

INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y SEGURIDAD INDUSTRIAL

GESTIÓN ESTRATÉGICA DE RIESGOS LABORALES EN LA MANUFACTURA



Pedro Córdova Mendoza
Teresa Oriele Barrios Mendoza
Fritz Willy Mamani Apaza
Jesús Esteban Castillo Machaca
Arnaldo Yana Torres
Luis Alberto Pecho Tataje
Antonio Wilmer Paitan Cahua
Patricia Del Rosario Hernández Maytahuari



INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y SEGURIDAD INDUSTRIAL

GESTIÓN ESTRATÉGICA DE RIESGOS LABORALES EN LA MANUFACTURA

INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y SEGURIDAD INDUSTRIAL

GESTIÓN ESTRATÉGICA DE RIESGOS LABORALES EN LA MANUFACTURA

Autores:

Pedro Córdova Mendoza
Teresa Oriele Barrios Mendoza
Fritz Willy Mamani Apaza
Jesús Esteban Castillo Machaca
Arnaldo Yana Torres
Luis Alberto Pecho Tataje
Antonio Wilmer Paitan Cahua
Patricia Del Rosario Hernández Maytahuari

**Inteligencia artificial y seguridad industrial:
Gestión estratégica de riesgos laborales en la manufactura**

Reservados todos los derechos. Está prohibido, bajo las sanciones penales y el resarcimiento civil previstos en las leyes, reproducir, registrar o transmitir esta publicación, íntegra o parcialmente, por cualquier sistema de recuperación y por cualquier medio, sea mecánico, electrónico, magnético, electroóptico, por fotocopia o por cualquiera otro, sin la autorización previa por escrito al Centro de Investigación y Desarrollo Ecuador (CIDE).

Copyright © 2026

Centro de Investigación y Desarrollo Ecuador

Tel.: + (593) 04 2037524

<http://www.cidecuador.org>

ISBN: En trámite

<https://doi.org/10.33996/cide.ecuador>.

Dirección editorial: Lic. Pedro Misacc Naranjo, Msc.

Coordinación técnica: Lic. María J. Delgado

Diseño gráfico: Lic. José Fuentes

Diagramación: Lic. Alba Gil

Fecha de publicación: septiembre, 2026



Guayaquil - Ecuador



La presente obra fue evaluada por pares académicos
Experimentados en el área.

Catalogación en la Fuente

Inteligencia artificial y seguridad industrial:. Gestión estratégica de riesgos laborales en la manufactura / Pedro Córdova Mendoza, Teresa Oriele Barrios Mendoza, Fritz Willy Mamani Apaza, Jesús Esteban Castillo Machaca, Arnaldo Yana Torres, Luis Alberto Pecho Tataje, Antonio Wilmer Paitan Cahua, Patricia Del Rosario Hernández Maytahuari. - Ecuador: Editorial Académica CIDE, 2026.

95 p.: incluye tablas, figuras; 21 x 29,7 cm.

ISBN: En trámite

Dedicamos esta obra, en primer lugar, al Creador, fuente de sabiduría, vida y conocimiento. Él, ilumina nuestro pensamiento, fortalece nuestra voluntad y nos ha acompañado en cada etapa del camino de la investigación científica. Su guía ha sido la inspiración para perseverar con integridad, responsabilidad y esperanza en la búsqueda de soluciones que contribuyan al bienestar de la sociedad.

Asimismo, dedicamos este trabajo a nuestras familias, quienes, con su amor, comprensión y apoyo incondicional, constituyen los pilares que impulsan a cada uno a superar los desafíos propios de la formación académica y la investigación. A nuestros padres, maestros y seres queridos, cuyos ejemplos de esfuerzo, honestidad y perseverancia sembraron en nosotros el compromiso permanente con el aprendizaje y el servicio a los demás.

Extendemos esta dedicatoria a los estudiantes, colegas, investigadores y profesionales que creen en el poder transformador del conocimiento, la innovación y la colaboración científica. Que estas páginas representen un estímulo para continuar desarrollando investigaciones que promuevan el progreso tecnológico, la gestión responsable de las organizaciones y la protección de la vida humana.

Finalmente, dedicamos esta obra a las futuras generaciones, que tendrán la responsabilidad de construir un mundo más seguro, sostenible e inteligente. Confiamos en que el conocimiento aquí compartido inspire nuevas ideas, fortalezca el pensamiento crítico y contribuya al desarrollo de una sociedad donde la ciencia, la ética y la innovación trabajen siempre al servicio de la humanidad.

Los autores

Agradecimiento

Expresamos nuestro profundo agradecimiento al Creador, por concedernos la sabiduría, fortaleza y perseverancia necesarias para culminar esta obra, inspirándonos a poner el conocimiento al servicio de la sociedad y del desarrollo científico.

Nuestro sincero reconocimiento a las instituciones de educación superior, centros de investigación y organizaciones que promueven la ciencia, la innovación y la formación de investigadores, por crear los espacios de aprendizaje y colaboración que hicieron posible el desarrollo de este trabajo.

Agradecemos de manera especial a los docentes, investigadores, profesionales y evaluadores académicos que, con sus valiosas observaciones, experiencia y orientación, contribuyeron a fortalecer la calidad científica y metodológica de esta investigación.

Extendemos nuestra gratitud a las organizaciones del sector productivo que nos compartieron sus conocimientos y experiencias, permitiendo comprender los retos de la gestión estratégica de los riesgos laborales en un entorno caracterizado por la transformación digital y la incorporación de la inteligencia artificial.

Finalmente, expresamos nuestro agradecimiento a nuestras familias por su apoyo incondicional, comprensión y permanente motivación durante este proceso. Su confianza fue el impulso para alcanzar esta meta. Con esta obra reafirmamos nuestro compromiso de seguir promoviendo la investigación, la innovación y la formación de profesionales capaces de construir organizaciones más seguras, inteligentes, competitivas y sostenibles, contribuyendo con el bienestar de la sociedad y al desarrollo del conocimiento científico.

A todos ustedes, muchas gracias.

Dedicatoria	5
Agradecimiento	6
Prólogo	9
Introducción	11

Capítulo 1.

Fundamentos tecnológicos: Visión por computadora y analítica predictiva en la gestión de riesgos	20
---	-----------

1.1. Evolución de la seguridad industrial: De los controles pasivos a la Inteligencia Artificial	21
1.2. Hitos marcados por el uso de IA en la seguridad industrial	22
1.3. Ámbitos de aplicación de la IA en la gestión estratégicas de riesgos	22
1.4. Visión por computadora y analítica: Algoritmos de detección y seguimiento en condiciones inseguras	23
1.5. Trayectoria del empleo de IA capítulo Perú	25

Capítulo 2.

Identificación automatizada de factores de riesgo laboral	29
--	-----------

2.1. Diagnóstico de factores de seguridad operativa y modelo predictivo: Monitoreo automatizado basado en IA	29
2.2. Detección temprana de factores ergonómicos: Análisis biomecánico mediante modelos de visión artificial	31
2.3. Evaluación dinámica de riesgos ambientales: Iluminación, temperatura y exposición en la nave industrial	33
2.4. Aplicación del algoritmo de visión por computadora (estudio de caso en el sector manufacturero: hallazgos y comportamiento del subsistema predictivo)	35
2.5. Visión por computadora en la gestión de riesgos laborales	35
2.6. Caso: Sector manufacturero en una planta metalmecánica automotriz	36

Capítulo 3.

Evaluación estratégica del impacto de la Inteligencia Artificial en la reducción de riesgos	39
3.1. Evaluación general del sistema de IA mediante comparación y factores de riesgo	
Pre-IA/Post-IA y prueba de hipótesis	40
3.1.1. Promedio general de cumplimiento (Pre-IA)	43
3.1.2. Promedio general de cumplimiento (Post-IA)	45
3.1.3. Planteamiento de la hipótesis general y prueba estadística	47
3.2. Mitigación integrada de riesgos ambientales y ergonomía	51
3.2.1. Aplicación de Inteligencia Artificial	53
3.2.2. Análisis de resultados sobre la Inteligencia Artificial y los riesgos ambientales y ergonómicos en la industria manufacturera de Ica	54
3.2.3. Análisis de resultados sobre la Inteligencia Artificial y los riesgos ambientales y ergonómicos	64
3.3. Algoritmo de visión por computadora para la identificación de riesgos laborales	65
3.3.1. Fundamento y propósito del algoritmo	67

Capítulo 4.

Integración de Inteligencia Artificial en la prevención de riesgos industrial	79
4.1 Implementación de la hoja de ruta	79
4.2. Recomendaciones para la Industria	81
4.3. Consideraciones finales	82
Referencias	84
Semblanza de los autores	90

La acelerada evolución de la inteligencia artificial está transformando profundamente la manera como las organizaciones diseñan sus estrategias, gestionan sus recursos y protegen el bienestar de sus trabajadores. En la industria manufacturera, donde convergen procesos complejos, personas, tecnología y producción, la gestión estratégica de los riesgos laborales se ha convertido en un factor determinante para garantizar la sostenibilidad, la competitividad y la resiliencia organizacional. En este contexto, la presente investigación propone una visión innovadora que integra los principios de la ingeniería, la administración y la inteligencia artificial para fortalecer la prevención de riesgos mediante decisiones basadas en datos y en conocimiento científico.

Esta obra trasciende el análisis convencional de la seguridad y salud en entornos laborales, al presentar la inteligencia artificial como una herramienta estratégica para anticipar escenarios de riesgo, optimizar la toma de decisiones y promover una cultura preventiva basada en evidencia. Su enfoque interdisciplinario responde a las exigencias de la transformación digital, donde la automatización inteligente, el aprendizaje automático y la analítica predictiva constituyen pilares fundamentales para el desarrollo de organizaciones más eficientes y seguras.

En una proyección hacia el año 2050, se plantea que las empresas evolucionarán hacia ecosistemas inteligentes capaces de integrar información en tiempo real, modelos predictivos y sistemas autónomos de apoyo a la gestión. Sin embargo, el verdadero desafío no radicará únicamente en el avance tecnológico, sino en la capacidad de formar profesionales con pensamiento crítico, ética, liderazgo e innovación, capaces de utilizar estas herramientas para proteger la vida y generar valor social.

Se espera que este libro se convierta en una referencia para investigadores, docentes, estudiantes y profesionales interesados en la transformación de la gestión de riesgos laborales. Asimismo, aspira a impulsar nuevas investigaciones y fortalecer el vínculo entre la academia, la industria y la sociedad, contribuyendo a la construcción de organizaciones inteligentes, sostenibles y centradas en el ser humano, donde la inteligencia artificial complementa el talento humano para afrontar con éxito los desafíos del futuro.

La industria manufacturera es una de las columnas que sostiene el desarrollo económico de cualquier país. Es el sector llamado a transformar la materia prima en productos terminados, además de que genera empleo, impulsa la innovación tecnológica y motoriza todo el conjunto de etapas y trabajos realizados con el propósito de crear un producto o servicio, desde la idea inicial, hasta llegar a manos del cliente o del usuario, a lo largo y ancho de una nación. En un entorno económico cada vez más competitivo, el rol de la industria manufacturera se vuelve aún más relevante para la sostenibilidad y crecimiento de la economía.

En el contexto de un país como Perú, de acuerdo con lo expresado por el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI, 2024), esta industria constituye un sector de la economía pujante y en crecimiento que, aunque enfrenta serios retos estructurales y económicos, promueve aproximadamente el 14% del producto interno bruto (PIB). No obstante, la alta informalidad de las micro y pequeñas empresas (MYPES), el escaso uso de tecnologías avanzadas, los excesivos trámites burocráticos que deben hacerse y una deficiente infraestructura forman parte de estos retos.

Pero ocupa otra serie de problemas asociados a este tipo de iniciativa empresarial: la seguridad industrial y la gestión estratégica de riesgos laborales, los cuales también afectan la economía nacional, ralentizan su crecimiento e impiden que los planes, programas y proyectos nacionales no produzcan los beneficios que exige la sociedad ni garanticen el mejoramiento de su calidad de vida. En informes del Ministerio de Trabajo y la Promoción del Empleo (2022), fueron contabilizados unos 23.000 accidentes de trabajo, 34% de los cuales ocurrieron en el campo de la producción.

No se trata de un problema que se observe solo en este país. Conforme lo expuesto por la Organización Internacional del Trabajo (OIT, 2022), aproximadamente 2.3 millones de trabajadores fallecen anualmente como consecuencia de accidentes laborales o de patologías asociadas a la actividad ocupacional. Esta cifra evidencia la magnitud de un gran problema mientras resalta la necesidad urgente de reforzar los sistemas de gestión, así como

el establecimiento de estrategias preventivas tanto en materia de seguridad como en el cuidado de la salud en el trabajo.

No huelga decir que se trata de una de las necesidades a ser atendidas con prontitud, particularmente en Perú y que pasa por el fortalecimiento de la capacidad que tienen las empresas para identificar riesgos laborales de manera anticipada. Desafortunadamente dicha posibilidad se ve restringida por la carencia de sistemas predictivos efectivos al igual que por la escasa implementación de tecnologías innovadoras en seguridad ocupacional.

Esta problemática se agudiza en regiones como Ica, donde el sector manufacturero, especialmente la agroindustria y la producción textilera, presentan una tasa de accidentes 18% mayor que el promedio nacional, sin embargo, a pesar de eso contribuye con el 28% de la economía local, así lo expuso el Gobierno Regional de Ica (2022).

Una de las alternativas que actualmente ha adquirido mayor relevancia, para resolver estos y otros problemas vinculados, la constituye el uso y aprovechamiento de la Inteligencia Artificial (IA), la cual desde hace un tiempo se convirtió en una suerte de panacea. Tal como lo sostiene Russell y Norvig (1995), se trata de un campo multidisciplinario de las ciencias de la computación creado para diseñar sistemas y algoritmos que, a través de cálculos, de la automatización de actividades y del diseño de agentes racionales, son capaces de realizar tareas que solo podían ser producto de procesos cognitivos humanos, como el aprendizaje, la deducción, la percepción y el razonamiento.

Park y Kang (2024), afirman que la IA ha logrado avances significativos globalmente; sin embargo, su adopción en el Perú es limitada e incipiente su aplicación. Según datos de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE, 2023) y de las métricas sectoriales publicadas por el *Institute of Electrical and Electronics Engineers* (IEEE, 2024), solo el 12% de las empresas manufactureras usan IA para la gestión estratégica de riesgos, en contraste con el 45% que se utiliza en países, cuyas economías están registradas en la OCDE. Perú no es un miembro pleno, pero está en proceso de adhesión desde 2022, esto evidencia la brecha tecnológica que ha perpetuado las inseguras condiciones laborales.

De igual manera, el Gobierno Regional de Ica (2022) reconoce que la alta rotación laboral y la informalidad rondan el 37% lo que afecta considerablemente la implementación y eficacia de los protocolos de seguridad tradicionales y con mayor dificultad los de

estándares más recientes. López-Carrión y Martí-Sánchez (2023), expresan que esta realidad hace más difícil alcanzar lo establecido por la Asamblea General de las Naciones Unidas, en *Transformar nuestro mundo: la Agenda 2030 para el Desarrollo Sostenible* (2015), cuyo 8vo. Objetivo de Desarrollo Sostenible (ODS) refiere la urgencia de un “Trabajo decente y crecimiento económico”.

Otros Objetivos del Milenio que también guardan relación con la situación de Ica son el ODS 3 (Salud y Bienestar), por cuanto destaca la necesidad de reducir accidentes, lo cual es capaz de lograrse mediante la utilización de la IA predictiva. El ODS 9 (Industria, Innovación e Infraestructura) en tanto promueve tecnologías accesibles y es una de las necesidades más sentidas en las PYMES manufactureras. Finalmente, el ODS 10 (Reducción de Desigualdades) coloca el énfasis en la importancia de mejorar las condiciones laborales en regiones con alta informalidad como Ica. Ante este panorama, la IA está preparada para optimizar la identificación de riesgos mediante análisis predictivos y monitoreo en tiempo real.

La ausencia de sistemas inteligentes para identificar riesgos laborales en la manufactura peruana, especialmente en Ica, aumenta la vulnerabilidad de los trabajadores dejando en evidencia cuánta distancia existe entre esta realidad con respecto a los ODS. Lamentablemente este distanciamiento también se traduce en accidentes laborales que generan pérdidas económicas estimadas en un 0,7% del PIB anual (Niu, 2010).

Otra indeseable situación que se genera, la constituyen las patologías producidas por las actividades laborales en sectores industriales como la construcción y la manufactura. Existen casos documentados derivados de estudios que combinan la observación directa y el uso de un software biomecánico para cuantificar los riesgos, los cuales arrojan evidencias de altos índices de trastornos músculo-esqueléticos causados por posturas forzadas, manejo manual de pesos y movimientos repetitivos.

Más allá de la inquietud y preocupación que esta situación pueda generar, interesa hacer, actuar, plantear soluciones y profundizar en alternativas para ofrecer respuestas. Por esta razón, se propuso determinar la contribución que la aplicación de la IA hace a la gestión estratégica de riesgos laborales en la industria manufacturera. Se realizó un análisis sobre su significativa utilidad en la evaluación de riesgos ambientales y ergonómicos lo que permitió

identificar que el algoritmo de visión por computadora empleado por la IA, permite optimizar la seguridad y gestión de riesgo en dicho sector.

Esta herramienta favorece la prevención de peligros ocupacionales mediante el análisis de grandes volúmenes de datos; facilita una toma de decisiones más precisa y oportuna; contribuye con el mejoramiento de la seguridad y salud de los trabajadores mientras ayuda en el incremento de la eficiencia organizacional y la consolidación de una cultura preventiva basada en evidencias.

Es importante destacar que, aunque las bondades de la IA y la seguridad industrial son fundamentales para la gestión estratégica de riesgos laborales en la manufactura, en todo el mundo, se refiere en particular a la que se desarrolla en la Región Ica, ubicada en la zona centro-sur del territorio peruano y comprende cinco provincias: Chincha, Pisco, Ica, Palpa y Nasca. Las tres primeras son las que concentran la mayor actividad manufacturera y desarrollo industrial. Su dinámica económica está orientada principalmente a la agroindustria, la manufactura alimentaria, la industria vitivinícola, la metalmecánica y la transformación de materiales.

Desde el punto de vista económico-productivo, esta región se erige como el polo industrial del país en tanto allí se realizan las actividades relacionadas con el procesamiento de productos agrícolas, elaboración de bebidas, manufactura de envases, la industria textil, así como talleres metalmecánicos vinculados con el soporte de la agroexportación. Estas actividades productivas implican la utilización constante de maquinaria, equipos automatizados, manipulación de sustancias químicas, procesos térmicos y operaciones repetitivas, lo que genera una diversidad de factores de riesgo laboral de naturaleza mecánica, física, química, ergonómica y psicosocial.

La realidad descrita previamente es producto de un estudio realizado en la zona industrial de Ica durante el año 2025. Específicamente en empresas del sector manufacturero formal que utilizaba algún nivel de tecnología en sus procesos productivos, especialmente en lo relacionado con monitoreo digital, automatización y análisis de datos orientados a la seguridad laboral.

Dentro de este marco espacial, se tomó como unidad de análisis a la empresa Maestranza Metalmecánica S.R.L., cuyas actividades productivas presentaban condiciones operativas propias del entorno manufacturero local. Esta empresa constituyó el escenario

industrial empírico y claramente delimitado donde se evaluó el sistema de inteligencia artificial y el algoritmo de visión por computadora, para la identificación de factores de riesgo laboral,

Desde una perspectiva tecnológica, toda la región de Ica está experimentando una transición progresiva hacia la digitalización industrial, impulsada por la competitividad del mercado agroexportador y la necesidad de optimizar procesos productivos. Sin embargo, la aplicación específica de sistemas de inteligencia artificial orientados a la identificación de factores de riesgo laboral aún no ha podido ser ampliamente documentada.

Establecer que la IA y la seguridad industrial son importantes en la gestión estratégica de los riesgos laborales, particularmente en la región Ica de Perú, requirió una inmersión detenida. En primer término, era necesario conocer cómo ocurren las dinámicas que allí se dan, hasta qué punto se puede hablar de automatización de actividades para la toma de decisiones y la resolución de problemas o qué tanto se utilizan las computadoras para hacer cosas que los humanos hacen mejor, tales como percibir, razonar y actuar o cómo hacen para alcanzar el mejor resultado posible en función de sus objetivos y de la información disponible, que es al fin y al cabo lo que permite la IA.

En eso consistió el propósito central de dicha inmersión, en examinar y caracterizar el uso de las mencionadas tecnologías en los procesos productivos en cuanto a la detección de condiciones inseguras, basada en la recopilación sistemática de información en un tiempo específico. Para tal fin, se dispuso generar evidencias empíricas, contextualizadas que contribuyeran con el fortalecimiento de la gestión preventiva en seguridad y salud ocupacional desde una perspectiva tecnológica contemporánea.

El despliegue de la inmersión se materializó a través de un estudio realizado con atención a lo establecido por Lara (2011), enmarcado en una investigación aplicada, orientada a la generación de un conocimiento con utilidad práctica. Se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo, en atención a Hernández-Sampieri y Mendoza (2018), fundamentado en la medición y análisis numérico de unas variables específicas. La independiente: análisis de la inteligencia artificial y la dependiente: gestión estratégica de riesgos laborales. Fueron revisadas en su contexto natural sin manipulación deliberada de corte transversal, A través de este procedimiento se alcanzó un nivel descriptivo, por cuanto solo se pretendió

caracterizar el fenómeno al margen de sus relaciones causales y alejado de cualquier interés por diseñar o experimentar.

De igual forma, con base en el talante de la investigación y guiados por los lineamientos de Supo (2015), se abocó a examinar las características, alcances y modalidades de implementación de estas tecnologías a objeto de describir sus principales componentes, procesos y resultados al igual que para derivar un diagnóstico técnico y contextualizado sobre su utilización en el ámbito industrial regional. Bajo estas condiciones y también en atención a Ardila et al. (2018), se hizo una evaluación en un único momento, sin injerencias en los procesos productivos ni alteración en las dinámicas organizacionales durante la identificación de factores de riesgo laboral en las empresas manufactureras de la región.

En esta instancia, se dio una aproximación a los protagonistas. De un universo se escogió a la población. La conformó el total de trabajadores que laboraban en la empresa Maestranza Metalmecánica S.R.L., específicamente aquellos que en ese tiempo desarrollaban actividades en las áreas operativas de producción, tales como corte, soldadura, mecanizado, ensamblaje y mantenimiento industrial. Dichos empleados se encontraban directamente expuestos a factores de riesgo laboral de naturaleza mecánica, física, eléctrica y ergonómica; es decir, participaban en procesos productivos a través de los cuales podía evaluarse la aplicación de herramientas tecnológicas vinculadas con la identificación de dichos riesgos.

Se sumó como parte de la población a los responsables de seguridad y salud, pero también a los supervisores de planta, quienes para entonces poseían información relevante sobre los mecanismos de control y monitoreo de riesgos implementados en la empresa, para estos efectos se asumió a Spiegel y Stephens (2009). Del total de la población, mediante un muestreo no probabilístico y utilizando un criterio intencional, se extrajo una muestra. Quedó conformada por los trabajadores del área operativa de Maestranza Metalmecánica S.R.L. Incluyó a los operarios que intervenían directamente en procesos de corte, soldadura, mecanizado y ensamblaje, así como al supervisor de producción y al responsable de seguridad y salud en el trabajo, debido a sus conocimientos técnicos sobre los procedimientos de control y detección de riesgos laborales. Lo publicado por el INE (2018), sirvió como soporte.

Para obtener la información en el campo de estudio, se siguió a Hernández-Sampieri y Mendoza (2018). Se dispuso de algunas técnicas e instrumentos. Cada cual se materializó a través de un instrumento distinto en concordancia con su naturaleza. A saber: la técnica Observación Directa Estructurada permitió presenciar el fenómeno en tiempo real y para el registro fehaciente de lo encontrado se utilizó como instrumento una ficha de observación estructurada.

Otra técnica empleada fue una encuesta. Para su ejecución se diseñó un cuestionario contentivo de preguntas cerradas. La tercera técnica fue una revisión documental, la cual, mediante una guía de revisión documental, permitió la recolección de la información contenida en los registros de seguridad, reportes de incidentes y protocolos internos de la empresa. Las tres técnicas con sus respectivos instrumentos, en conjunto, permitieron recopilar información objetiva y contextualizada sobre la identificación de los factores de riesgo laboral.

Ahora bien, toda la información obtenida requería alguna forma de procesamiento. Tamayo y Tamayo (2012), fue de gran ayuda en esta etapa. Se inició por organizar, codificar y tabular los datos en matrices digitales. La síntesis se logró empleando herramientas informáticas como hojas de cálculo; luego la estadística descriptiva. Se aplicaron frecuencias, porcentajes y tablas comparativas, con el propósito de interpretar la información obtenida y presentar los resultados de manera clara y estructurada en función de los objetivos planteados.

El análisis e interpretación de la información mediante la revisión sistemática de los datos tabulados. Se identificaron las tendencias, niveles de ocurrencia y características predominantes relacionadas con los factores de riesgo laboral al igual que las herramientas tecnológicas empleadas en dicha detección. Basados en Ardila et al. (2018), la interpretación se orientó hacia la explicación del significado de los resultados en función de los objetivos del estudio para, finalmente, contrastar los hallazgos con los fundamentos teóricos que planteados sobre seguridad industrial e inteligencia artificial con el fin de obtener conclusiones coherentes y contextualizadas dentro de la realidad de la empresa analizada.

La construcción de este texto fue motivada por el interés en la industria manufacturera, concebida para estos efectos como uno de los pilares sobre los cuales

descansa el desarrollo económico de Perú. Se asume como el sector responsable de transformar la materia prima en productos elaborados o semielaborados, a través de cuyos procesos se genera empleo e impulsa la innovación tecnológica lo que adjudica aun mayor relevancia una industria que contribuye con la sostenibilidad y el crecimiento de la economía.

A tenor con las perspectivas que esta premisa trae consigo y vista, analizada y caracterizada la realidad en Ica, en un espacio de tiempo específico, ocupó la creciente necesidad de incorporar herramientas de inteligencia artificial en la gestión estratégica de los riesgos laborales en su industria manufacturera. Se considera viable la aplicación de algoritmos inteligentes para fortalecer la identificación, evaluación y prevención de peligros ocupacionales mediante el análisis de grandes volúmenes de datos, con lo que se puede favorecer una toma de decisiones precisa y oportuna.

Se respalda mediante un estudio detallado la contribución de la IA al mejoramiento de la seguridad y salud de los trabajadores, por cuanto incrementa la eficiencia organizacional y consolida una cultura preventiva basada en evidencias. Por ejemplo, a través del empleo de equipos de tecnología avanzada es posible alertar sobre el uso inadecuado de implementos de trabajo o el ingreso a zonas de peligro o restringidas.

La IA evalúa factores físicos como el ritmo cardíaco o la presión arterial mientras se realiza una labor. Puede crear matrices de riesgo o reportar incidentes con mayor precisión. La lista de beneficios puede ser extensa, sin embargo, lo más importante es que no se puede prescindir de la participación humana. La supervisión sigue siendo indispensable para tomar medidas en caso de que falle el algoritmo, de algún sesgo o de una interpretación errónea.

Por otra parte, esta construcción teórica es congruente con el conjunto de las bases jurídicas vigentes en Perú, con los acuerdos suscritos a nivel internacional, así como con la Agenda 2030, en cuyos Objetivos de Desarrollo Sostenible encuentra asidero al destacar la necesidad de impulsar el empleo de la IA como recurso para el logro de la seguridad industrial y la gestión estratégica de riesgos laborales, lo cual impacta positivamente en la innovación tecnológica, el trabajo decente y la competitividad empresarial sostenible.

CAPÍTULO

1

**Fundamentos tecnológicos:
visión por computadora
y analítica predictiva
en la gestión de riesgos**



Fundamentos tecnológicos: Visión por computadora y analítica predictiva en la gestión de riesgos

Antes de conseguir los avances alcanzados en la gestión de riesgos laborales, aplicados actualmente en el sector manufacturero, existe un largo historial de pérdidas humanas y materiales, de lesiones, enfermedades de todo tipo, daños al ambiente, cambios culturales y una extensa lista de problemas que perennemente han impulsado al hombre a estudiar, analizar y buscar maneras de evitarlos. Esto no significa que todos hayan sido superados; cada tiempo y lugar imponen sus propios desafíos, sin embargo, el interés por hacerlo cada día mejor, con el menor costo posible, sin sacrificar la productividad y con altos estándares de protección es la intención que prevalece siempre.

En atención a toda esa progresión de experiencias e inversión de tiempo, recursos y de vidas de esforzados hombres y mujeres, conviene hacer una breve reconstrucción histórica sobre cómo se ha vivido la gestión de riesgos laborales, consustanciada con el avance de la ciencia y la tecnología y acerca su transformación a nivel nacional e internacional.

1.1. Evolución de la seguridad industrial: De los controles pasivos a la Inteligencia Artificial

La integración de la IA con propósitos de uso en el contexto de la seguridad industrial representa un cambio de paradigma. Se materializa mediante la transición que va desde la visión de una gestión de riesgos reactiva y pasiva hacia una de carácter predictivo y proactivo. Ahora bien ¿cómo se dio esa evolución histórica, de los controles pasivos a la IA predictiva? Una forma de presentar esta transformación es a partir de las distintas fases por las que ha pasado.

Ocurrió una *Fase I* que podemos denominar *Controles Pasivos y Reactivos*, va desde el siglo XIX hasta mediados del Siglo XX. En este período se observó que el mayor interés estuvo enfocado en la protección física y en la respuesta posterior a los accidentes. Para estos casos se empleaban Equipos de Protección Personal (EPP), básicos y se hacían los cuidados mecánicos de rigor, en maquinarias y barreras físicas. De acuerdo con lo registrado por Heinrich (1931), se sentaron las bases para establecer normas de comportamiento y el uso de sistemas básicos de protección.

La *Fase 2: Gestión Sistémica y Estandarizada*, se ubica a finales del Siglo XX y se destaca por el establecimiento de medidas preventivas guiadas por sistemas de gestión integrados. La estrategia empleada consistía en la Identificación de Peligros, Evaluación de Riesgos y Valoración de Controles (conocida por sus siglas IPERC), en conjunto con la adopción de estándares internacionales, como las normas OHSAS 18001, posteriormente conocida como ISO 45001.

Durante esta fase se entendió, en concordancia con lo planteado por Reason (1990), que cuando se alinean fallas existentes en un sistema, pueden actuar como desencadenantes activos para producir un accidente. Fue así como se trasladó la responsabilidad del individuo hacia las fallas de un sistema.

Posteriormente, en los años albores del siglo XXI se dio la *Fase 3: Seguridad 2.0 y Resiliencia*. Aunque el enfoque estuvo centrado en el monitoreo activo de condiciones en tiempo real y cultura de seguridad, los expertos consideraron que la realidad demandaba otro ángulo, trasladar el mayor interés en garantizar que las cosas salgan bien en lugar de limitarse a evitar que salgan mal. A esto se le denominó “perspectiva de *Safety-IP*” y fue propuesta por Hollnagel en 2014.

En la actualidad está vigente la *Fase 4: Seguridad 4.0 e Inteligencia Artificial*. Es un enfoque centrado en la automatización del análisis de riesgos, predicción antes de que ocurra el evento y monitoreo continuo mediante algoritmos de aprendizaje automático (*Machine Learning*), así como en la visión artificial.

1.2. Hitos marcados por el uso de IA en la seguridad industrial

Tanto en la existencia de la IA como en su utilización como herramienta en el contexto de la gestión de riesgos y la seguridad industrial, ocurrieron diversas experiencias que marcaron un momento histórico y cambiaron el curso de las decisiones, a continuación, detallaremos algunos de estos.

En el período comprendido entre 1980 y 1990 entraron en vigencia los *Sistemas Expertos para Evaluación de Riesgos*. A través de estos se desarrollaron los primeros programas informáticos basados en reglas lógicas destinadas a diagnosticar fallas en plantas químicas nucleares. Fueron las observaciones de Rasmussen (1983), las que sentaron las bases conceptuales para la toma de decisiones mediante el soporte computacional a partir de la construcción de una taxonomía de fallas humanas y de la interfaz hombre-máquina.

Posteriormente, entre los años 2000 y 2010, vivió su auge la *Visión por Computadora para la Detección de EPP*. Desde entonces se emplearon algoritmos de procesamiento de imágenes para la verificación automática del control y cumplimiento del uso de cascos y chalecos reflectantes en zonas de peligro, propias de los entornos manufactureros y de la construcción.

A partir de la década de 2010 empezó a utilizarse el *IoT e Inteligencia Predictiva en Manufactura*. Consiste en la combinación de sensores portátiles e Internet de las Cosas Industriales, con modelos predictivos de análisis de fatiga y estrés térmico. Su destino: prevenir lesiones musculoesqueléticas así como fallas catastróficas en máquinas a través del mantenimiento predictivo.

1.3. Ámbitos de aplicación de la IA en la gestión estratégicas de riesgos

El desarrollo de esta herramienta se analizó en función de su ámbito de aplicación, la tecnología utilizada y su impacto en la gestión de riesgos. Un ejemplo de ello es el monitoreo ergonómico mediante visión por computadora y sensores inerciales, el cual

permite evaluar posturas forzadas en líneas de ensamblaje en tiempo real para prevenir lesiones musculoesqueléticas.

Para la prevención de colisiones se utilizan: 1) sensores LIDAR (*Light Detection and Ranging*), creados para calcular distancias con precisión milimétrica y, 2) algoritmos *You Only Look Once* (YOLO, en español significa “solo miras una vez”), los cuales permiten detectar la cercanía entre montacargas y trabajadores que andan a pie. En casos de detección de riesgo activan inmediatamente los frenos automáticos. En el análisis predictivo de incidentes se emplea el procesamiento del lenguaje natural. Este permite clasificar e identificar patrones en miles de reportes de conatos de accidentes para precisar las que podrían ser zonas críticas.

En la gestión de ambientes peligrosos se emplean redes de sensores IoT+ modelos analíticos. Estos monitorean la acumulación de gases tóxicos o variaciones de temperatura antes de que alcancen los límites permisibles.

1.4. Visión por computadora y analítica: Algoritmos de detección y seguimiento en condiciones inseguras

A nivel global, según lo expresan Lan et al. (2024), los sistemas de visión artificial han mostrado una alta efectividad en la detección de riesgos ergonómicos. Un estudio que implementó Redes Neuronales Convolucionales (*CNN* en inglés), indicó que lograron un 94% de precisión al identificar posturas de riesgo en líneas de producción automotriz. Por otra parte, Arshad et al. (2023) señalan que la implementación de este sistema en fábricas alemanas logró una reducción del 27% en lesiones musculoesqueléticas durante los seis meses de prueba. Aun así, el rendimiento del modelo está sujeto a entrenamiento continuo, con data de sets diversos para garantizar su precisión sostenida.

Otras investigaciones validaron la eficacia de modelos predictivos basados en IA para la prevención de riesgos laborales, Por ejemplo, la realizada por Stødle et al. (2023). El análisis de registros históricos que se llevó a cabo, indicó que el 68% de los accidentes prevenibles se asociaban con dos factores clave: fatiga laboral acumulada e inadecuados diseños ergonómicos empleados en las estaciones de trabajo. El estudio destacó que la integración de estos modelos predictivos, tal como lo señalan Grant et al. (2018) con dispositivos IoT para monitoreo continuo, podría mejorar su precisión en un 22% al permitir la detección temprana de riesgos.

La experiencia de Toyota en Japón constituye otro referente global de exitosa implementación de sistemas inteligentes a escala industrial. Tal como lo indican Ryalat et al. (2024), se trató de un modelo de transformación digital diseñado para el sector manufacturero. La implementación de redes LSTM (*Long Short-Term Memory*) para el análisis de cuasi accidentes permitió a la empresa alcanzar una reducción del 40% en incidentes críticos durante un año y medio de operación. En acuerdo con lo publicado por Dzedzckis et al. (2022), la metodología mostró especial efectividad en la detección de patrones de riesgo con componente temporal, lo que facilitó la ejecución de medidas de prevención focalizadas y oportunas.

El meta-análisis de 46 casos industriales según Weber et al. (2023) evidenció tres retos clave: (1) el 70% de las fallas en IA se originaron por datos incompletos o mal etiquetados; (2) solo el 12% de las PYMES en países en desarrollo poseían infraestructura adecuada para su implementación; y (3) persisten brechas críticas entre el desarrollo tecnológico y su adopción real. Los investigadores, en particular Röger et al. (2024) validaron estos resultados y enfatizaron la urgencia de establecer protocolos estandarizados para la recolección y gestión de datos en implementaciones de IA.

El componente humano emerge como un desafío crítico evidenciado en estudios de fábricas indias, donde el 45% de los operarios presentaron resistencia inicial hacia sistemas de vigilancia con IA. Así lo indican Jarrahi et al. (2023). Esta resistencia se asoció principalmente a dos factores clave: (1) temores sobre privacidad, y (2) escepticismo hacia la inteligencia artificial. Como solución, el estudio propuso implementar programas de formación práctica e involucrar directamente a los trabajadores en la concepción de estas herramientas para favorecer su adopción.

La Organización Internacional del Trabajo (OIT) exige transparencia operativa en los sistemas de IA de seguridad laboral y protección absoluta de los datos de los trabajadores, así lo indica Selvadurai (2025). Por otra parte, en concordancia con Schmidt, et al. (2024), la norma ISO 45001 ha sido modernizada. Se hizo como parte de su evolución para incluir sistemas de gestión de seguridad más robustos potenciados por IA, cuyas implementaciones piloto han demostrado una reducción del 35% en el tiempo de respuesta ante emergencias potenciales.

1.5. Trayectoria del empleo de IA capítulo Perú

Los primeros registros de IA aplicada a la seguridad laboral en Perú provienen de un proyecto de la Pontificia Universidad Católica de Perú (PUCP) y del sector minero, donde se utilizaron algoritmos de aprendizaje automático. El sistema empleado detectó patrones de riesgo en la maquinaria pesada, con una precisión considerable. No obstante, su adopción en la manufactura sigue siendo baja por la escasa infraestructura tecnológica.

Un informe del Instituto Nacional de Calidad (INACAL s.f) reveló que la mayoría de las PYMES manufactureras carecen de sistemas automatizados para la gestión de la seguridad. Otro informe, pero de la Oficina de Programación Multianual de Inversiones (2023) indica que los principales desafíos son el elevado costo de implementación, la falta de personal capacitado y la resistencia al cambio. Estos hallazgos coinciden con el estudio de López et al. (2022), quien identificó una correlación directa entre el grado de transformación digital corporativa y sus índices de accidentabilidad laboral.

Datos del Ministerio de Trabajo y Promoción del Empleo (MTPE, 2022) revelaron que, para entonces, la adopción de tecnologías innovadoras dirigidas a minimizar los peligros ocupacionales en el sector manufacturero de Perú, aún se encontraba en etapa inicial. Tal información estaba respaldada por el registro de más de 23 mil accidentes laborales ocurridos principalmente en el ámbito territorial de Lima, Arequipa e Ica. Además, un informe emanado de la Superintendencia Nacional de Fiscalización Laboral (SUNAFIL) dejó en evidencia que apenas el 15% de las fábricas peruanas habían implementado plataformas digitales para la gestión preventiva de riesgos ocupacionales (Olazábal, 2024).

Estudios recientes han desarrollado modelos basados en técnicas de IA, como el método de agrupamiento gris (*grey clustering*) que integra tanto factores objetivos (vibración corporal, iluminación, estrés térmico y ruido) como valoraciones subjetivas de los trabajadores para evaluar la calidad higiénica industrial; (Delgado, et al., 2021; Delgado et al., 2023) hacen referencias a sendos modelos. También existen investigaciones realizadas en almacenes y talleres industriales en Perú, que demuestran que estos modelos permiten clasificar los niveles de riesgo así como proponer medidas preventivas específicas para

proteger la salud e integridad física del personal. Dichos enfoques facilitan una evaluación integral y continua que supera las limitaciones de métodos tradicionales, lo que permite una gestión más precisa y dinámica del riesgo.

De igual manera, se ha evidenciado que la IA puede transformar paradigmas en seguridad laboral mediante sistemas predictivos y monitoreo en tiempo real reduciendo errores humanos y facilitando entrenamientos seguros en entornos simulados. También ayuda en la identificación de riesgos técnicos asociados a la implementación de IA, como fallos en la detección humana en zonas peligrosas o falta de integración con sistemas de emergencia, lo que subraya la necesidad de enfoques combinados que integren análisis preventivo y evaluación operativa para mejorar la interacción humano-máquina y garantizar protocolos *fail-safe* (a prueba de fallas) (Khurram et al., 2025; Berezutskyi et al., 2025) lo subrayan. En este sentido, el desarrollo e implementación responsable de estas tecnologías requiere marcos normativos claros que regulen su uso ético y técnico dentro del sector manufacturero.

Por otro lado, revisiones sistemáticas internacionales con participación peruana destacan una creciente tendencia hacia el uso de modelos predictivos basados en aprendizaje profundo, para detectar riesgos laborales, aunque señalan limitaciones como la dependencia excesiva de datos visuales y la falta de estandarización metodológica. Se recomienda avanzar hacia *Explainable Artificial Intelligence* o modelos explicables (XAI). Es decir, hacia la utilización de métodos y técnicas que permiten a los humanos comprender cómo un sistema basado en IA toma sus decisiones e integrar datos multimodales (ambientales, fisiológicos) tal como señalan Armenteros-Cosme et al. (2023) para aumentar la precisión y confianza en los sistemas inteligentes aplicados a seguridad industrial. Esta línea investigativa es crucial para adaptar las soluciones tecnológicas a las condiciones específicas del entorno laboral peruano.

Finalmente, estudios sobre el impacto generalizado de tecnologías de Industria 4.0 e IA, revelan que, si bien estas herramientas contribuyen a reducir riesgos físicos y ergonómicos tradicionales, también generan nuevos riesgos psicosociales emergentes que deben ser gestionados mediante estrategias multidimensionales. En este sentido, indican

Arana-Landín et al. (2023), la gobernanza colaborativa interdisciplinaria se presenta como un elemento clave para enfrentar estos desafíos complejos derivados del avance tecnológico. En conjunto, estas investigaciones nacionales reflejan un compromiso creciente con la innovación tecnológica aplicada a la prevención de riesgos laborales, enfatizando tanto en las oportunidades como en los retos éticos, técnicos y organizacionales inherentes al siglo XXI.

CAPÍTULO 2

Identificación automatizada
de factores de riesgo laboral



Identificación automatizada de factores de riesgo laboral

La gestión estratégica de riesgos laborales en la manufactura cuenta con numerosas opciones ya probadas y practicadas en diversos países, cuyo escenario económico muestra un crecimiento sostenido y avanzado en el cual las tradicionales formas de realizar las actividades de manufactura han dado paso a protocolos mucho más efectivos en cuanto a la relación ejecución-logros. En este sentido, el factor influyente y reiterativo, en las posibilidades que a continuación se mencionará es el empleo de IA.

2.1. Diagnóstico de factores de seguridad operativa y modelo predictivo: Monitoreo automatizado basado en IA

El diagnóstico como acción previsiva es tal vez la acometida más importante en cuanto a la seguridad industrial, como parte de la gestión estratégica de riesgos laborales, en la manufactura. De acuerdo con lo expresado por Shekh (2026), un diagnóstico de factores de seguridad operativa se realiza con el propósito de evaluar las condiciones físicas y de comportamiento, en un entorno laboral, para determinar el nivel de exposición al riesgo, previo a la intervención tecnológica. El protocolo incluye la identificación de condiciones subestándar, como por ejemplo, el mapeo de áreas críticas que se hace cuando no se lleva como indumentaria el EPP (cascos, chaleco, guantes, gafas) y debería usarse. Al no cumplirse dicho protocolo se crea una vulnerabilidad crítica.

También se ejecuta cuando se delimitan las áreas de riesgo laboral. Elena y Adebawale (2026) señalan que en estos casos es fundamental la precisión geométrica y funcional de las zonas de exclusión, los denominados puntos de pellizco, las rutas de los montacargas, así como los perímetros de la maquinaria pesada. Un aspecto que optimiza este monitoreo es la construcción de una matriz de riesgo dinámico: una herramienta de evaluación que se actualiza y adapta, según la frecuencia de incumplimientos observados.

Toda la información obtenida y organizada puede utilizarse para diseñar modelos predictivos, los cuales se construyen en base a herramientas estadísticas y de aprendizaje automático con los datos obtenidos de situaciones del pasado. Los modelos permiten predecir acontecimientos, acciones y actitudes. También crean y analizan patrones mediante el cálculo de probabilidades, emiten tempranas señales de alerta y conducen a la precisión de relaciones y aplicación de normas que pueden escapar al ojo humano.

En el contexto de la operatividad, predictividad y atención a los indicadores de riesgo laboral, un modelo basado en IA, además de detectar una falta de inmediato, también procesa la frecuencia de repetición de eventos adversos. Ejemplo de esto es la predicción de patrones de incumplimiento mediante la identificación de turnos, horarios o áreas de trabajo, así como la determinación de lugares donde menos se cumple con el uso del EPP o donde más ocurren invasiones de las zonas rojas.

Los algoritmos pueden determinar la probabilidad de un accidente con base en la correlación entre la falta de EPP y la cercanía a una maquinaria activa, para ello se vale del cálculo de densidad de riesgo. También puede generar *heatmaps* o Mapas de Calor. Se trata de una representación visual de las zonas de la planta manufacturera donde ha ocurrido la mayor cantidad de eventos de riesgo, a lo largo del tiempo.

El monitoreo automatizado del uso de EPP en relación con las zonas de riesgo laboral se refiere al funcionamiento analítico del sistema de visión por computadora en la línea de manufactura. Las redes neuronales convolucionales, como arquitecturas YOLO o SSD, se instalan en una fábrica para vigilar permanentemente y de forma automática, el uso del EPP por parte de los trabajadores y que además lo utilicen correctamente.

Existe la tecnología *Geofencing* (geovallado), también llamadas Zonas Virtuales o Regiones de Interés, su denominación depende del ámbito donde se utilice esta herramienta tecnológica o dónde se coloque el dispositivo rastreador. Se trata de un algoritmo computacional que sirve para delimitar un área geográfica del mundo real, equipado con cámaras, para una acción automática, al detectar incursiones o salidas no autorizadas.

El procesamiento en el Borde o *Edge AI*, comporta la posibilidad de hacer análisis de la información obtenida, al instante. Esta tecnología se vale de servidores locales para reducir el tráfico de datos y mantener la capacidad de respuesta inmediata. Se utiliza en cámaras inteligentes, teléfonos móviles y autos autónomos. De esta manera se pueden garantizar alertas inmediatas en las plantas de manufactura.

2.2. Detección temprana de factores ergonómicos: Análisis biomecánico mediante modelos de visión artificial

La recurrencia de los Trastornos Musculoesqueléticos, Relacionados con el Trabajo (TMRT) de acuerdo con García-González y Martínez-López (2025) constituye uno de los mayores desafíos en la industria manufacturera moderna, por cuanto afecta directamente la salud ocupacional al tiempo que genera elevados costes por ausentismo y pérdida de productividad. Históricamente, señalan McAtamney y Hignett (2000), el diagnóstico ergonómico se ha basado en métodos observacionales directos o asistidos por listas de chequeo tales como: OWAS (*Ovako Working Posture Assessment System*), RULA (*Rapid Upper Limb Assessment*) y REBA (*Rapid Entire Body Assessment*). No obstante, Stefana et al. (2021) señala que estas aseveraciones son objeto de cuestionamientos en cuanto a su rigurosidad metodológica a la prevalencia de la subjetividad del evaluador, así como por el sesgo del muestreo temporal.

Para superar estas restricciones, el análisis biomecánico asistido por modelos de visión por computadora (*computer vision*) se convierte en una alternativa objetiva y continua. A diferencia de los sistemas tradicionales de captura de movimiento (*Motion Capture* - MoCap) que ameritan la colocación de marcadores físicos o trajes inerciales sobre el operario y que limitan su accionar en las líneas de ensamblaje, los modelos de visión artificial, señalan Lorenzini et al. (2023) no son invasivos (*markerless pose estimation*) y procesan flujos de video estándar para inferir la estructura esquelética del cuerpo humano en tiempo real. Algoritmos de estimación de pose como *OpenPose*, *MediaPipe* o *AlphaPose*

permiten extraer las coordenadas espaciales (x , y , z) de las articulaciones clave (cuello, hombros, codos, muñecas, columna y rodillas), afirman Camargo et al. (2024) con un alto grado de precisión clínica.

Una vez realizado el mapeo cinemático continuo de estas articulaciones, el sistema de visión artificial calcula los ángulos flexo-extensores y las torsiones del tronco o extremidades. A decir de Adebawale y Agumba (2026) estas mediciones angulares se integran automáticamente en las matrices de métodos estandarizados como *Rapid Entire Body Assessment (REBA)*, en español Valoración Rápida del Cuerpo Completo; *Rapid Upper Limb Assessment (RULA)* que traducido significa Valoración Rápida de los Miembros Superiores o en la Ecuación Revisada perteneciente al *National Institute for Occupational Safety and Health (NIOSH)*, es decir, del Instituto Nacional para la Seguridad y Salud Ocupacional.

De esta manera se digitaliza el cálculo de la carga física acumulada conforme a las directrices de la norma internacional ISO 11228 sobre manipulación manual de cargas y ergonomía postural (ISO, 2021). Este procesamiento automatizado transforma la evaluación cualitativa episódica en un indicador continuo de exposición biomecánica en tiempo real.

El valor predictivo de esta arquitectura tecnológica descansa en la capacidad de detectar a tiempo patrones de fatiga muscular y sobrecarga biológica, antes de que se manifieste una lesión irreversible. Al comparar la postura esquelética del trabajador, con algoritmos de aprendizaje automático (*machine learning*), los modelos predictivos correlacionan la frecuencia de posturas forzadas, la repetitividad de los ciclos de trabajo y el tiempo de permanencia en ángulos críticos a objeto de emitir alertas tempranas de riesgo Chatzis et al. (2024).

Esta detección temprana permite a las unidades de Seguridad y Salud en el Trabajo (SST) y a los supervisores de planta, entre otras acciones, rediseñar puestos de trabajo, equilibrar las cargas operativas en las líneas de ensamblaje, así como aplicar intervenciones ergonómicas adaptativas. De esta manera, se consolida una gestión de riesgos proactiva orientada al bienestar integral del trabajador y al cumplimiento de los estándares globales de seguridad industrial.

2.3. Evaluación dinámica de riesgos ambientales: Iluminación, temperatura y exposición en la nave industrial

Es sabido que las condiciones físicas del entorno de trabajo ejercen un impacto directo sobre las capacidades cognitivas, visuales y fisiológicas de los trabajadores, por esta razón es tan importante estar atentos a la iluminancia, la carga térmica y a los niveles de contaminación atmosférica por material particulado o gases. En este sentido, la seguridad operacional, al igual que la eficiencia biomecánica en los procesos de manufactura que se realizan en la nave industrial, dependen en gran medida de la caracterización de todos esos factores de riesgo ambiental.

Por otra parte, durante muchos años la evaluación de los mencionados factores ha estado supeditada a mediciones puntuales realizadas con equipos portátiles, por lo que los resultados obtenidos tras la aplicación los diagnósticos son estáticos y ajenos a la justa dimensión de la dinámica espacio-temporal de las variables térmicas, lumínicas y químicas, experimentadas durante los distintos turnos de trabajo. En este marco, de acuerdo con Fernández y Rivas (2024), la integración de la Internet de las Cosas Industrial (IIoT) y la analítica predictiva basada en IA, puede transformar una evaluación ambiental estática en un modelo dinámico de monitoreo continuo en tiempo real.

Por ejemplo, la iluminación en los puestos de trabajo influye en la agudeza visual y la tasa de fatiga ocular del personal. En concordancia con lo que señalan Rodríguez-Delgado y Medina-Castillo (2021), tanto los deficientes o heterogéneos niveles de iluminancia como el deslumbramiento o los contrastes marcados entre la zona de tarea y el entorno secundario aumentan considerablemente la tasa de errores operativos, la omisión de señales de advertencia y los accidentes graves.

La aplicación de sensores fotométricos en red, ajustados a modelos de visión artificial que evalúan los cambios en la iluminación mediante procesamiento de imágenes, permite advertir permanentemente la observancia de los niveles mínimos de luz exigidos por normativas internacionales como la ISO 8995-1 y las pautas de OSHA, establecidas por la Administración de Seguridad y Salud Ocupacional de EE.UU. Este monitoreo hecho en tiempo real no solo previene la fatiga visual del trabajador, también permite corregir las variaciones producidas por los cambios de la luz natural o por las fallas mecánicas que ocurran en los sistemas luminosos.

La importancia de estas consideraciones obedece al hecho de que la temperatura y la carga térmica constituyen agentes estresores que producen un severo impacto en la homeostasis y el rendimiento biomecánico (Álvarez-Gómez y Benítez-Sánchez, 2022). El estrés térmico por calor cuantificado mediante el índice *Wet Bulb Globe Temperature* (WBGT), en español Temperatura de Globo y Bulbo Húmedo (TGBH), provoca deshidratación, reducción de la destreza motora fina, elevación del ritmo cardíaco y pérdida de concentración, factores que crean condiciones idóneas para incidentes por atragantamiento o atrapamiento.

Asimismo, la exposición continuada a variaciones extremas de temperatura genera respuestas compensatorias de estrés metabólico. La implantación de redes de sensores de microclima, distribuidos en puntos estratégicos de la nave industrial, ayuda a construir mapas sobre las zonas térmicas críticas y a identificar fenómenos como las islas de calor internas producidas por la disipación térmica de la maquinaria pesada.

En un entorno laboral es imposible evitar la exposición ambiental a agentes contaminantes. Por ejemplo, siempre habrá material particulado, humos de soldadura y compuestos orgánicos volátiles (COV) propios de las actividades de ensamblaje, mecanizado y pintura, en una nave industrial creada para tal fin. Lamentablemente, la exposición prolongada a estas sustancias, aun cuando se mantenga por debajo de los Límites de Exposición Permisible (PEL), estipulados por OSHA o las directrices ISO 16000, contribuye con el desarrollo a largo plazo de afecciones respiratorias crónicas y reduce la capacidad cardiovascular laboral. No obstante, existen óptimos mecanismos de control, como la integración de algoritmos de inteligencia artificial para la fusión de datos multisensoriales (*sensor fusion*) que permiten predecir la dispersión de gases o partículas, en función de la ventilación, la humedad relativa y la temperatura ambiental.

En definitiva, el empleo de IA en la seguridad industrial en cuanto a la gestión del riesgo laboral, constituye la base para la intervención preventiva en tiempo real, por cuanto garantiza la optimización de los espacios de trabajo mientras ayuda en la reducción del índice de siniestros en los procesos de manufactura y la evaluación dinámica de riesgos ambientales, reconfigura los diagnósticos para crear la posibilidad de sustituir las mediciones esporádicas por una matriz ambiental adaptativa.

2.4. Aplicación del algoritmo de visión por computadora (Estudio de caso en el sector manufacturero: Hallazgos y comportamiento del subsistema predictivo)

Es un buen momento para exponer un ejemplo específico de lo que está ocurriendo en la actualidad respecto al empleo de IA en la seguridad industrial, para la gestión del riesgo laboral, específicamente en la industria manufacturera. En este caso, se trata de la incorporación de la Visión por Computadora (*Computer Vision*), una de sus aplicaciones más eficaces. Se está empleando, en el marco de la Industria 4.0, mediante las arquitecturas de aprendizaje profundo (*Deep learning*), tales como las redes neuronales convolucionales.

Esta tecnología, de acuerdo con Chaparro (2024), permite transformar las cadenas tradicionales de videovigilancia en subsistemas capaces de identificar automáticamente el uso correcto de los EPP, la intrusión en áreas restringidas y la adopción de posturas ergonómicamente peligrosas. Son muy útiles en este sector, caracterizado por entornos de alta interacción entre operarios y maquinaria pesada. La adopción de la visión por computadora constituye una evolución que va desde esquemas reactivos hacia modelos dinámicos enfocados en la mitigación de riesgo en tiempo real.

2.5. Visión por computadora en la gestión de riesgos laborales

Su funcionamiento se ejecuta, de acuerdo con García-Sánchez y Ramírez-Ortega (2023) al procesar flujos de video de cámaras del sistema cerrado (CCTV) para clasificar y detectar anomalías sin intervención humana directa. Por ejemplo, algoritmos como YOLO pueden identificar inmediatamente si el trabajador usa el EPP o no, según esté establecido. De igual manera puede determinar la invasión de áreas restringidas próximas a maquinaria pesada o a celdas robotizadas en movimiento. A esto se le denomina Control de Perímetros y Zonas Críticas. También cumple una función denominada Ergonomía Digital a través de la cual detecta posturas forzadas mediante la estimación de pose (*pose estimation*). Con esta visión se previenen desórdenes musculoesqueléticos antes de que se conviertan en lesiones crónicas.

2.6. Caso: Sector manufacturero en una planta metalmecánica automotriz

Este ejemplo ocurre en una planta de ensamblaje que implementó una arquitectura de visión por computadora, conectada con cámaras de CCTV, para monitorear el uso del EPP, así como el ingreso no autorizado a la zona de celdas robotizadas.

En este caso anónimo, el proceso se da de la siguiente manera: un trabajador se dispone a entrar en la nave industrial, en su turno y horario laboral.

- *Primero:* La presencia del trabajador es detectada por las cámaras CCTV. A través del flujo de video se emite la alerta temprana.
- *Segundo:* El algoritmo YOLO recibe la información e identifica en milisegundos si el empleado está utilizando el EPP.
- *Tercero:* Inmediatamente se activa el subsistema predictivo para calcular la probabilidad numérica de que ocurra un evento.

Los hallazgos que se pudieron analizar en este caso redundaron en cuanto a la disminución del tiempo de respuesta en la detección del uso del EPP o del ingreso al perímetro restringido. Pasó de 45 minutos, producto de rondas humanas a menos de 1,5 segundos mediante la alerta automatizada. También se logró una mitigación de incidentes del 68% en actos inseguros durante los primeros seis meses de seguimiento continuo, alternado con orientaciones correctivas inmediatas por parte del supervisor. De igual manera, tras entrenar la red con oclusión parcial, técnica que permite analizar la visibilidad y el contexto de las partes visibles de un objeto, el modelo alcanzó una precisión del 94,2% en la reducción de falsos positivos.

La visión artificial, según Porras y De La Cruz (2021), como parte de los esquemas predictivos, además de detectar la falta de un equipo, un ingreso no autorizado o una postura ergonómica anómala, entre muchas otras posibilidades, también analiza la frecuencia y severidad del comportamiento del sistema mediante modelos de aprendizaje automático. Algunos de los subsistemas que lo componen son: el Cálculo Dynamic Risk Score, utilizado para crear un índice de riesgo acumulado (R_i) de cada individuo a partir de cada detección individual. Por ejemplo, si un trabajador permanece más de 10 segundos en una zona de peligro sin su EPP, la severidad de su índice pasa de advertencia a urgencia.

Existe otro subsistema que identificó patrones temporales. Se llama Tendencia de Riesgo por Turno. En la planta estudiada se determinó que la probabilidad de no usar EPP aumento de 35% en las últimas dos horas del turno nocturno debido a fatiga. Finalmente, el encargado de observar el Mantenimiento Preventivo e Intervención, es el responsable de enviar una señal que recibe un Controlador Lógico Programable PLC, para ralentizar o detener la maquinaria contigua cuando existen probabilidades de colisión o infracción que superan el umbral critico ($P > 0.85$).

CAPÍTULO 3

**Evaluación estratégica
del impacto de la IA
en la reducción de riesgos**



Evaluación estratégica del impacto de la Inteligencia Artificial en la reducción de riesgos

En este capítulo se presenta el análisis en torno a las siguientes variables: el Sistema de Inteligencia Artificial, el cual representa la variable independiente y constituye el componente tecnológico y la Reducción de Riesgos es la variable dependiente, que no es más que el resultado vinculado a su aplicación en los procesos de identificación, evaluación y mitigación de los riesgos. Para ello se vinculan resultados del trabajo de campo a fin de precisar el alcance real de las capacidades predictivas de estas tecnologías. Tal aproximación va más allá de estos descubrimientos para examinar críticamente la relación entre el desempeño de los sistemas algorítmicos, el anticipo de riesgos y su importancia para la toma de decisiones en el contexto de la industria manufacturera de Ica. Desde esta perspectiva, analizar la eficiencia algorítmica y del modelo predictivo se orienta a valorar cómo la capacidad de procesamiento y predicción de la inteligencia artificial ayuda a identificar patrones, anticipar posibles eventos contraproducentes, así como fortalecer las estrategias dirigidas a su prevención y gestión.

3.1. Evaluación general del sistema de IA mediante comparación y factores de riesgo Pre-IA/Post-IA y prueba de hipótesis

En el actual escenario de transformación digital propio del nuevo milenio, la industria manufacturera enfrenta el desafío de integrar tecnologías inteligentes que no solo optimicen la producción, sino que también fortalezcan la seguridad laboral. Analizar descriptivamente el sistema de IA específicamente la visión por computadora y los modelos predictivos, permite comprender cómo estas herramientas procesan información en tiempo real para detectar conductas inseguras, incumplimiento de EPP y posturas ergonómicas inadecuadas. Este análisis resulta pertinente porque traslada la gestión del riesgo desde un enfoque reactivo hacia uno preventivo, sustentado en datos y evidencia objetiva. En el contexto de la industria manufacturera de Ica, caracterizada por procesos metalmecánicos y agroindustriales con alta exposición a riesgos físicos y ergonómicos, este objetivo busca aportar una mirada técnica y contextualizada sobre el papel de la IA como aliada estratégica en la protección del trabajador y en la consolidación de una cultura de seguridad acorde con las exigencias tecnológicas del siglo XXI.

Los resultados sobre la integración de la inteligencia artificial en la gestión estratégica de riesgos laborales evidencian que el sistema basado en visión por computadora produjo una mejora sustancial en el cumplimiento del uso de equipos de protección personal (EPP), así como en la detección oportuna de factores de riesgo ergonómicos y de seguridad. El incremento de 22 puntos porcentuales en el cumplimiento promedio y la reducción significativa de incidentes asociados confirman que el monitoreo automatizado permitió transformar un esquema de supervisión intermitente en un sistema de vigilancia continua y objetiva. Este hallazgo es coherente con estudios recientes que señalan que la visión por computadora aplicada a entornos industriales mejora la identificación temprana de conductas inseguras y reduce la probabilidad de accidentes mediante análisis en tiempo real (Fang et al., 2019; Lee et al., 2023).

Desde la perspectiva ergonómica, la integración de modelos de estimación de postura permitió detectar patrones de levantamiento inadecuado de cargas y posiciones corporales de riesgo, lo que coincide con investigaciones que destacan el potencial de la inteligencia artificial para evaluar biomecánicamente movimientos laborales y prevenir trastornos musculoesqueléticos (Samkari et al., 2023). En entornos manufactureros donde la repetitividad y la manipulación manual son frecuentes, este tipo de monitoreo adquiere

relevancia estratégica para la sostenibilidad organizacional, al reducir ausentismo, costos por lesiones y pérdida de productividad.

De conformidad con los resultados se puede afirmar que el sistema alcanzó un alto nivel de precisión en la detección de incumplimientos, reforzando la confiabilidad del modelo implementado. La literatura indica que los algoritmos de detección de objetos, como los basados en redes neuronales profundas, pueden alcanzar niveles de precisión superiores al 90% en entornos controlados (Su et al., 2025), lo cual respalda la consistencia técnica del sistema aplicado en la empresa analizada. En este sentido, la evidencia empírica local se alinea con tendencias globales hacia la digitalización de la seguridad industrial en el marco de la Industria 4.0 (Nioata et al., 2025).

En el contexto del nuevo milenio donde la sostenibilidad empresarial exige integrar tecnología, productividad y bienestar humano, la aplicación de inteligencia artificial en la gestión de riesgos laborales representa un avance hacia modelos de prevención predictiva más que reactiva. Este enfoque no solo fortalece la cultura de seguridad, sino que también contribuye a los Objetivos de Desarrollo Sostenible vinculados al trabajo decente y crecimiento económico (ODS 8) promoviendo entornos laborales más seguros y resilientes. Por tanto, los resultados obtenidos no se limitan a un caso empresarial específico, sino que reflejan una tendencia estructural hacia la transformación digital de la seguridad ocupacional en la industria manufacturera contemporánea.

Para examinar esto se asume que la *Inteligencia Artificial* es el conjunto de componentes tecnológicos que permiten procesar grandes volúmenes de datos operativos y detectar riesgos los cuales se utilizaron en la industria manufacturera de Ica en dos periodos: *octubre de 2025* correspondiente a Pre-IA, el cual es la referencia para la comparación, y *noviembre de 2025* en el cual se aplicó la IA con la finalidad de contrastar las condiciones observadas antes y durante la incorporación de la IA, haciendo énfasis a su posible relación con los *factores de riesgo* identificados previamente. Cabe resaltar que la comparación realizada entre los dos periodos no intenta imputar a la IA alguna variación, sino registrar las diferencias y valorar en qué medida el uso de sus componentes y funcionalidades se vincula con la presencia, modificación o mitigación de tales factores.

La Fase Pre-IA tomada como referencia para la comparación, el control de la industria manufacturera de Ica correspondiente a octubre de 2025, se llevó a cabo a través de un sistema tradicional basado especialmente en la supervisión visual manual, el uso de checklist físico para identificar el cumplimiento de los equipos de protección personal (EPP), el registro de incidentes en cuadernos y la elaboración de reportes mensuales consolidados. Los instrumentos utilizados para tal fin fueron el formato de inspección diaria de seguridad, el IPERc tradicional y los reportes manuales de actos inseguros los cuales permitieron relacionar y registrar las condiciones y comportamientos asociados a los factores de riesgo existentes durante el periodo analizado. En la Tabla 1 se muestran dichos registros.

Tabla 1

Datos Pre-IA- noviembre 2025 (trabajadores observados: 25 operarios).

N°	EPP	Área / Actividad	Características Técnicas	Norma Técnica	Riesgo que controla	Criterios de Uso Correcto (Detectables por IA)	Variables Detectables por IA	Indicadores de Supervisión	Frecuencia de Inspección	Vida Útil / Mantenimiento
1	Casco de seguridad	Corte, mecanizado, ensamblaje, mantenimiento.	Polietileno HDPE, suspensión interna, barboquejo ajustable, dieléctrico Clase E	ANSI Z89.1 / EN 397	Golpes por caída de objetos, impacto eléctrico indirecto	Casco colocado correctamente sobre cabeza, sin inclinación y con barboquejo ajustado	Presencia en cabeza, posición correcta, ausencia	% cumplimiento casco, N° alertas por ausencia	Diaria	3–5 años
2	Guantes anticorte	Manipulación de planchas y piezas metálicas	Kevlar o cuero reforzado, resistencia corte nivel 4+	EN 388	Cortes, abrasiones	Uso en ambas manos durante manipulación	Detección en extremidades superiores	% uso correcto, N° alertas manos descubiertas	Diaria	Según desgaste
3	Lentes de seguridad	Esmerilado, perforado	Polycarbonato resistente a impacto, protección lateral	ANSI Z87.1	Proyección de partículas metálicas	Lentes cubriendo completamente ojos	Reconocimiento facial + accesorio	% cumplimiento lentes, N° alertas levantamiento	Diaria	Revisión semanal
4	Protectores auditivos	Zona maquinaria >85 dB	Atenuación ≥25 dB	EN 352	Hipoacusia por ruido industrial	Cobertura completa de ambos oídos	Detección lateral cabeza	% cumplimiento zona crítica	Semanal	Según fabricante

Nº	EPP	Área / Actividad	Características Técnicas	Norma Técnica	Riesgo que controla	Criterios de Uso Correcto (Detectables por IA)	Variables Detectables por IA	Indicadores de Supervisión	Frecuencia de Inspección	Vida Útil / Mantenimiento
5	Careta de soldador	Soldadura eléctrica	Filtro automático DIN 9-13, pantalla facial completa	EN 175	Radiación UV/IR, chispas	Uso permanente durante arco eléctrico	Reconocimiento facial completo	Nº alertas durante soldadura	Diaria	Revisión diaria
6	Arnés de seguridad	Trabajos en altura	Sistema de anclaje certificado, línea de vida	ANSI Z359	Caídas distintas nivel	Arnés ajustado a punto fijo	Detección y corporal a punto anclaje	% + trabajador es correctamente anclados	Antes de cada uso	5 años
7	Botas de seguridad	Todas las áreas operativas	Puntera de acero, suela antideslizante	ASTM F2413	Caída de objetos, resbalones	Uso permanente en zona productiva	Detección zona inferior corporal	% cumplimiento botas	Diaria	Según desgaste
8	Mascarilla / Respirador	Soldadura y esmerilado	Filtro partículas y humos metálicos	NIOSH H	Inhalación vapores y polvos	Ajuste correcto nariz y boca	Detección facial y parcial	Nº alertas respirador ausente	Diaria	Cambio periódico

Nota. Se muestran los datos de la observación de 25 operarios durante la fase Pre-IA (noviembre de 2025) sobre las condiciones seguridad.

3.1.1. Promedio general de cumplimiento (Pre-IA)

A continuación se describe la tabla de datos Pre-IA correspondiente a noviembre de 2025 (antes de la implementación del sistema de visión por computadora) para la empresa Maestranza Metalmecánica S.R.L., considerando 25 operarios observados en planta. Los datos son consistentes con una supervisión tradicional manual.

Tabla 2

Datos Pre-IA – noviembre 2025 (trabajadores observados: 25 operarios).

Nº	EPP	Cumplimiento (Nº trabajadores)	Incumplimiento (Nº trabajadores)	% Cumplimiento
1	Casco de seguridad	18	7	72
2	Guantes anticorte	16	9	64
3	Lentes de seguridad	19	6	76
4	Protector auditivo	15	10	60
5	Careta de soldador*	8	2	80
6	Arnés de seguridad**	6	4	60
7	Botas de seguridad	21	4	84
8	Mascarilla / Respirador	17	8	68

Nota. *Careta de soldador: Evaluada solo en 10 trabajadores del área de soldadura.

**Arnés de seguridad: Evaluado solo en 10 trabajadores que realizan trabajos en altura.

Para los demás EPP se consideraron los 25 operarios.

- Se calcula el promedio simple:

$$\%Cumplimiento_{Promedio} = \frac{EPP_1 + EPP_2 + EPP_3 + EPP_4 + EPP_5 + EPP_6 + EPP_7 + EPP_8}{Numero\ total}$$

$$\%Cumplimiento_{Promedio} = \frac{72\% + 64\% + 76\% + 60\% + 80\% + 60\% + 84\% + 68\%}{8}$$

$$\%Cumplimiento_{Promedio\ PRE-IA} = 70.5\%$$

Cumplimiento promedio general **Pre-IA: 70.5%**

Antes de la implementación del sistema de inteligencia artificial existía un cumplimiento moderado ($\approx 70\%$); el mayor incumplimiento se registraba en:

-Protector auditivo (40% incumplimiento).

-Arnés (40% incumplimiento).

-Guantes (36% incumplimiento).

El análisis previo a la implementación del sistema de inteligencia artificial evidencia un nivel promedio de cumplimiento de EPP del 70,5%, lo que refleja un control preventivo parcial dentro de la empresa; sin embargo, los porcentajes de incumplimiento observados en el protector auditivo y el arnés de seguridad (40% cada uno), así como en los guantes anticorte (36%) representan una situación técnicamente relevante debido a que estos equipos están vinculados a riesgos de alta severidad en entornos metalmecánicos. Estas cifras indican que la supervisión manual, basada en inspecciones periódicas y observación directa, no garantiza una vigilancia continua ni objetiva permitiendo que conductas inseguras persistan durante la jornada laboral. En consecuencia, los resultados Pre-IA ponen en evidencia la necesidad de incorporar sistemas automatizados de monitoreo que fortalezcan la detección oportuna de incumplimientos y mejoren la gestión preventiva de riesgos.

3.1.2. Promedio general de cumplimiento (Post-IA)

A continuación se describe correctamente los datos Post-IA correspondiente a noviembre de 2025 (después de la implementación del sistema de visión por computadora) para la empresa Maestranza Metalmecánica S.R.L., considerando 25 operarios observados en planta. Los datos son consistentes con una supervisión tradicional manual (Tabla 3).

Tabla 3

Datos Post-IA-noviembre 2025 (trabajadores observados: 25 operarios).

Nº	EPP	Cumplimiento (Nº trabajadores)	Incumplimiento (Nº trabajadores)	% Cumplimiento
1	Casco de seguridad	24	1	96
2	Guantes anticorte	23	2	92
3	Lentes de seguridad	24	1	96
4	Protector auditivo	22	3	88
5	Careta de soldador*	9	1	90
6	Arnés de seguridad**	9	1	90
7	Botas de seguridad	24	1	96
8	Mascarilla / Respirador	23	2	92

Nota. *Careta de soldador: Evaluada solo en 10 trabajadores del área de soldadura.

**Arnés de seguridad: Evaluado solo en 10 trabajadores que realizan trabajos en altura.

Para los demás EPP se consideraron los 25 operarios.

Cálculo del promedio simple:

$$\begin{aligned} \%Cumplimiento_{Promedio} &= \frac{EPP_1 + EPP_2 + EPP_3 + EPP_4 + EPP_5 + EPP_6 + EPP_7 + EPP_8}{Numero\ total} \\ \%Cumplimiento_{Promedio} &= \frac{96\% + 92\% + 96\% + 88\% + 90\% + 90\% + 96\% + 92\%}{8} \end{aligned}$$

$$\%Cumplimiento_{Promedio\ POST-IA} = 92.5\%$$

Previo a la implementación del sistema de inteligencia artificial, el nivel promedio de cumplimiento de EPP se situaba alrededor del 70%, lo que indica una adhesión parcial a las normas de seguridad, pero aún insuficiente para garantizar un control preventivo sólido en un entorno metalmecánico. Los mayores niveles de incumplimiento se concentraban en el protector auditivo y el arnés de seguridad (40% cada uno), así como en los guantes

anticorte (36%), equipos directamente vinculados a riesgos de alta exposición como ruido industrial, trabajos en altura y manipulación de piezas metálicas. Estas cifras sugieren que el monitoreo basado exclusivamente en supervisión manual no aseguraba un seguimiento continuo ni inmediato del comportamiento seguro, permitiendo que prácticas inadecuadas persistieran durante la jornada laboral, generando brechas entre la normativa establecida y su aplicación efectiva en campo.

Cálculo del incremento porcentual

El incremento se calcula comparando el porcentaje de cumplimiento Pre-IA y Post-IA:

$$\text{Incremento porcentual} = \%Post - \%Pre$$

Es decir, se mide cuántos puntos porcentuales aumentó el cumplimiento tras implementar la IA.

$$\text{Incremento porcentual} = 92.5 - 70.5$$

$$\text{Incremento porcentual} = 22$$

Incremento general = 22 puntos porcentuales.

Cálculo por cada EPP

Tabla 4

Incremento porcentual por cada EPP.

EPP	% Pre-IA	% Post-IA	Incremento (%)
Casco	72	96	+24
Guantes	64	92	+28
Lentes	76	96	+20
Protector auditivo	60	88	+28
Caretta	80	90	+10
Arnés	60	90	+30
Botas	84	96	+12
Mascarilla	68	92	+24

Nota. Muestra la variación observada en el cumplimiento de cada EPP una vez incorporada la IA.

¿Es importante saber por qué se usa la diferencia simple y no fórmula relativa?

En estudios de cumplimiento de EPP, se reporta en **puntos porcentuales**, porque:

- Es más claro interpretativamente.
- Permite comparación directa.
- Es estándar en investigaciones de seguridad laboral.

La comparación entre el periodo previo y posterior a la implementación del sistema de inteligencia artificial revela un aumento promedio de 22 puntos porcentuales en el cumplimiento del uso de equipos de protección personal, al pasar de 70,5 % a 92,5 %. Este incremento no solo representa una mejora cuantitativa, sino también un cambio cualitativo en el control preventivo dentro de la planta, ya que los mayores avances se concentraron en equipos asociados a riesgos de mayor severidad, como el arnés de seguridad (+30%), el protector auditivo (+28%) y los guantes anticorte (+28%). En consecuencia, el monitoreo automatizado permitió reducir las brechas propias de la supervisión intermitente, favoreciendo una vigilancia continua y objetiva que influyó positivamente en la conducta del trabajador y en el fortalecimiento de la cultura de seguridad.

3.1.3. Planteamiento de la hipótesis general y prueba estadística

Con la finalidad de verificar si la aplicación de Inteligencia Artificial contribuye de forma significativa a la gestión estratégica de los riesgos laborales en la industria manufacturera, se plantearon la hipótesis nula (H_0) y la hipótesis alterna (H_1), estableciendo un nivel de significancia de $\alpha = 0,05$. Para contrastar ambas hipótesis, se empleó la prueba t de Student para muestras relacionadas, debido a que permite comparar los resultados obtenidos en los periodos Pre-IA y Post-IA sobre las mismas unidades de observación. El procesamiento y análisis estadístico se realizó mediante MATLAB, con el propósito de determinar si las diferencias observadas entre ambos periodos presentan significancia estadística suficiente para sustentar la hipótesis alterna.

t de Student para muestras relacionadas MATLAB

MATLAB

```
.....  
% Datos Pre-IA  
pre = [72 64 76 60 80 60 84 68];  
%  
% Datos Post-IA  
post = [96 92 96 88 90 90 96 92];  
% Nivel de significancia  
alpha = 0.05;  
% Prueba t pareada  
[h,p,ci,stats] = ttest(post, pre, 'Alpha', alpha);  
% Mostrar resultados  
disp('Valor t calculado:');  
disp(stats.tstat);  
disp('Grados de libertad:');  
disp(stats.df);  
disp('Valor p:');  
disp(p);  
disp('Intervalo de confianza:');  
disp(ci);  
if h == 1  
    disp('Se rechaza H0: existe diferencia significativa.');else  
    disp('No se rechaza H0.');end  
.....
```

Datos utilizados

Pre-IA (% cumplimiento por EPP): 72, 64, 76, 60, 80, 60, 84, 68

Post-IA (% cumplimiento por EPP): 96, 92, 96, 88, 90, 90, 96, 92

Número de pares (n) = 8

Grados de libertad (gl) = 7

Resultado de la prueba t

$$t_{calculado} = 8.315$$

Valor crítico t (gl = 1; $\alpha = 0.05$):

$$t_{critico} \approx 2.365$$

Decisión:

Como:

$$t_{calculado} = 8.315 > t_{critico} = 2.365$$

La aplicación de la prueba t de Student para muestras relacionadas arrojó un valor t calculado de 8.315 con 7 grados de libertad, el cual supera ampliamente el valor crítico de 2.365 establecido para un nivel de significancia de 0.05. Este resultado indica que la diferencia observada entre los niveles de cumplimiento de EPP antes y después de la implementación del sistema de inteligencia artificial no puede atribuirse al azar. En consecuencia, se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alterna, confirmandose que la incorporación del sistema de visión por computadora generó un incremento estadísticamente significativo en la adherencia al uso de equipos de protección personal en la empresa Maestranza Metalmecánica S.R.L., fortaleciendo así el control preventivo y la gestión de la seguridad laboral.

Cálculo del tamaño del efecto (Cohen's d)

La **prueba t** arroja que si existe diferencia significativa, el tamaño del efecto dice: **qué tan grande es esa diferencia en términos prácticos.**

En otras palabras:

La t responde: ¿Es significativa?

Cohen's d responde: ¿Es grande el impacto?

En el estudio, **Cohen's d** ha permitido cuantificar cuánto influyó realmente la IA en el cumplimiento de EPP.

Una vez precisada la existencia de diferencias estadísticamente significativas mediante la prueba t de Student para muestras relacionadas, se procedió a calcular el tamaño

del efecto mediante el estadístico Cohen's d, con el propósito de precisar la magnitud práctica de las diferencias entre los resultados Pre-IA y Post-IA. En tanto que la prueba t se usa para establecer si la diferencia observada es estadísticamente significativa, con el estadístico Cohen's d se valora qué tan importante es dicha diferencia en términos de magnitud. Este indicador permitió cuantificar la magnitud del cambio observado en el cumplimiento del uso de equipos de protección personal (EPP) entre ambos periodos, generando evidencia complementaria para interpretar los resultados asociados a la incorporación de la Inteligencia Artificial.

Calcular

$$d = \frac{\bar{D}}{SD_D}$$

Donde:

- $\bar{D}$ = Media de las diferencias (Post – Pre)
- SD_D = desviación estándar de las diferencias

Desarrollo con sus datos reales

Diferencias por EPP:

Post – Pre: 24, 28, 20, 28, 10, 30, 12, 24

Media de diferencias: $\bar{D} = 22$

Desviación estándar de diferencias: $SD_D \approx 7.48$

Aplicando la fórmula:

$$d = \frac{22}{7.48}$$

$$d \approx 2.94$$

Interpretación de Cohen's d

Criterios estándar:

- “0.2 → “efecto pequeño”
- “0.5” → “efecto mediano”
- “0.8” → “efecto grande”
- “1.0” → “efecto muy grande”

- En este caso: $d \approx 2.94$
- Efecto extremadamente grande
- Impacto muy alto del sistema IA
- Cambio sustancial en comportamiento preventivo

El tamaño del efecto estimado mediante el coeficiente de Cohen ($d = 2.94$) pone de manifiesto que la variación observada en el cumplimiento del uso de equipos de protección personal tras la implementación del sistema de inteligencia artificial no solo es estadísticamente verificable, sino de magnitud considerable. Un valor cercano a 3 indica que la diferencia entre el escenario previo y posterior supera ampliamente los estándares comúnmente aceptados para un efecto grande, lo que refleja un cambio sustancial en la conducta preventiva dentro de la empresa. En términos prácticos, ello implica que el sistema de visión por computadora no generó una mejora marginal, sino una transformación significativa en la adherencia a las normas de seguridad, fortaleciendo de manera tangible el control operativo y la gestión del riesgo laboral.

Los resultados de la prueba t para muestras relacionadas indican una diferencia significativa entre las mediciones Pre-IA y Post-IA, por cuanto el valor de p fue menor que el nivel de significancia establecido. De igual forma, el tamaño del efecto que se obtuvo a través del estadístico de Cohen's fue $d = 2,94$ considerado un efecto muy grande e indica una magnitud considerable de la diferencia observada entre los periodos comparados. Por lo tanto, se rechaza la hipótesis nula (H_0) y se obtiene evidencia a favor de la hipótesis alterna (H_1) según la cual la aplicación de IA contribuye significativamente a la gestión estratégica de los riesgos laborales en la industria manufacturera.

3.2. Mitigación integrada de riesgos ambientales y ergonomía

Evaluar la aplicación de inteligencia artificial en la gestión de los riesgos ambientales y ergonómicos en la industria manufacturera responde a la creciente incorporación de tecnologías inteligentes en los entornos productivos contemporáneos, particularmente en el marco de la denominada Industria 4.0, donde la digitalización de procesos no solo busca optimizar la eficiencia operativa, sino también fortalecer la seguridad y sostenibilidad laboral.

Diversos estudios han demostrado que los sistemas basados en visión por computadora, sensores IoT y modelos de aprendizaje automático permiten identificar en tiempo real condiciones ambientales críticas, como niveles elevados de ruido, vibraciones excesivas, deficiencias de iluminación o variaciones térmicas, así como patrones ergonómicos asociados a posturas forzadas, movimientos repetitivos y manipulación inadecuada de cargas. Estos enfoques superan los métodos tradicionales de inspección periódica al ofrecer monitoreo continuo y generación automática de alertas, reduciendo la dependencia exclusiva de la observación humana.

Desde la perspectiva científica, evaluar el sistema de inteligencia artificial implica analizar no solo su capacidad técnica de detección, sino también su impacto cuantificable en la disminución o control de los riesgos laborales. La literatura reciente sostiene que la aplicación de algoritmos de detección de objetos y estimación de postura corporal ha logrado mejorar significativamente la identificación temprana de factores de riesgo en entornos industriales, contribuye a la reducción de accidentes y trastornos musculoesqueléticos. Asimismo, la integración de sensores ambientales con análisis predictivo ha permitido anticipar exposiciones prolongadas a agentes físicos, optimizando la toma de decisiones preventivas.

En el contexto específico de la industria manufacturera de Ica, caracterizada por actividades agroindustriales y metalmecánicas con alta exposición a riesgos físicos y biomecánicos, este objetivo adquiere pertinencia local al generar evidencia empírica sobre la efectividad de estas tecnologías en escenarios reales de producción. En este sentido, evaluar la influencia del sistema de inteligencia artificial no solo aporta conocimiento aplicado en materia de seguridad ocupacional, sino que también contribuye a la consolidación de modelos de gestión basados en datos, alineados con los principios de sostenibilidad, innovación tecnológica y trabajo decente propios del nuevo milenio. De esta manera, el objetivo se fundamenta tanto en avances científicos internacionales como en la necesidad regional de modernizar los mecanismos de prevención y control de riesgos laborales.

A objeto de evaluar la relación entre la aplicación de la IA y la gestión de los riesgos ambientales y ergonómicos de la industria manufacturera, se estableció como hipótesis nula (H_0) que la aplicación de la IA no influye de manera significativa en la gestión de los referidos riesgos; a su vez la hipótesis alterna (H_1) mantiene que si existe una influencia

significativa. El nivel de significancia establecido para su contrastación fue de $\alpha = 0,05$, se asume como criterio estadístico para precisar la existencia de diferencias significativas en los resultados previos y posteriores de la incorporación de la IA. Se consideró un diseño Cuasi-experimental Pre-test / Post-test.

Para demostrar influencia significativa, se requiere:

- Medición antes (Pre-IA)
- Implementación del sistema IA
- Medición después (Post-IA)
- Comparación estadística
- Decisión con $\alpha = 0.05$

3.2.1. Aplicación de Inteligencia Artificial

Al considerar la Aplicación de la Inteligencia Artificial como variable independiente, tomando en cuenta dos momentos de observación: antes de incorporar la tecnología (Pre-IA) y posterior a la implementación (Post-I), se asignó la codificación 0= antes de la aplicación de IA y 1= después de la aplicación de IA, con el fin de diferenciar los periodos y facilitar su comparación. Este procedimiento facilitó el análisis estadístico de las variaciones observadas en la gestión de los riesgos ambientales y ergonómicos entre las condiciones Pre-IA y Post-IA, es decir, una base que permitiera valorar la asociación entre la incorporación de la tecnología y los cambios registrados, sin asumir por sí misma una relación causal. La Tabla 6 muestra dicha codificación.

Tabla 5
Intervención de Inteligencia Artificial.

Condición	Codificación
Antes de IA	0
Después de IA	1

Nota. Intervención de IA.

3.2.2. Análisis de resultados sobre la Inteligencia Artificial y los riesgos ambientales y ergonómicos en la industria manufacturera de Ica

La dimensión dependiente *Riesgos Ambientales y Ergonómicos* comprende indicadores físicos y biomecánicos cuantificables, que pueden ser cuantificados de manera objetiva y sistemática. Su expresión mediante unidades técnicas estandarizadas (dB, m/s², °C, Lux, Kg, rep/min, minutos), asegura la consistencia de las mediciones y facilita la comparación de los resultados a lo largo del tiempo. Esta estructura favorece la organización y análisis estadístico de los datos. Su operacionalización permite convertir los riesgos laborales en variables medibles, generando evidencia objetiva para valorar el efecto de la intervención basada en inteligencia artificial. La Tabla 6 contiene los principales indicadores considerados para la evaluar cuantitativamente los riesgos ambientales y ergonómicos, junto con sus respectivas unidades de medida.

Tabla 6

Indicadores medidos cuantitativamente.

Código	Indicador	Unidad
ID1.1	Nivel de ruido	dB
ID1.2	Vibraciones	m/s ²
ID1.3	Temperatura	°C
ID1.4	Iluminación	Lux
ID1.5	Posturas forzadas	Nº eventos
ID1.6	Carga manual	Kg
ID1.7	Movimientos repetitivos	rep/min
ID1.8	Tiempo estático	Min

Nota. Indicadores y unidades de medidas para evaluar los riesgos ambientales.

Recolección Pre-IA

La medición previa a la implementación del sistema de inteligencia artificial refleja un escenario con mayor exposición a factores de riesgo ambientales y ergonómicos. Los valores promedio indican que, en términos generales, los trabajadores estaban sometidos a niveles elevados de ruido, vibraciones, temperatura y exigencias biomecánicas, mientras que la iluminación mostraba condiciones deficitarias. La *media o promedio* representa el valor central obtenido a partir del conjunto de mediciones realizadas, permitiendo describir el

comportamiento típico de cada indicador en el periodo evaluado. Por su parte, la *desviación estándar* expresa el grado de dispersión de los datos respecto a esa media; valores más altos indican una mayor variabilidad e inestabilidad en las condiciones laborales. En este caso, la dispersión observada sugiere que las exposiciones no solo fueron elevadas, sino también irregulares, lo que evidencia la necesidad de un sistema de monitoreo más preciso y continuo. Se consideraron 10 mediciones por indicador las cuales se presentan en la Tabla 7.

Tabla 7

Promedios Pre-IA.

Indicador	Media o Promedio	Desviación Estándar
Ruido	89	3
Vibración	3.2	0.5
Temperatura	34	2
Iluminación	250	40
Posturas	18	4
Carga	28	3
Repetitivos	22	2
Tiempo estático	120	15

Nota. La Tabla 7 muestra los valores correspondientes a los promedios obtenidos previo implementación de la IA.

Implementación del sistema IA

El periodo de evaluación se estableció en un mes con la finalidad de garantizar un tiempo suficiente para observar el comportamiento de los indicadores bajo condiciones operativas reales. Durante este lapso se implementó un monitoreo continuo, permitiendo la captura permanente de datos ambientales y ergonómicos sin depender de inspecciones esporádicas. La generación automática de alertas facilitó la identificación inmediata de desviaciones respecto a los umbrales de seguridad establecidos, mientras que la corrección oportuna de las condiciones detectadas contribuyó a mitigar la exposición prolongada a riesgos. Este proceso sistemático constituye la base metodológica para la posterior recolección y comparación de los datos Post-IA.

Recolección Post-IA

La recolección de datos posterior a la implementación del sistema de inteligencia artificial muestra un *comportamiento* más controlado de los factores ambientales y ergonómicos evaluados. Los valores promedio obtenidos reflejan una reducción sostenida en los niveles de ruido, vibraciones y temperatura, así como una disminución en la frecuencia de posturas forzadas, manipulación manual de cargas, movimientos repetitivos y tiempo prolongado en bipedestación, lo que indica una menor exposición del trabajador a condiciones de riesgo. De manera complementaria, el incremento del promedio de iluminación evidencia la corrección de deficiencias previamente identificadas en el entorno laboral.

Asimismo, los valores de desviación estándar alcanzados para cada indicador son reducidos, lo que indica una limitada variabilidad en torno al promedio, en consecuencia, una mayor consistencia en las condiciones evaluadas. Este comportamiento sugiere que el monitoreo automatizado permitió no solo reducir los niveles de riesgo, sino también homogeneizar las condiciones operativas, fortaleciendo una gestión preventiva más consistente en la planta industrial. Dichos valores se presentan en la Tabla 8.

Tabla 8

Promedio Post-IA.

Indicador	Media o Promedio	Desviación Estándar
Ruido	83	1
Vibración	2.1	0.3
Temperatura	30	1
Iluminación	420	35
Posturas	7	2
Carga	18	2
Repetitivos	14	1
Tiempo estático	60	10

Nota. Se presentan los valores correspondientes a los promedios obtenidos posterior a la implementación de la IA.

Aplicación del estadístico inferencial

Tomando en consideración que las variables son de naturaleza continua y el propósito del análisis es comparar las mediciones previas y posterior a la implementación de la IA, se empleó la prueba t de Student para muestras relacionadas a objeto de determinar si existe una diferencia estadísticamente significativa entre ambas mediciones. Para el contraste se plantearon las siguientes hipótesis:

$$H_0: \mu \text{ Pre} = \mu \text{ Post}$$

$$H_1: \mu \text{ Pre} \neq \mu \text{ Post}$$

$$\text{Nivel } \alpha = 0.05$$

El análisis se realizó mediante una prueba bilateral, considerando un nivel de significancia de $\alpha = 0.05$. En consecuencia, se rechazará la hipótesis nula cuando el valor p obtenido sea menor que 0.05; en caso contrario, no se rechazará la hipótesis nula. En vista que los indicadores evaluados se expresan en valores numéricos continuos (dB, °C, Lux, Kg, rep/min, minutos) y corresponden a mediciones realizadas en el mismo grupo antes y después de la intervención, se emplea la **prueba t de Student para muestras relacionadas**. Este estadístico permite comparar si la diferencia entre las medias del periodo Pre-IA y Post-IA es producto del efecto del sistema implementado o simplemente del azar.

La hipótesis nula ($H_0: \mu \text{ Pre} = \mu \text{ Post}$) plantea que no existen cambios significativos tras la intervención, mientras que la hipótesis alterna ($H_1: \mu \text{ Pre} \neq \mu \text{ Post}$) sostiene que sí existe una diferencia estadísticamente relevante entre ambos momentos. Al trabajar con un nivel de significancia $\alpha = 0.05$, se acepta un margen de error del 5%; por tanto, cuando el valor p calculado es inferior a 0.05, se descarta la hipótesis nula, lo que permite afirmar que la incorporación del sistema de inteligencia artificial produjo una variación estadísticamente significativa en los indicadores analizados.

Resultado estadístico

Se aplicó la prueba t de Student para muestras relacionadas, porque se comparan los mismos indicadores en dos momentos: Pre-IA y Post-IA.

Cálculo de la diferencia entre pares

La aplicación de la prueba t de Student para muestras relacionadas se justifica porque las mediciones realizadas antes y después de la implementación del sistema de inteligencia artificial corresponden a los mismos indicadores evaluados en la misma unidad de análisis. No se trata de grupos independientes, sino de observaciones emparejadas en dos momentos distintos, lo que permite analizar el efecto directo de la intervención.

El cálculo de la diferencia entre pares $D_i = (Valor\ Pre_i - Valor\ post_i)$, constituye el paso central de este procedimiento, ya que la prueba no compara las medias originales por separado, sino la media de las diferencias generadas por la intervención. Al restar cada valor Post-IA del correspondiente valor Pre-IA, se obtiene una medida individual del cambio producido en cada indicador. Si el sistema de inteligencia artificial tiene efecto, estas diferencias tenderán a ser sistemáticamente distintas de cero. De esta manera, el análisis se enfoca en cuantificar la magnitud y consistencia del cambio, permitiendo determinar estadísticamente si la variación observada es significativa o atribuible al azar. Dichos resultados se presentan en la Tabla 9.

Tabla 9

Diferencia entre pares.

Indicador	Pre	Post	Diferencia (D)
Ruido	89	83	6
Vibración	3.2	2.1	1.1
Temperatura	34	30	4
Iluminación	250	420	-170
Posturas	18	7	11
Carga	28	18	10
Repetitivos	22	14	8
Tiempo estático	120	60	60

Nota. Se muestra la comparación de los resultados de las mediciones Pre-IA y Post-IA para cada indicador.

Ecuación de media de las diferencias

$$\bar{D} = \frac{\sum D_i}{n}$$

Donde:

n = 8 indicadores

Se obtiene una media de diferencias significativa.

$$\sum D_i = 6 + 1.1 + 4 - 170 + 11 + 10 + 8 + 60$$

$$\sum D_i = -69.6$$

Donde:

$$\bar{D} = \frac{-69.6}{8}$$

$$\bar{D} = -8.7375$$

Procedimiento metodológico para cada indicador

Con ID1.1 – Nivel de ruido

Se tienen 10 mediciones reales:

Pre-IA (dB): 88, 90, 87, 91, 89, 92, 88, 90, 89, 89

Post-IA (dB): 83, 84, 82, 85, 83, 84, 82, 83, 84, 83

Paso 1: Diferencias (Pre - Post)

Diferencias (Pre - Post) = 5, 6, 5, 6, 6, 8, 6, 7, 5, 6

n = 10

Paso 2: Media de diferencias

$$\bar{D} = \frac{60}{10}$$

$$\bar{D} = 6$$

Paso 3: Desviación estándar de diferencias

$$SD_D = \sqrt{\frac{\sum (D_i - \bar{D})^2}{n - 1}}$$

Donde:

D_i = cada diferencia individual

$\bar{D}$ = media de las diferencias

n = número de pares

$n - 1$ = grados de libertad

Paso 4: Restar la media a cada diferencia ($D_I - \bar{D}$)

✓ $D_I = 5, 6, 5, 6, 6, 8, 6, 7, 5, 6$

✓ $\bar{D} = 6$

$(D_I - \bar{D}) = -1, 0, -1, 0, 0, 2, 0, 1, -1, 0$

Paso 5: Elevar al cuadrado a cada diferencia ($(D_I - \bar{D})^2$)

$$(D_I - \bar{D})^2 = 1 + 0 + 1 + 0 + 0 + 4 + 0 + 1 + 1 + 0 = 8$$

$$SD_D = \sqrt{\frac{8}{10 - 1}} = \sqrt{\frac{8}{9}} = \sqrt{0.8889}$$

$$SD_D = 0.94$$

La desviación estándar de las diferencias $SD_D = 0.94$, refleja el grado de dispersión que presentan los cambios individuales respecto a la media de las diferencias $\bar{D} = 6$. En términos prácticos, este valor indica que las variaciones entre cada par de mediciones (Pre-IA y Post-IA) se concentran muy cerca del cambio promedio observado, lo que evidencia uniformidad en el efecto de la intervención. Es decir, la reducción registrada no ocurrió de manera aislada en algunos casos, sino que se manifestó de forma relativamente homogénea en el conjunto de observaciones.

Desde el punto de vista estadístico, una menor desviación estándar implica menor variabilidad residual, por tanto, mayor precisión en la estimación del efecto promedio. Dado que la fórmula de la *t* pareada divide la media de las diferencias entre el error estándar

$SD_D/\sqrt{n}$, cuando SD_D es pequeño, el denominador también disminuye, incrementando el valor del estadístico t. En consecuencia, cuanto más consistentes sean las diferencias entre los dos momentos evaluados, mayor será la evidencia de que el cambio no es producto del azar, sino de la intervención aplicada.

Paso 6: Fórmula t pareada

$$t = \frac{\bar{D}}{SD_D / \sqrt{n}}$$

$$t = \frac{6}{0.94 / \sqrt{10}} = \frac{6}{0.316}$$

$$t \approx 20.2$$

Valor altamente significativo.

Paso 7. Grados de libertad y decisión

$$gl = n - 1 = 10 - 1 = 9$$

$$\alpha = 0.05$$

Con un t tan alto $t \approx 20.2 \Rightarrow p < 0.001$, por tanto: Se rechaza H_0 (hay diferencia significativa entre Pre y Post para ruido).

Nivel de ruido

El análisis se realizó mediante la prueba t de Student para muestras relacionadas, dado que las mediciones corresponden al mismo indicador evaluado en dos momentos distintos (antes y después de la implementación del sistema de inteligencia artificial). Este diseño permite examinar el efecto directo de la intervención controlando la variabilidad entre sujetos, ya que cada medición Pre-IA se compara con su correspondiente valor Post-IA.

En el **Paso 1**, el cálculo de las diferencias individuales (Pre – Post) permitió cuantificar el cambio producido en cada observación. Las diferencias obtenidas (5, 6, 5, 6,

6, 8, 6, 7, 5, 6) muestran que en todos los casos hubo reducción del nivel de ruido, lo cual sugiere un efecto consistente de la intervención.

En el **Paso 2**, la media de las diferencias $\bar{D} = 6$, indica que, en promedio, el nivel de ruido disminuyó 6 dB tras la implementación del sistema de inteligencia artificial. Este valor representa el efecto promedio observado.

En los **Pasos 3, 4 y 5**, se determinó la desviación estándar de las diferencias $SD_D = 0.94$, la cual mide cuánto se apartan las reducciones individuales respecto al promedio de 6 dB. El valor obtenido es bajo en relación con la magnitud del cambio promedio, lo que evidencia homogeneidad en el comportamiento de las mediciones. En términos investigativos, esto significa que la disminución del ruido no fue irregular ni dependiente de casos aislados sino que presentó un patrón estable y coherente en el conjunto de datos.

Desde una perspectiva estadística, una baja dispersión en las diferencias reduce el error estándar $SD_D/\sqrt{n}$ aumentando la sensibilidad del contraste de hipótesis. Esto fortalece la capacidad del análisis para detectar efectos reales de la intervención.

En el **Paso 6**, al aplicar la fórmula de la t pareada:

$$t = \frac{\bar{D}}{SD_D/\sqrt{n}}$$

Se obtuvo $t \approx 20.2$. Este valor es considerablemente superior al valor crítico correspondiente a $gl = 9$ y $\alpha = 0.05$, lo cual indica que la diferencia observada es estadísticamente muy improbable bajo la hipótesis nula.

Finalmente, en el **Paso 7** con $p < 0.001$ se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alterna. Esto significa que la reducción del nivel de ruido no puede atribuirse al azar, sino que existe evidencia estadística sólida de que la implementación del sistema de inteligencia artificial influyó significativamente en la disminución del riesgo asociado al ruido laboral.

Por lo tanto, para ID1.1 – Nivel de ruido:

El resultado obtenido no solo demuestra significancia estadística, sino también coherencia experimental:

- Existe un cambio promedio relevante (6 dB)
- Las variaciones individuales son consistentes (baja dispersión)
- El estadístico t confirma que el efecto es sistemático y no aleatorio

En consecuencia, para el indicador ID1.1 (Nivel de ruido), se concluye que el sistema de inteligencia artificial ejerció una influencia significativa en la reducción del riesgo ambiental evaluado.

Los resultados derivados del análisis inferencial aplicado a los ocho indicadores ambientales y ergonómicos evidencian diferencias estadísticamente significativas entre las mediciones realizadas antes y después de la implementación del sistema de inteligencia artificial ($p < 0.05$). En todos los indicadores evaluados, el estadístico t calculado superó el valor crítico correspondiente, lo que permite rechazar la hipótesis nula y sustentar la existencia de cambios significativos entre ambas mediciones. En este sentido, las variaciones observadas difícilmente pueden atribuirse únicamente a fluctuaciones aleatorias propias del proceso productivo, sino que constituyen evidencia estadística compatible con un efecto de la implementación del sistema de inteligencia artificial sobre las condiciones ambientales y ergonómicas evaluadas.

Desde una perspectiva metodológica, la convergencia de significancia en la totalidad de los indicadores fortalece la validez interna del estudio, al mostrar que el efecto no es aislado ni circunstancial, sino estructural en el entorno de trabajo evaluado. En consecuencia, se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis de investigación, concluyéndose que el análisis de inteligencia artificial influye de manera significativa en la detección y control de los riesgos ambientales y ergonómicos en la industria manufacturera de Ica durante el año 2025, aportando evidencia cuantitativa que respalda su efectividad como herramienta preventiva.

3.2.3. Análisis de resultados sobre la Inteligencia Artificial y los riesgos ambientales y ergonómicos

Los resultados evidencian que la implementación del sistema de inteligencia artificial produjo reducciones estadísticamente significativas en los ocho indicadores evaluados, lo que confirma un efecto consistente en la detección y control de riesgos ambientales y ergonómicos. La disminución de los niveles de ruido, vibración y temperatura, junto con la mejora en iluminación y la reducción de posturas forzadas, manipulación manual de carga, movimientos repetitivos y tiempo prolongado en bipedestación, revela que el sistema no solo incrementó la capacidad de detección, sino que facilitó intervenciones correctivas oportunas. Este comportamiento es coherente con la literatura reciente, donde se reporta que los sistemas basados en visión por computadora y sensores inteligentes permiten identificar exposiciones críticas en tiempo real, mejorando la gestión preventiva en entornos industriales (Fadhilla et al., 2025; Trujillo-Lopez et al., 2025).

Desde una perspectiva ambiental, la reducción en los niveles de ruido y vibración observada en el estudio se alinea con investigaciones que demuestran que los sistemas de monitoreo continuo, apoyados en inteligencia artificial pueden optimizar el control de agentes físicos al generar alertas inmediatas cuando se superan los umbrales establecidos (Mörth et al., 2019). En contextos manufactureros, donde la exposición acumulativa a estos factores incrementa el riesgo de pérdida auditiva y trastornos neuromusculares, la automatización del seguimiento constituye un avance significativo frente a los métodos tradicionales basados en inspecciones periódicas.

En el ámbito ergonómico, la reducción de posturas forzadas y movimientos repetitivos confirma el potencial de los algoritmos de estimación de postura corporal para detectar desviaciones biomecánicas asociadas a trastornos musculoesqueléticos, tal como ha sido señalado en estudios aplicados en plantas industriales (Fan et al., 2024). La evidencia empírica obtenida en la industria manufacturera de Ica demuestra que estos sistemas no se limitan a registrar datos, sino que actúan como herramientas activas de prevención al permitir intervenciones tempranas y ajustes operativos.

Es relevante señalar que la consistencia de la significancia estadística en los ocho indicadores fortalece la validez interna del estudio, ya que el efecto no se restringe a un único

factor de riesgo, sino que abarca tanto dimensiones ambientales como ergonómicas. Esta convergencia sugiere que la inteligencia artificial actúa como un sistema integral de gestión del riesgo, más que como un mecanismo aislado de medición. Investigaciones recientes en el marco de la Industria 4.0 sostienen que la integración de tecnologías inteligentes en seguridad ocupacional contribuye a la reducción de incidentes y a la consolidación de entornos laborales más resilientes y sostenibles (Trujillo-Lopez et al., 2025; Wyrwicka y Mrugalska, 2017).

En el contexto específico de Ica, caracterizado por actividades manufactureras con alta intensidad operativa, los resultados adquieren relevancia práctica al demostrar que la digitalización de la seguridad laboral no es una propuesta teórica, sino una estrategia viable y efectiva. Sin embargo, es importante reconocer que la efectividad del sistema depende de su correcta calibración, mantenimiento y capacitación del personal, elementos señalados en la literatura como factores críticos para el éxito de estas tecnologías (Trujillo-Lopez et al., 2025; Wyrwicka y Mrugalska, 2017).

En síntesis, los hallazgos respaldan la hipótesis de que el sistema de inteligencia artificial influye significativamente en la detección y control de riesgos ambientales y ergonómicos. Más allá de la significancia estadística, los resultados muestran coherencia técnica y aplicabilidad real, consolidando la inteligencia artificial como una herramienta estratégica para la gestión preventiva en la industria manufacturera contemporánea.

3.3. Algoritmo de visión por computadora para la identificación de riesgos laborales

Este aparte responde a la necesidad de considerar que en los entornos manufactureros actuales, la eficacia de un análisis de inteligencia artificial para seguridad y ergonomía depende en gran medida del algoritmo de visión por computadora que se emplee y de su capacidad para traducir escenas reales de trabajo en eventos de riesgo detectables. La revisión de la literatura evidencia que las aplicaciones de visión por computadora orientadas a la seguridad ocupacional se sustentan, principalmente en dos grandes familias de soluciones: (i) Detección de objetos para reconocer elementos y condiciones (por ejemplo, EPP, zonas restringidas, interacción hombre-máquina) mediante arquitecturas tipo YOLO u otras redes de detección rápida; y (ii) Estimación de pose para describir posturas y

movimientos, permitiendo evaluar riesgos ergonómicos (REBA/RULA) a partir de ángulos articulares y patrones de repetitividad.

Revisiones recientes destacan que, aunque existe un alto potencial técnico para automatizar la detección de cumplimiento y condiciones inseguras, persisten retos prácticos como oclusiones, variabilidad de iluminación, cambios de uniforme y diversidad de escenarios industriales; por ello, identificar el algoritmo más adecuado para el contexto real de la planta es un paso crítico para asegurar validez operativa.

En la dimensión ergonómica, la literatura especializada evidencia que la estimación de pose (2D/3D) permite pasar de evaluaciones puntuales basadas en observación a un enfoque más continuo y cuantificable, especialmente en tareas repetitivas o de manipulación manual de carga, donde los microdesajustes posturales se acumulan y derivan en trastornos musculoesqueléticos. Estudios y marcos recientes muestran avances en el análisis de posturas mediante la estimación de pose y su vínculo con métricas de riesgo ergonómico, resaltando la pertinencia de elegir algoritmos capaces de operar con cámaras convencionales y condiciones industriales reales.

En el caso de Ica, donde coexisten procesos manufactureros con demandas físicas y exposición a condiciones ambientales variables, identificar el algoritmo no es un ejercicio “teórico” sino una decisión metodológica que define los riesgos que pueden detectarse con qué precisión y oportunidad para activar medidas preventivas. Esta identificación permite construir una relación trazable entre: (a) lo que el algoritmo “ve” (personas, posturas, trayectorias, objetos), (b) lo que clasifica como riesgo (evento/umbral), y (c) la acción preventiva resultante (alerta, corrección, registro). Además, el punto se alinea con la agenda del nuevo milenio en materia de sostenibilidad social: Fortalecer la prevención basada en evidencia contribuye a entornos de trabajo más seguros y a la protección de derechos laborales, en coherencia con el ODS 8 (trabajo decente), particularmente su enfoque en promover ambientes de trabajo seguros.

Finalmente, esta fundamentación se refuerza porque organismos especializados señalan que los sistemas de monitoreo digital “inteligentes” pueden mejorar la vigilancia preventiva, pero su efectividad depende de cómo se diseñan, validan y gobiernan (calidad de datos, calibración, sesgos, uso responsable y claridad de propósito). Por ello, identificar

el algoritmo y vincularlo con gestión estratégica de los riesgos específicos es un paso esencial para sostener científicamente el sistema, hacerlo auditable y convertirlo en una herramienta preventiva replicable en la industria manufacturera regional.

3.3.1. Fundamento y propósito del algoritmo

Se plantea que la incorporación de algoritmos de visión por computadora en sistemas de inteligencia artificial *puede contribuir significativamente a la gestión estratégica de los riesgos laborales en la industria manufacturera*, al facilitar la identificación, el monitoreo y la prevención de situaciones potencialmente peligrosas en los entornos de trabajo.

Desde esta perspectiva, la *hipótesis* considera que el uso de estas tecnologías no se limita a la detección automatizada de condiciones inseguras, sino que puede fortalecer la capacidad de las organizaciones para anticipar riesgos, apoyar la toma de decisiones y desarrollar estrategias orientadas a una gestión preventiva de la seguridad laboral.

En sentido contrario, la *hipótesis nula* sostiene que la aplicación de algoritmos de visión por computadora en sistemas de inteligencia artificial *no genera una influencia significativa en la gestión estratégica de los riesgos laborales* en la industria manufacturera.

Se adoptó un nivel de significancia:

$$\alpha = 0.05$$

Procedimiento científico

Paso 1: Definir eventos o registros evaluados

- Es importante considerar que los *registros visuales* son capturas de imagen o secuencias cortas de video obtenidas de las cámaras instaladas en la planta industrial.

Cada registro visual representa:

- Un trabajador realizando una actividad.
- Una condición ambiental observable.
- Un momento específico de operación.

Casos concretos del registro:

- Operario levantando una carga.
- Soldador trabajando sin careta.
- Trabajador con postura inclinada prolongada.
- Área con iluminación deficiente.
- Persona manipulando máquina sin EPP.

Cada imagen o clip es una unidad de análisis.**Se seleccionaron 200 eventos o registros:**

- Se realizó el muestreo sistemático durante 1 mes.
- Se seleccionaron eventos aleatoriamente.
- Se consideró distintos turnos y áreas.

Cada evento se evalúa por dos fuentes:

- Evaluación experta (seguridad y salud ocupacional).
- Clasificación del algoritmo IA.

Cada uno asigna:

- Riesgo presente (1).
- Riesgo ausente (0).

Paso 2: Son 200 unidades de observación independientes, extraídas del sistema de cámaras industriales**Cada registro puede ser:**

- Una imagen capturada automáticamente cada cierto intervalo.
- Un clip corto (3–10 segundos) cuando el sistema detecta movimiento.
- Una captura manual seleccionada aleatoriamente del turno.

Cada registro debe:

- Mostrar claramente a un trabajador o condición ambiental.
- Permitir evaluar si existe o no un factor de riesgo.
- Ser único (no repetir el mismo evento).
- Estar fechado y codificado.

Casos recogidos de campo:

- Evento 006:** Operario levantando caja sin flexión de rodillas.
- Evento 045:** Trabajador en soldadura sin protección ocular.
- Evento 103:** Zona de ensamblaje con iluminación insuficiente.
- Evento 178:** Operario inclinado $>30^\circ$ durante más de 10 segundos.

Tabla 10

Registro de eventos visuales (estructura completa).

Evento	Fecha	Área	Tipo de riesgo observado	Evaluación Experta (0/1)	Clasificación IA (0/1)
001	02/11/25	Soldadura	Postura forzada	1	1
002	02/11/25	Almacén	Carga manual	1	0
003	02/11/25	Ensamblaje	Sin riesgo	0	0
004	03/11/25	Corte	Ruido	1	1
005	03/11/25	Planta	Vibración	1	1
...	...	...	...	...	...
200	30/11/25	Ensamblaje	Sin riesgo	0	0

Nota. Tabla de registro primario en la que cada fila representa un evento.

Tabla 11

Matriz de contingencia.

	Riesgo Real Sí	Riesgo Real No	Total
IA Detecta Sí	VP	FP	
IA Detecta No	FN	VN	
Total			200

Nota. Matriz de Contingencia utilizada para organizar la distribución conjunta de los casos con presencia o ausencia de riesgos

Significado de VP, FP, FN, VN

VP = Verdaderos Positivos (True Positives)

Son los casos donde:

- Existe riesgo real.
- El algoritmo lo detecta correctamente.

El sistema acierta:

- El experto confirma la postura forzada y la IA también la detecta.

FP = Falsos Positivos (False Positives)

Son los casos donde:

- No existe riesgo real.
- La IA indica que sí hay riesgo.

El sistema genera una alarma incorrecta:

- La IA detecta “postura riesgosa”, pero el experto determina que es postura segura.

FN = Falsos Negativos (False Negatives)

Son los casos donde:

- Sí existe riesgo real.
- La IA no lo detecta.

Es el error más peligroso:

- El trabajador levanta la carga incorrectamente, pero la IA no lo identifica.

VN = Verdaderos Negativos (True Negatives)

Son los casos donde:

- No existe riesgo.
- La IA correctamente no detecta riesgo.

El sistema acierta.

Tabla 12

Clasificación de resultados según riesgo real y detección de la IA.

	Riesgo Real Sí	Riesgo Real No
IA Detecta Sí	VP (acierto)	FP (error)
IA Detecta No	FN (error)	VN (acierto)

Nota. Se presenta la clasificación de los resultados de la IA según la presencia de riesgo real y su detección por el sistema. VP = verdadero positivo; FP = falso positivo; FN = falso negativo; VN = verdadero negativo.

Tabla 13

Registro de eventos visuales (estructura completa).

Evento	Fecha	Área	Tipo de riesgo observado	Evaluación Experta (0/1)	Clasificación IA (0/1)
001	02/11/25	Soldadura	Postura forzada	1	1
002	02/11/25	Almacén	Carga manual	1	0
003	02/11/25	Ensamblaje	Sin riesgo	0	0
004	03/11/25	Corte	Ruido	1	1
005	03/11/25	Planta	Vibración	1	1
...	...	...	...	...	...
200	30/11/25	Ensamblaje	Sin riesgo	0	0

Nota. Se muestran los eventos visuales utilizados en el análisis.

Tabla 14

Resumen estadístico de los 200 eventos.

	Riesgo Real Sí	Riesgo Real No	Total
IA Detecta Sí	92	8	100
IA Detecta No	8	92	100
Total	100	100	200

Nota. Se presenta el resumen estadístico de los 200 eventos analizados, agrupados según la presencia o ausencia de riesgo real.

Por tanto:

- VP = 92
- FP = 8
- FN = 8
- VN = 92
- Total = 200

Paso 3: Precisión (Accuracy)

Mide qué tan correcto es el sistema en general.

$$Precisión = \frac{VP + VN}{Total}$$

$$Precisión = \frac{92 + 92}{200}$$

$$Precisión = 0.92 = 92\%$$

El resultado anterior indica que el algoritmo logró coincidencia con la evaluación experta en el 92% de los registros analizados, lo que evidencia un desempeño elevado en la identificación de condiciones de riesgo y no riesgo dentro del entorno industrial. Este nivel de concordancia refleja que la mayoría de las decisiones generadas por el sistema corresponden correctamente a la realidad observada en planta, reduciendo de manera significativa los errores de clasificación. Desde una perspectiva operativa, una precisión de este nivel sugiere que el modelo presenta estabilidad en distintos escenarios de trabajo y mantiene consistencia en su capacidad de análisis visual, lo cual es fundamental para su aplicación en procesos de monitoreo continuo. En términos metodológicos, este porcentaje respalda la confiabilidad del algoritmo como herramienta de apoyo en la detección automatizada de factores de riesgo laboral.

Paso 4: Sensibilidad (Recall o Tasa de detección)

Mide la capacidad del sistema para detectar riesgos reales.

$$\text{Sensibilidad} = \frac{VP}{VP + FN}$$

$$\text{Sensibilidad} = \frac{92}{92 + 8} = \frac{92}{100}$$

$$\text{Sensibilidad} = 0.92 = 92\%$$

El valor obtenido indica que el sistema identifica adecuadamente 92 de cada 100 situaciones en las que realmente existe un factor de riesgo, esto demuestra una alta capacidad de detección frente a condiciones potencialmente peligrosas. Este nivel de sensibilidad es especialmente relevante en el ámbito industrial, donde omitir un evento riesgoso puede traducirse en consecuencias operativas y humanas significativas. La consistencia en la identificación de la mayoría de los riesgos reales sugiere que el algoritmo responde de manera eficaz ante patrones visuales asociados a posturas inadecuadas, uso incorrecto de EPP o exposiciones ambientales críticas. Desde el enfoque metodológico, este resultado reduce la probabilidad de falsos negativos y fortalece la confiabilidad del sistema como herramienta preventiva dentro de la gestión de seguridad y salud ocupacional.

Paso 5: Especificidad

Mide la capacidad para identificar correctamente condiciones sin riesgo.

$$Especificidad = \frac{VN}{VN + FP}$$

$$Sensibilidad = \frac{92}{92 + 8} = \frac{92}{100}$$

$$Sensibilidad = 0.92 = 92\%$$

El análisis realizado muestra que el algoritmo logra identificar correctamente la gran mayoría de las condiciones en las que no existe riesgo laboral, alcanzando una tasa de acierto del 92% en la clasificación de situaciones seguras. Esto significa que el sistema presenta una baja proporción de falsas alarmas, lo cual es fundamental para mantener la confianza operativa y evitar interrupciones innecesarias en los procesos productivos. Desde el punto de vista técnico, este nivel de especificidad evidencia que el modelo además de detectar eventos críticos, discrimina adecuadamente escenarios normales, manteniendo equilibrio entre vigilancia preventiva y estabilidad en la operación industrial.

Paso 6: Procedimiento para calcular el CHI CUADRADO

$$\chi^2 = \sum \frac{(O - E)^2}{E}$$

Donde:

O = Frecuencia observada

E = Frecuencia esperada

Calcular Frecuencias Esperadas (E)

$$E = \frac{(Total\ fila)(Total\ columna)}{(Total\ general)}$$

Para VP (fila 1, columna 1):

$$E_{11} = \frac{(100)(100)}{(200)}$$

$$E_{11} = 50$$

Para FP

$$E_{12} = \frac{(100)(100)}{(200)}$$

$$E_{11} = 50$$

Para FN

$$E_{21} = \frac{(100)(100)}{(200)}$$

$$E_{11} = 50$$

Para VN

$$E_{22} = \frac{(100)(100)}{(200)}$$

$$E_{11} = 50$$

Tabla 15

Comparación entre frecuencias observadas y esperadas.

Celda	O	E
VP	92	50
FP	8	50
FN	8	50
VN	92	50

Nota. O = frecuencia observada; E = frecuencia esperada. VP = verdaderos positivos;

FP = falsos positivos; FN = falsos negativos; VN = verdaderos negativos.

Aplicando la fórmula del CHI CUADRADO:

$$\chi^2 = \frac{(92 - 50)^2}{50} + \frac{(8 - 50)^2}{50} + \frac{(8 - 50)^2}{50} + \frac{(92 - 50)^2}{50}$$

$$\chi^2 = \frac{(42)^2}{50} + \frac{(-42)^2}{50} + \frac{(-42)^2}{50} + \frac{(42)^2}{50}$$

$$\chi^2 = \frac{1764}{50} + \frac{1764}{50} + \frac{1764}{50} + \frac{1764}{50}$$

$$\chi^2 = 35.28 + 35.28 + 35.28 + 35.28$$

$$\chi^2 = 141.12$$

Grados de libertad:

$$\checkmark \quad gl = (filas - 1)(columnas - 1)$$

$$gl = (2 - 1)(2 - 1)$$

$$gl = 1$$

Valor crítico:

Para:

$$gl = 1$$

$$\alpha = 0.05$$

$$\text{Valor crítico} = \chi^2_{\text{critico}} = 3.48$$

Decisión:

$$\chi^2_{\text{calculado}} = 141.12$$

$$141.12 > 3.48$$

Por tanto:

- ✓ **Se rechaza H_0**
- ✓ **Existe asociación altamente significativa**
- ✓ **El p-valor es mucho menor que 0.001.**

La prueba de independencia mediante el estadístico Chi-cuadrado produjo un valor $\chi^2 = 141.12$ con 1 grado de libertad, cifra que supera ampliamente el valor crítico correspondiente al nivel de significancia $\alpha = 0.05$. Esta magnitud evidencia que la relación observada entre la clasificación del algoritmo de visión por computadora y la evaluación realizada por el especialista no es producto de variaciones aleatorias, sino que responde a una asociación estadísticamente consistente. En términos aplicados, los resultados muestran que el sistema automatizado presenta un comportamiento concordante con el criterio técnico humano al momento de identificar la presencia o ausencia de la gestión estratégica de riesgos laborales.

Dado que el valor obtenido implica un $p < 0.05$, se rechaza la hipótesis nula (H_0), la cual sostenía que el algoritmo no identifica significativamente la gestión estratégica de riesgos laborales en la industria manufacturera. En consecuencia, se acepta la hipótesis alterna (H_1), concluyéndose que el algoritmo de visión por computadora del sistema de inteligencia artificial sí identifica de manera significativa los factores de riesgo laboral en el contexto industrial evaluado. Este resultado fortalece la validez empírica del modelo implementado y respalda su utilidad como herramienta tecnológica para la detección preventiva en entornos manufactureros.

Los resultados evidencian que el algoritmo de visión por computadora presentó una asociación estadísticamente significativa con la evaluación experta en la identificación de factores de riesgo laboral ($\chi^2 = 141.12$; $p < 0.05$). Este hallazgo indica que el sistema no actúa de manera aleatoria ni independiente del criterio técnico humano, sino que reproduce de forma consistente los patrones asociados a condiciones inseguras dentro del entorno manufacturero. La magnitud del estadístico obtenido sugiere una concordancia estructural entre ambas clasificaciones, lo cual respalda la validez operativa del modelo implementado.

Diversos estudios han demostrado que los modelos basados en la detección de objetos y la estimación de la pose corporal permiten automatizar la identificación de riesgos como el uso inadecuado de EPP, las posturas forzadas y la manipulación manual de carga, alcanzando niveles elevados de precisión cuando son entrenados con datos contextualizados (Rahman et al., 2025; Trujillo-Lopez et al., 2025). En particular, la aplicación de redes convolucionales profundas para monitoreo de seguridad industrial ha mostrado mejoras sustanciales frente a esquemas tradicionales de inspección manual, especialmente en entornos dinámicos donde la supervisión continua resulta compleja (Fan y Li, 2024). Los resultados en la industria

manufacturera de Ica son coherentes con estas evidencias, al reflejar altos niveles de precisión, sensibilidad y especificidad en la detección automatizada.

En el ámbito ergonómico, investigaciones recientes destacan que los algoritmos de estimación de postura permiten evaluar desviaciones biomecánicas con mayor objetividad que los métodos observacionales clásicos, reduciendo la subjetividad del evaluador (Paudel, et al., 2022). La concordancia significativa encontrada en este estudio refuerza la idea de que la visión por computadora puede convertirse en una herramienta complementaria, y no sustituta, del profesional en seguridad y salud ocupacional, facilitando decisiones preventivas basadas en datos en tiempo real.

En este orden de ideas, la literatura en el marco de la transformación digital industrial señala que la integración de inteligencia artificial en la gestión de riesgos contribuye a fortalecer la cultura preventiva y a disminuir la probabilidad de incidentes al permitir intervenciones tempranas (Zhou et al., 2016). En este contexto, la evidencia empírica obtenida no solo valida el desempeño técnico del algoritmo, sino que demuestra su aplicabilidad en un entorno manufacturero regional con condiciones operativas reales.

No obstante, es importante considerar que el rendimiento del algoritmo depende de factores como calidad de imagen, condiciones de iluminación, ángulos de captura y calibración del sistema. Estudios especializados advierten que la variabilidad ambiental puede afectar la estabilidad del modelo si no se cuenta con procesos de ajuste continuo y validación periódica (Fan y Li, 2024; Trujillo-Lopez et al., 2025). Por ello, aunque los resultados son robustos, la sostenibilidad del sistema requiere mantenimiento técnico y actualización de los modelos de entrenamiento.

En síntesis, dichos resultados confirman que el algoritmo de visión por computadora implementado presenta desempeño consistente y estadísticamente significativo en la identificación de factores de riesgo laboral en la industria manufacturera de Ica. La evidencia empírica obtenida se alinea con tendencias internacionales en seguridad industrial digital y respalda la incorporación de tecnologías inteligentes como instrumentos de apoyo en la gestión preventiva contemporánea.

CAPÍTULO 4

Hoja de ruta para
la integración de IA
en la prevención
de riesgos industriales



Integración de Inteligencia Artificial en la prevención de riesgos industrial

4.1 Implementación de la hoja de ruta

Diversos estudios han demostrado que los modelos basados en la detección de objetos y la estimación de la pose corporal permiten automatizar la identificación de riesgos como el uso inadecuado de EPP, las posturas forzadas y la manipulación manual de carga, alcanzando niveles elevados de precisión cuando son entrenados con datos contextualizados (Rahman et al., 2025; Trujillo-Lopez et al., 2025). En particular, la aplicación de redes convolucionales profundas para monitoreo de seguridad industrial ha mostrado mejoras sustanciales frente a esquemas tradicionales de inspección manual, especialmente en entornos dinámicos donde la supervisión continua resulta compleja (Fan y Li, 2024). Los resultados obtenidos en la industria manufacturera de Ica son coherentes con estas evidencias, al reflejar altos niveles de precisión, sensibilidad y especificidad en la detección automatizada.

En el ámbito ergonómico, investigaciones recientes destacan que los algoritmos de estimación de postura permiten evaluar desviaciones biomecánicas con mayor objetividad que los métodos observacionales clásicos, reduciendo la subjetividad del evaluador (Paudel, et al., 2022). La concordancia significativa encontrada en este estudio refuerza la idea de que la visión por computadora puede convertirse en una herramienta complementaria, y no sustituta, del profesional en seguridad y salud ocupacional, facilitando decisiones preventivas basadas en datos en tiempo real.

Asimismo, la literatura en el marco de la transformación digital industrial señala que la integración de inteligencia artificial en la gestión de riesgos contribuye a fortalecer la cultura preventiva y a disminuir la probabilidad de incidentes al permitir intervenciones tempranas (Zhou et al., 2016). En este contexto, la evidencia empírica obtenida no solo valida el desempeño técnico del algoritmo, sino que demuestra su aplicabilidad en un entorno manufacturero regional con condiciones operativas reales.

Sin embargo, la utilización de esta tecnología amerita reconocer sus condiciones de operación. Factores como calidad de imagen, condiciones de iluminación, ángulos de captura y calibración del sistema pueden influir en el comportamiento del algoritmo. Estudios especializados advierten que la variabilidad ambiental puede afectar la estabilidad del modelo si no se cuenta con procesos de ajuste continuo y validación periódica (Fan y Li, 2024; Trujillo-Lopez et al., 2025;). Por ello, su incorporación a la gestión preventiva debe ir acompañada de mantenimiento técnico y actualización de los modelos de entrenamiento.

En síntesis, los resultados confirman que el algoritmo de visión por computadora implementado presenta desempeño consistente y estadísticamente significativo en la identificación de factores de riesgo laboral ($\chi^2 = 141.12$; $p < 0.05$).

Este hallazgo indica que el sistema no actúa de manera aleatoria ni independiente del criterio técnico humano, sino que reproduce de forma consistente los patrones asociados a condiciones inseguras dentro del entorno manufacturero. La magnitud del estadístico obtenido sugiere una concordancia estructural entre ambas clasificaciones, lo cual respalda la validez operativa del modelo implementado.

En consecuencia, la implementación del sistema de inteligencia artificial basado en visión por computadora fortaleció significativamente la identificación de la gestión estratégica de riesgos laborales, tanto en el uso de EPP como en la detección de posturas ergonómicas inseguras. La mejora cuantificable en los niveles de cumplimiento y la reducción de incidentes asociados permiten sostener que el monitoreo automatizado constituye una herramienta eficaz dentro de la gestión preventiva en entornos manufactureros. Estos hallazgos se alinean con la literatura internacional sobre digitalización de la seguridad industrial y confirman que la integración de tecnologías inteligentes representa una estrategia sostenible para la protección del trabajador.

El análisis estadístico permitió establecer cambios significativos en los indicadores ambientales y ergonómicos evaluados antes y después de la implementación del sistema en la industria manufacturera de Ica. Las diferencias observadas no se explican solo por variaciones aleatorias, sino a un efecto asociado al monitoreo automatizado y a la capacidad de detección temprana incorporada por el sistema. Por lo tanto, se confirma que el monitoreo automatizado contribuyó a mejorarla detección de condiciones de riesgo y a generar información útil para fortalecer la gestión preventiva en el entorno industrial analizado.

El análisis inferencial realizado demuestra que el algoritmo de visión por computadora implementado en el sistema de inteligencia artificial identifica de manera estadísticamente significativa la gestión estratégica de los riesgos laborales en la industria manufacturera de Ica, evidenciándose una asociación consistente entre la clasificación automatizada y la evaluación experta ($p < 0.05$). Este resultado confirma que el desempeño del sistema no es producto del azar, sino que responde a un patrón confiable de reconocimiento de condiciones de riesgo y no riesgo en el entorno industrial. En consecuencia, se reconoce la utilidad del sistema como apoyo tecnológico para la detección preventiva y la gestión de riesgos laborales. Por consiguiente, la tecnología se puede incorporar de forma progresiva a los procesos de vigilancia, identificación y seguimiento de riesgos.

4.2. Recomendaciones para la industria

Integrar de manera progresiva el sistema de inteligencia artificial de gestión de riesgos laborales como un recurso que complemente los procedimientos de inspección y evaluación que utilicen en la industria, a la vez de definir responsabilidades para la supervisión de las alertas, atención de las condiciones identificadas y el seguimiento de medidas correctivas.

Establecer un programa de mantenimiento, calibración y validación periódica del sistema acorde con las condiciones reales de operación de la visión por computadora, considerando que la calidad de las imágenes, la iluminación, ángulos de captura y los cambios en los procesos productivos pueden afectar el desempeño del algoritmo. Además, evaluar de forma periódica los resultados frente a la evaluación de especialistas y actualizar los datos de entrenamiento al incorporarse nuevas condiciones de trabajo.

Fortalecer las competencias del personal operativo y de supervisión sobre la interpretación y atención de las alertas generadas por el sistema. Por lo que la capacitación debe orientar sobre funcionamiento general del sistema, criterios de verificación de alertas, comunicación de las condiciones detectadas y aplicación e las medidas correctivas.

Ampliar gradualmente la aplicación del sistema hacia otras áreas o procesos productivos, priorizando lo de mayor exposición a riesgos ambientales, ergonómicos o inherentes al uso de equipos de protección personal. Dicha expansión debe ser producto de evaluaciones periódicas de desempeño y evidencias de la operación a fin de comprobar previamente su capacidad de respuesta a las necesidades de cada área.

También se recomienda utilizar los registros que genera el sistema como fuente de información para el seguimiento de tendencias de riesgos, ya que puede contribuir a identificar patrones recurrentes y orientar acciones de prevención, así como establecer prioridades de intervención y valorar la evolución de los indicadores de riesgo.

4.3. Consideraciones finales

El contenido desarrollado en este capítulo permite avanzar desde la identificación y evaluación del riesgo postural hacia una propuesta concreta de aplicación de la inteligencia artificial en el ámbito de la prevención de riesgos laborales. Las evidencias analizadas no deben entenderse solo como una validación del desempeño del sistema, sino como la base para definir las condiciones que debe cumplir una herramienta de este tipo para integrarse de manera efectiva en los procesos de evaluación ergonómica.

La propuesta tiene su fundamento en que la inteligencia artificial puede constituir un recurso de apoyo para la identificación temprana de situaciones potencialmente riesgosas, sin sustituir el criterio profesional. La detección automatizada puede ampliar la capacidad de observación, agilizar el análisis de un mayor número de situaciones y proporcionar indicadores objetivos que faciliten la toma de decisiones. Sin embargo, la valoración definitiva del riesgo debe vincularse tanto al conocimiento especializado como al contexto específico de cada puesto de trabajo.

Los resultados de la matriz de clasificación son la base para proponer que toda implementación práctica del sistema conlleve mecanismos de supervisión y validación a objeto que pueda utilizarse como mecanismo de alerta y apoyo a la evaluación, acompañado

de protocolos que permitan revisar las situaciones detectadas y otras que sugieran incertidumbre. Dicho sistema se puede plantear en cuatro etapas: *captura y análisis de la postura, identificación automática de situaciones potencialmente riesgosas, revisión por parte del especialista y adopción de medidas preventivas.*

De igual forma, la utilización de la IA debería integrarse en un proceso continuo de prevención, en la medida que contribuye a identificar patrones recurrentes, dar prioridad a tareas o puestos que requieran evaluación y dirigir la acción correctiva generando información útil para intervenir sobre las condiciones de trabajo. Además, establecer criterios de implementación como la calidad de imágenes o datos utilizados, condiciones de captura, la validación periódica del modelo y supervisión de los resultados, todo lo cual es necesario para reducir posibles errores de clasificación. En este sentido, el sistema no solo identifica situaciones posturales, también determina la forma de utilizar los resultados dentro de una estrategia preventiva concreta como sustento para avanzar hacia modelos de evaluación asistida por IA donde la automatización, la supervisión y la acción preventiva se integren para lograr mayor eficacia.

Referencias

- Adebowale, O. J., y Agumba, J. N. (2026). Smart PPE and wearable technology for construction safety management: A scientometric analysis and state-of-the-art review. *Archives of Environmental & Occupational Health*, 81(5–6), 127–138. <https://doi.org/10.1080/19338244.2026.2655851>
- Álvarez-Gómez, M., y Benítez-Sánchez, H. (2022). Evaluación de confort y estrés térmico en trabajadores del sector manufacturero: Un enfoque dinámico. *Ciencia & Trabajo*, 24(73), 45–56. https://scielo.conicyt.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718-24492022000100045
- Arana-Landín, G., Laskurain-Iturbe, I., Iturrate, M., y Landeta-Manzano, B. (2023). Assessing the influence of industry 4.0 technologies on occupational health and safety. *Heliyon*, 9(3), e13720.
- Ardila Hernández, M. P., Farías Monroy, L. Y., y Mora Moreno, M. I. (2018). *Fundamentos investigativos*. Editorial Fundación Universitaria Juan de Castellanos.
- Armenteros-Cosme, P., Arias-González, M., Alonso-Rollán, S., Márquez-Sánchez, S., y Carrera, A. (2025). Advancements in artificial intelligence and machine learning for occupational risk prevention: A systematic review on predictive risk modeling and prevention strategies. *Sensors*, 25(17), 5419. <https://doi.org/10.3390/s25175419>
- Arshad, S., Akinade, O., Bello, S., y Bilal, M. (2023). Computer vision and IoT research landscape for health and safety management on construction sites. *Journal of Building Engineering*, 76, 107049. <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2023.107049>
- Arostegui Gomez, D., y Olivera Mantari, F. (2022). *Propuesta de implementación del sistema de gestión de seguridad y salud ocupacional, de la cantera “Silvia 2017 B”*. [Tesis, Universidad Continental].
- Berezutskyi, V. (2025). Assessing the risks of applying artificial intelligence to occupational safety. *Technology Audit and Production Reserves*, 5(2), 26–32. <https://doi.org/10.15587/2706-5448.2025.339322>
- Camargo Salinas, A., Pardo, A., y Barios, J. A. (2024). Estado del arte en evaluación de métodos de detección automatizada de riesgo ergonómico en entornos de trabajo industrial. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*, 21(3), 245–259. <https://doi.org/10.4995/riai.2024.2124>
- Chaparro Concha, J. (2024). *Integración de redes neuronales y visión por computador para la predicción de accidentes laborales en el sector industrial*. [Trabajo de grado, Universidad Santo Tomás]. <https://repository.usta.edu.co/handle/11634/51020>

- Chatzis, S., Chatzis, T., y Vretos, N. (2024). Deep learning algorithms for continuous ergonomics and biomechanical risk assessment in manufacturing environments. *Computers & Industrial Engineering*, 188, 109840. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2024.109840>
- Decreto Supremo N.º 005-2012-TR. (2012). *Reglamento de la Ley N.º 29783, Ley de Seguridad y Salud en el Trabajo*. Ministerio de Trabajo y Promoción del Empleo. https://cdn.www.gob.pe/uploads/document/file/571763/Decreto_Supremo_N_005-2012-TR.pdf
- Delgado, A., Condori, R., Hernández, M., Lee Huamani, E., y Andrade-Arenas, L. (2023). Artificial intelligence model based on grey clustering to access quality of industrial hygiene: A case study in Peru. *Computation*, 11(3), Artículo 51. <https://doi.org/10.3390/computation11030051>
- Delgado, A. D., Aliaga, C., Carlos, L., Vergaray, C., y Carbajal, C. (2021). Artificial intelligence model based on grey clustering for integral analysis of industrial hygiene risk. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 12(4), 389–395. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2021.0120449>
- Dzedzickis, A., Subaciute-Žemaitienė, J., Šutinys, E., Samukaitė-Bubnienė, U., y Bučinskas, V. (2022). Advanced applications of industrial robotics: New trends and possibilities. *Applied Sciences*, 12(1), 135. <https://doi.org/10.3390/app12010135>
- Fadhilla, M., Sapitri, S., y Wandri, R. (2025). Deep learning-based identification of personal protective equipment in construction area. *Sistemasi*, 14(4), 1711. <https://doi.org/10.32520/stmsi.v14i4.5271>
- Fan, C., Mei, Q., y Li, X. (2024). 3D pose estimation dataset and deep learning-based ergonomic risk assessment in construction. *Automation in Construction*, 164, 105452. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2024.105452>
- Fang, W., et al. (2020). Computer vision applications in construction safety assurance. *Automation in Construction*, 110, 103013. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2019.103013>
- Fernández-Pérez, C., y Rivas-Moreno, J. (2024). Monitoreo ambiental en tiempo real mediante IoT para la gestión de riesgos en naves industriales. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*, 21(2), 112–125. <https://doi.org/10.4995/riai.2024.19830>
- García-Sánchez, M., y Ramírez-Ortega, J. (2023). Aplicación de algoritmos de visión artificial para el mantenimiento predictivo y control de calidad en plantas de manufactura. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*,

- Garg, V. K. (1996). Principles of distributed systems. En *Capítulo de libro* (pp. 213–214). Kluwer Academic Publishers. https://doi.org/10.1007/978-1-4613-1321-2_11
- Gobierno Regional de Ica. (2022). *Plan de desarrollo regional concertado Ica 2016–2025 ampliado*. <https://cdn.www.gob.pe/uploads/document/file/4209705/Plan%20de%20Desarrollo%20Recional%20Concertado%202016%20-%202025.pdf?v=1677784511>
- Grant, S. W., Collins, G. S., y Nashef, S. A. M. (2018). Statistical primer: Developing and validating a risk prediction model. *European Journal of Cardio-Thoracic Surgery*, 54(2), 203–208. <https://doi.org/10.1093/ejcts/ezy180>
- Heinrich, H. W. (1931). *Industrial accident prevention: A scientific approach*. McGraw-Hill
- Hernández-Sampieri, R., y Mendoza Torres, C. P. (2018). *Metodología de la investigación: Las rutas cuantitativa y mixta*. McGraw-Hill Education.
- Hollnagel, E. (2014). *Safety-I and Safety-II: The past and future of safety management*. CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781315607511>
- Instituto Nacional de Estadística e Informática. (2024). *Ica: Compendio estadístico 2024*. Oficina Departamental de Estadística e Informática de Ica. https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Compdptal2024/Ica2024.pdf
- Jarrahi, M. H., Askay, D., Eshraghi, A., y Smith, P. (2023). Artificial intelligence and knowledge management: A partnership between human and AI. *Business Horizons*, 66(1), 87–99. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2022.03.002>
- Khurram, M., et al. (2025). Artificial intelligence in manufacturing industry worker safety: A new paradigm for hazard prevention and mitigation. *Processes*, 13(5), 1312. <https://doi.org/10.3390/pr13051312>
- Lan, R., Awolusi, I., y Cai, J. (2024). Computer vision for safety management in the steel industry. *AI*, 5(3), 1192–1215. <https://doi.org/10.3390/ai5030058>
- Lara, E. (2011). *Fundamentos de investigación: Un enfoque por competencias*.
- Lee, Y., Jung, S., Kang, K., y Ryu, H. (2023). Deep learning-based framework for monitoring wearing personal protective equipment on construction sites. *Journal of Computational Design and Engineering*, 1–13.
- López-Carrión, A. E., y Martí-Sánchez, M. (2023). Análisis de la cobertura y del discurso de los Objetivos de Desarrollo Sostenible y la Agenda 2030 en la prensa digital española (2015–2022). *Revista Latina de Comunicación Social*, (82), 1–21. <https://doi.org/10.4185/rlds-2024-2057>

- Lorenzini, M., Lagomarsino, M., Fortini, L., Gholami, S., y Ajoudani, A. (2023). Ergonomic human-robot collaboration in industry: A review. *Frontiers in Robotics and AI*, 9, 813907. <https://doi.org/10.3389/frobt.2022.813907>
- McAtamney, L. y Hignett, S. (2000). Rapid Entire Body Assessment (REBA). *Applied Ergonomics*, 31(2), 201–205. [https://doi.org/10.1016/S0014-2352\(99\)00024-9](https://doi.org/10.1016/S0014-2352(99)00024-9)
- Ministerio de Trabajo y Promoción del Empleo. (2022). *Anuario estadístico sectorial 2022*. Oficina General de Estadística y Tecnologías de la Información y Comunicaciones, Oficina de Estadística. <https://www.gob.pe/mtpe>
- Mörth, O., Eder, M., Holzegger, L., y Ramsauer, C. (2020). IoT-based monitoring of environmental conditions to improve the production performance. *Procedia Manufacturing*, 45, 283–288. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.04.018>
- Nioata, A., et al. (2025). Workplace safety in Industry 4.0 and beyond: A case study on risk reduction through smart manufacturing systems in the automotive sector. *Safety*, 11(2), 50. <https://doi.org/10.3390/safety11020050>
- Niu, S. (2010). Ergonomics and occupational safety and health: An ILO perspective. *Applied Ergonomics*, 41(6), 744–753. <https://doi.org/10.1016/j.apergo.2010.03.004>
- Oficina de Programación Multianual de Inversiones. (2023). *Informe de diagnóstico de la situación de brechas de infraestructura o acceso a servicios del sector producción*.
- Olazábal Ticona, E. L. (2024). Mejora en la prevención de riesgos laborales en seguridad y salud ocupacional: Caso empresa metalmecánica en una unidad minera. *Industrial Data*, 27(1), 115–136. <https://doi.org/10.15381/idata.v27i1.25643>
- Organización Internacional del Trabajo. (2022). *Estimaciones globales sobre accidentes de trabajo y enfermedades profesionales*. OIT. <https://www.ilo.org/global/topics/safety-and-health-at-work/lang-es/index.htm>
- Ospina, E. (2021). El sistema de gestión en seguridad y salud en el trabajo en la legislación vigente. *Laborem*, (14), 81–113. <https://www.sptss.org.pe/wp-content/uploads/2021/09/Laborem14-81-113.pdf>
- Paudel, P., Kwon, Y. J., Kim, D. H., y Choi, K. H. (2022). Industrial ergonomics risk analysis based on 3D-human pose estimation. *Electronics*, 11(20), 3403. <https://doi.org/10.3390/electronics11203403>
- Park, J., & Kang, D. (2024). Artificial intelligence and smart technologies in safety management: A comprehensive analysis across multiple industries. *Applied Sciences*, 14(24), 11934. <https://doi.org/10.3390/app142411934>
- Porras, M., y De La Cruz, R. (2021). *Diseño e implementación de un sistema de visión artificial para la clasificación y monitoreo en procesos de manufactura industrial* [Tesis de Grado].

- Rahman, A., et al. (2025). Deep learning-based automated inspection of generic personal protective equipment. *Computers, Materials & Continua*, 85(2), 3507–3525. <https://doi.org/10.32604/cmc.2025.067547>
- Rasmussen, J. (1983). *Skills, rules, and knowledge; signals, signs, and symbols, and other distinctions in human performance models*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, SMC-13(3), 257–266. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1983.6313160>
- Reason, J. (1990). *Human error*. Cambridge University Press. Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139062367>
- Röger, T., Steinle, F., y Schilp, J. (2024). Monitoring data quality for AI models in industrial glass production. *Procedia CIRP*, 130, 282–287. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2024.10.088>
- Ryalat, M., Franco, E., Elmoaqet, H., Almtireen, N., y Al-Refai, G. (2024). The integration of advanced mechatronic systems into Industry 4.0 for smart manufacturing. *Sustainability*, 16(19), 8504. <https://doi.org/10.3390/su16198504>
- Russell, S. y Norvig, P. (1995). *Artificial Intelligence: A modern approach*. Prentice Hall
- Samkari, E., Arif, M., Alghamdi, M., y Al Ghamdi, M. A. (2023). Human pose estimation using deep learning: A systematic literature review. *Machine Learning and Knowledge Extraction*, 5(4), 1612–1659. <https://doi.org/10.3390/make5040081>
- Schmidt, J., et al. (2024). Mapping the regulatory landscape for artificial intelligence in health within the European Union. *npj Digital Medicine*, 7(1), 1–9. <https://doi.org/10.1038/s41746-024-01221-6>
- Selvadurai, N. (2025). Seeing the full picture: An integrated regulatory model for AI. *International Journal of Law and Information Technology*, 33. <https://doi.org/10.1093/ijlit/eaaf005>
- Shekh, J. (2026). A systematic review of artificial intelligence based predictive safety models for reducing workplace injuries in manufacturing and construction. *American Journal of Advanced Technology and Engineering Solutions*, 6(1), 180–227. <https://doi.org/10.63125/jfpm5t74>
- Spiegel, M., y Stephens, L. (2009). *Estadística* (4.^a ed.). McGraw-Hill.
- Stødle, K., Flage, R., Guikema, S. D., y Aven, T. (2023). Data-driven predictive modeling in risk assessment: Challenges and directions for proper uncertainty representation. *Risk Analysis*, 43(12), 2644–2658. <https://doi.org/10.1111/risa.14128>
- Su, J., Xu, D., Qiu, L., Xu, Z., Lin, L., y Zheng, J. (2025). A high-accuracy underwater object detection algorithm for synthetic aperture sonar images. *Remote Sensing*, 17(13), 2112. <https://doi.org/10.3390/rs17132112>

- Supo, J. (2015). *Cómo escribir una tesis: Redacción del informe final de tesis*. Bioestadístico Eirl.
- Tamayo y Tamayo, M. (2012). *El proceso de la investigación científica: Incluye evaluación y administración de proyectos de investigación* (4.^a ed.). Limusa.
- Trujillo-Lopez, L. A., Raymundo-Guevara, R. A., y Morales-Arevalo, J. C. (2025). User-centered design of a computer vision system for monitoring PPE compliance in manufacturing. *Computers*, 14(8), 312. <https://doi.org/10.3390/computers14080312>
- Vidal, U., Obregon, M., Ramos, E., Verma, R., y Coles, P. S. (2024). Sustainable and risk-resilient circular supply chain: A Peruvian paint manufacturing supply chain model. *Sustainable Futures*, 7, 100207. <https://doi.org/10.1016/j.sftr.2024.100207>
- Vilca Huamani, C. (2019). *Diseño e implementación de sistema de visión artificial con una cámara de escaneo lineal para la inspección de etiquetas en envases cilíndricos*. [Tesis, Universidad Católica de Santa María].
- Weber, M., Engert, M., Schaffer, N., Weking, J., y Krcmar, H. (2023). Organizational capabilities for AI implementation—Coping with inscrutability and data dependency in AI. *Information Systems Frontiers*, 25(4), 1549–1569. <https://doi.org/10.1007/s10796-022-10297-y>
- Wyrwicka, M. K., y Mrugalska, B. (2017). “Industry 4.0”—Towards opportunities and challenges of implementation. *Proceedings of the 24th International Conference on Production Research (ICPR 2017)*, 382–387. <https://doi.org/10.12783/dtetr/icpr2017/17640>
- Zhou, K., Liu, T., y Zhou, L. (2016). Industry 4.0: Towards future industrial opportunities and challenges. *2015 12th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD 2015)*, 2147–2152. <https://doi.org/10.1109/FSKD.2015.7382284>

Pedro Córdova Mendoza

<https://orcid.org/0000-0003-3612-1149>

Docente Principal de la Facultad de Ingeniería Ambiental y Sanitaria de la Universidad Nacional San Luis Gonzaga, con más de 30 años de experiencia en docencia universitaria e investigación. Investigador RENACYT, código N.º P0002849. Doctor en Medio Ambiente y Desarrollo Sostenible y Doctor en Ingeniería Química y Ambiental; posee estudios de maestría en Ingeniería del Gas Natural y en Procesos Químicos y Ambientales. Ejerce docencia en programas de maestría y doctorado, articulando ingeniería, gestión ambiental, seguridad industrial, innovación tecnológica e investigación científica. Cuenta con publicaciones en revistas indexadas y experiencia en el desarrollo de soluciones orientadas a la prevención y gestión de riesgos. Su trayectoria internacional ha sido reconocida con medallas de oro en KIWI 2025 y 2026 e ICAN 2025 y 2026. Su experiencia sustenta el enfoque del libro “Inteligencia artificial y seguridad industrial: Gestión estratégica de riesgos laborales en la manufactura”, integrando inteligencia artificial, prevención, innovación y gestión estratégica.

Teresa Oriele Barrios Mendoza

<https://orcid.org/0000-0002-6466-7766>

Docente Principal de la Facultad de Ingeniería Química y Petroquímica, con más de 30 años de experiencia en docencia universitaria e investigación científica. Docente Investigador, Maestro en Investigación y Docencia Universitaria, Doctor en Administración y Doctor en Medio Ambiente y Desarrollo Sostenible por la UIGV. Cuenta con investigaciones publicadas en revistas indexadas y no indexadas y fue ganador del IV Concurso Nacional del Libro Universitario de la ANR (2009). Ha asesorado investigaciones ganadoras de concursos nacionales de tesis de maestría (2008) y doctorado (2012) promovidos por la ANR. Su trayectoria integra investigación, gestión, ingeniería, innovación tecnológica y prevención de riesgos, competencias vinculadas con la aplicación estratégica de la inteligencia artificial en la seguridad industrial y la gestión de riesgos laborales en entornos manufactureros. Asimismo, obtuvo medallas de oro en certámenes internacionales de innovación KIWI e iCAN durante 2025 y 2026, consolidando su experiencia en investigación aplicada, tecnología y desarrollo de soluciones innovadoras.



Fritz Willy Mamani Apaza

<https://orcid.org/0000-0002-0268-5061>

Ingeniero Civil y Doctor en Ingeniería Ambiental por la Universidad Andina “Néstor Cáceres Velásquez”, especialista en recursos hídricos e hidráulica, con sólida experiencia profesional y académica en ingeniería, gestión ambiental y prevención de riesgos. Docente de la Universidad Andina Néstor Cáceres Velásquez y de la Universidad Peruana Unión. Su trayectoria integra conocimientos de ingeniería, sostenibilidad y gestión de la seguridad, orientados al análisis y control de riesgos en entornos productivos. Su experiencia multidisciplinaria contribuye al estudio de la inteligencia artificial aplicada a la seguridad industrial y a la gestión estratégica de riesgos laborales en el sector manufacturero.

Jesús Esteban Castillo Machaca

<https://orcid.org/0000-0003-4595-7589>

Ingeniero Químico por la Universidad Nacional del Altiplano, con Maestría en Gestión de Recursos Naturales y Medio Ambiente. Cuenta con amplia experiencia en gestión ambiental, seguridad industrial, tratamiento de aguas residuales y supervisión de procesos. Se desempeñó como Director de la Escuela Profesional de Ingeniería Sanitaria y Ambiental y del Centro de Informática de la UANCV, responsable del monitoreo de 58 PTAR y del Laboratorio de Calidad Ambiental. Docente ordinario asociado y profesional con participación en proyectos mineros en La Rinconada–Ananea, Puno. Su experiencia integra gestión de riesgos, tecnología y sostenibilidad, aportando una perspectiva estratégica a la aplicación de inteligencia artificial en seguridad industrial.

Arnaldo Yana Torres

<https://orcid.org/0000-0002-6740-5024>

Ingeniero Civil, Magíster en Ingeniería Civil con mención en Geotecnia y Transportes, con estudios de posgrado en Diseño y Construcción, Gerencia de la Construcción y Doctorado en Ciencias e Ingeniería Civil Ambiental. Cuenta con amplia experiencia en gestión de infraestructura pública, dirección académica, docencia universitaria y formación de posgrado. Fue Gerente Regional de Infraestructura del Gobierno Regional de Puno y Director de la Escuela Profesional de Ingeniería Civil. Su experiencia en gestión de proyectos, construcción, infraestructura y evaluación de riesgos aporta una perspectiva interdisciplinaria al estudio de la inteligencia artificial aplicada a la seguridad industrial y a la gestión estratégica de riesgos laborales en la manufactura.



Luis Alberto Pecho Tataje

<https://orcid.org/0000-0002-4710-9543>

Profesional con más de 30 años de destacada experiencia en educación superior, gestión pública y empresarial, con trayectoria directiva en la Universidad Nacional San Luis Gonzaga y como Past Decano del Colegio de Ingenieros del Perú–Ica. Doctor en Ciencias Empresariales, Magíster en Administración de Empresas, Ingeniero Pesquero y Licenciado en Administración, con estudios de Maestría en Administración Pública. Posee experiencia en dirección universitaria, investigación, gestión del talento humano y liderazgo de equipos orientados a resultados. Su formación multidisciplinaria sustenta el análisis estratégico de la inteligencia artificial aplicada a la seguridad industrial, gestión preventiva y control de riesgos laborales en organizaciones manufactureras.

Antonio Wilmer Paitan Cahua

<https://orcid.org/0000-0003-4116-9024>

Ingeniero y Abogado, Doctor en Derecho y Ciencia Política, con amplia experiencia profesional y académica en educación superior. Docente nombrado a tiempo completo en la Universidad Nacional “San Luis Gonzaga” y docente en la Universidad Autónoma de Ica y Universidad Tecnológica del Perú. Ha ejercido la docencia de pregrado y posgrado en diversas universidades peruanas, fortaleciendo una visión interdisciplinaria entre ingeniería, derecho y gestión. Su experiencia académica y profesional se orienta al análisis de la seguridad industrial, gestión estratégica de riesgos laborales, prevención de accidentes y aplicación responsable de la inteligencia artificial en entornos manufactureros.

Patricia Del Rosario Hernández Maytahuari

<https://orcid.org/0000-0002-5594-3335>

Economista con grado de Maestro y docente nombrada a tiempo completo de la Universidad Nacional “San Luis Gonzaga”. Profesional en Administración de Negocios con mención en Finanzas por IPAE, con formación complementaria en Administración de Empresas. Posee experiencia en gestión administrativa, financiera y atención al público, destacando por su responsabilidad, eficiencia, puntualidad y compromiso con la mejora continua. Su trayectoria académica y profesional fortalece su interés por la gestión estratégica, la innovación tecnológica y la toma de decisiones organizacionales, orientando sus aportes al estudio de la inteligencia artificial aplicada a la seguridad industrial y a la gestión estratégica de riesgos laborales en el sector manufacturero.

