis of Security Risk Assessments in Business Process Models. *IEEE Access*, 7, 26448-26465. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2901408
- Yang, M., Chen, P., & Liu, S. (2023). Graph neural networks for customer segmentation: Capturing complex relationships. *Knowledge-Based Systems*, 278, 110-125.