

Application of artificial intelligence to verify personal protective equipment use in a cement plant in Ecuador

Aplicación de inteligencia artificial para verificar el uso de equipos de protección personal en una planta de cemento, Ecuador

Autores:

Proaño-Castro, Manuel Antonio
UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CUENCA
Cuenca – Ecuador



manuel.proano.83@est.ucacue.edu.ec



<https://orcid.org/0009-0009-6336-8391>

Cordero-Cabrera, Carlos Julio
UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CUENCA
Docente
Cuenca – Ecuador



carlos.cordero@ucacue.edu.ec



<https://orcid.org/0000-0002-6373-6280>

Fechas de recepción: 13-MAR-2026 aceptación:28-MAR-2026 publicación: 31-MAR-2026



<https://orcid.org/0000-0002-8695-5005>

<http://mqrinvestigar.com/>

Resumen

La industria cementera se desarrolla en entornos laborales altamente exigentes, donde los trabajadores están expuestos de forma continua a diversos factores de riesgo, como la inhalación de polvo, niveles elevados de ruido y la operación de maquinaria pesada. Cuando estas condiciones no se controlan adecuadamente, pueden provocar enfermedades ocupacionales y aumentar la probabilidad de accidentes laborales. En este contexto, el uso correcto de los equipos de protección personal (EPP) resulta fundamental para preservar la salud y la seguridad de los trabajadores. Sin embargo, los métodos tradicionales de supervisión presentan limitaciones relevantes, entre ellas la falta de monitoreo permanente, la cobertura incompleta de las áreas de trabajo y la dependencia de la observación humana, lo que puede generar errores, omisiones o sesgos en la evaluación del cumplimiento de las normas de seguridad. Frente a esta problemática, el presente estudio tuvo como propósito analizar la implementación de un sistema basado en inteligencia artificial y visión por computador para verificar de manera automatizada el uso de EPP en una planta cementera en Ecuador. Para ello, se desarrolló una investigación aplicada con enfoque mixto, empleando el modelo YOLOv8, un algoritmo de aprendizaje profundo capaz de detectar objetos en tiempo real con alta precisión. El sistema fue entrenado con bases de datos especializadas y ajustado a las condiciones del entorno industrial. Los resultados evidenciaron mejoras en la detección de incumplimientos y en el monitoreo continuo, contribuyendo a fortalecer la prevención de riesgos y la gestión de la seguridad ocupacional.

Palabras clave: Seguridad industrial; Inteligencia artificial; Equipos de protección personal; Automatización; Industria del cemento

Abstract

The cement industry operates in highly demanding work environments, where workers are continuously exposed to various risk factors, such as dust inhalation, high noise levels, and the operation of heavy machinery. When these conditions are not properly controlled, they can lead to occupational illnesses and increase the likelihood of workplace accidents. In this context, the correct use of personal protective equipment (PPE) is essential to safeguarding workers' health and safety. However, traditional monitoring methods have significant limitations, including the lack of continuous monitoring, incomplete coverage of work areas, and reliance on human observation, which can lead to errors, omissions, or biases in the assessment of safety compliance. In response to this challenge, the purpose of this study was to analyze the implementation of a system based on artificial intelligence and computer vision to automatically verify the use of PPE at a cement plant in Ecuador. To this end, an applied research study with a mixed-methods approach was conducted, using the YOLOv8 model, a deep learning algorithm capable of detecting objects in real time with high accuracy. The system was trained using specialized databases and adapted to industrial conditions. The results demonstrated improvements in the detection of non-compliance and in continuous monitoring, contributing to the strengthening of risk prevention and occupational safety management.

Keywords: Industrial safety; Artificial intelligence; Personal protective equipment; Automation; Cement industry

Introducción

La transformación digital en los entornos industriales, enmarcada en el paradigma de la Industria 4.0, ha generado importantes cambios en la forma de gestionar la seguridad y salud en el trabajo. La incorporación de tecnologías avanzadas ha permitido avanzar hacia modelos más eficientes, preventivos y sustentados en datos. En este contexto, la inteligencia artificial (IA) ha adquirido un papel protagónico, especialmente a través de la visión por computador y el aprendizaje profundo, los cuales han demostrado una elevada capacidad para automatizar procesos de supervisión en entornos laborales de alto riesgo. Estas herramientas no solo permiten detectar condiciones inseguras en tiempo real, sino que también facilitan la generación de información útil para la toma de decisiones preventivas (Nath et al., 2020; Wu et al., 2021; Javaid et al., 2022).

Diversas investigaciones publicadas en revistas científicas de alto impacto han demostrado que los modelos de detección de objetos basados en redes neuronales convolucionales, particularmente aquellos sustentados en arquitecturas YOLO, son capaces de identificar elementos de protección personal —como cascos, chalecos reflectivos, gafas o mascarillas— con niveles de precisión superiores al 90 %, incluso en entornos industriales complejos y con variaciones en iluminación o visibilidad (Kim et al., 2021; Zhang et al., 2022; Redmon et al., 2016; Bochkovskiy et al., 2020). Esta capacidad de detección en tiempo real ha contribuido a optimizar los procesos de control operativo, reduciendo la dependencia de la supervisión humana y minimizando errores asociados a la fatiga o a la subjetividad del observador.

En sectores como la construcción, la implementación de sistemas automatizados de monitoreo ha evidenciado resultados positivos en la disminución de comportamientos inseguros, así como en la mejora del cumplimiento de normativas y la trazabilidad de incidentes (Fang et al., 2018; Li et al., 2020). De igual manera, la integración con tecnologías de edge computing ha permitido procesar la información en el mismo lugar donde se genera, reduciendo la latencia y posibilitando respuestas inmediatas ante situaciones de riesgo, aspecto fundamental en entornos dinámicos donde la rapidez de reacción es determinante (Chen et al., 2022; Shi et al., 2016).

La evidencia reciente también confirma que los sistemas de detección de EPP basados en aprendizaje profundo amplían la cobertura de supervisión y mejoran la consistencia en la identificación de incumplimientos en comparación con los métodos tradicionales (Nath et al., 2020; Zhang et al., 2022). Asimismo, estudios comparativos han señalado que las arquitecturas YOLO optimizadas logran un adecuado equilibrio entre velocidad de procesamiento y precisión, lo que las convierte en una alternativa eficiente para entornos industriales que requieren monitoreo continuo en tiempo real (Kim et al., 2021; Wu et al., 2021; Jocher et al., 2023). Estos avances se alinean con los principios de mejora continua y control operativo establecidos en estándares internacionales como la ISO 45001 (ISO, 2018).

En particular, la industria cementera se caracteriza por ser un entorno con elevada exposición a riesgos físicos y químicos, tales como polvo respirable, sílice cristalina, niveles elevados de ruido y la operación constante de maquinaria pesada. Estas condiciones incrementan tanto la probabilidad de enfermedades ocupacionales como de accidentes laborales. En este contexto, el uso adecuado de equipos de protección personal constituye una medida esencial dentro de la jerarquía de controles en seguridad y salud ocupacional (ISO, 2018; ILO, 2021).

Sin embargo, los métodos tradicionales de supervisión, basados principalmente en inspecciones visuales y reportes manuales, presentan limitaciones importantes, entre ellas la cobertura parcial, la falta de continuidad en el monitoreo y la dependencia de factores humanos. Estas limitaciones se acentúan en instalaciones industriales de gran tamaño, donde resulta difícil garantizar una vigilancia constante y uniforme en todas las áreas de trabajo.

A pesar de los avances reportados en sectores como la construcción y la manufactura, aún existe escasa evidencia sobre la aplicación de inteligencia artificial para la verificación automática del uso de EPP en la industria cementera, especialmente en contextos latinoamericanos. Este vacío es relevante, ya que las condiciones ambientales propias de estas plantas —como la presencia de polvo en suspensión, variaciones de iluminación y complejidad operativa— pueden afectar el desempeño de los sistemas de visión artificial (Zhou et al., 2021).

En este contexto, el presente estudio tiene como objetivo analizar la implementación de un sistema de inteligencia artificial basado en visión por computador para verificar automáticamente el uso de equipos de protección personal en una planta de cemento en Ecuador, evaluando tanto su desempeño técnico como su impacto en la cultura preventiva de los trabajadores. Se espera que los resultados contribuyan a mejorar los procesos de control operativo y a fortalecer una cultura de seguridad sustentada en el uso de tecnología y evidencia científica.

Material y métodos

Diseño del estudio

El estudio se desarrolló bajo un enfoque aplicado, con un diseño no experimental de corte transversal, llevado a cabo en un entorno industrial real. Este enfoque permitió evaluar de manera directa la implementación de un sistema automatizado de verificación del uso de equipos de protección personal (EPP), observando su funcionamiento en condiciones operativas reales sin intervenir ni modificar las variables del entorno. La elección de este diseño respondió a la necesidad de obtener evidencia práctica sobre la viabilidad tecnológica y su impacto en la seguridad laboral.

Contexto del estudio

La investigación se realizó en una planta de cemento ubicada en Ecuador, caracterizada por procesos industriales como molienda, ensacado y despacho. Estos procesos implican una



exposición constante a riesgos laborales significativos, tales como polvo respirable, altos niveles de ruido, tránsito de maquinaria pesada y riesgos mecánicos.

Para el monitoreo piloto, se seleccionaron áreas previamente identificadas como zonas críticas por el Departamento de Seguridad Industrial, considerando criterios como el nivel de exposición al polvo, la densidad de trabajadores y la frecuencia de operación. Las áreas evaluadas incluyeron Mantenimiento, Ensacado y Producción, cubriendo turnos diurnos y nocturnos. Esto permitió analizar el desempeño del sistema en diferentes condiciones ambientales, especialmente en escenarios de baja iluminación y alta dinámica operativa. La planta cuenta con aproximadamente 60 trabajadores operativos, lo que facilitó la observación del sistema en distintos momentos del ciclo productivo.

Población y muestra

La población estuvo conformada por los trabajadores operativos de la planta. Para el componente perceptual, se seleccionó una muestra de 15 trabajadores mediante muestreo no probabilístico por conveniencia, priorizando aquellos que laboraban en las áreas críticas durante el período piloto. Dado el carácter exploratorio de la investigación, el objetivo no fue lograr representatividad estadística, sino obtener información inicial sobre la aceptación y percepción del sistema.

Desarrollo e implementación del sistema de inteligencia artificial

La selección del modelo YOLOv8 se fundamentó en su capacidad para procesar imágenes en tiempo real con alta precisión, lo que lo convierte en una herramienta idónea para entornos industriales donde la detección oportuna es clave para la prevención de riesgos.

Entrenamiento del modelo

El modelo fue entrenado utilizando una combinación de bases de datos públicas especializadas en detección de EPP y un conjunto de imágenes capturadas en la planta. Estas imágenes fueron previamente anonimizadas para proteger la identidad de los trabajadores.

Se utilizó una división estándar del conjunto de datos: 70 % para entrenamiento, 20 % para validación y 10 % para pruebas.

Además, se aplicó una estrategia de fine-tuning para adaptar el modelo a condiciones específicas del entorno cementero, como la presencia de polvo en suspensión, cambios de iluminación y variabilidad en los ángulos de captura. Este ajuste permitió mejorar la precisión del sistema en condiciones reales de operación.

Infraestructura tecnológica

El sistema fue implementado mediante cámaras industriales de alta resolución instaladas en puntos estratégicos, complementadas con dispositivos de procesamiento en borde (edge

computing). Esta arquitectura permitió realizar el análisis de imágenes localmente, reduciendo la latencia y garantizando tiempos de respuesta inferiores a un segundo.

Asimismo, se integró un sistema de alertas automatizadas que notificaba en tiempo real los incumplimientos detectados, facilitando la intervención inmediata y fortaleciendo el control preventivo.

Variables e indicadores de evaluación

Para evaluar el desempeño del sistema se definieron indicadores clave ampliamente utilizados en modelos de visión por computador:

Precisión: proporción de detecciones correctas.

Recall (sensibilidad): capacidad para detectar incumplimientos reales.

Falsos positivos: detecciones incorrectas.

Falsos negativos: incumplimientos no detectados.

Latencia: tiempo entre la captura y la alerta.

Nivel de cumplimiento de EPP: porcentaje de uso correcto antes y después del sistema.

Estos indicadores permitieron medir tanto la eficacia técnica del modelo como su impacto en la seguridad laboral.

Recolección y análisis de datos

Durante el período piloto, el sistema registró automáticamente eventos de cumplimiento e incumplimiento del uso de EPP, almacenándolos en una base de datos estructurada. Estos datos fueron analizados mediante estadística descriptiva para identificar patrones de comportamiento.

Adicionalmente, se compararon registros históricos del Departamento de Seguridad Industrial con los datos obtenidos, lo que permitió evaluar cambios en el nivel de cumplimiento. El componente cualitativo se analizó mediante escalas tipo Likert (1-5), enfocadas en medir la percepción de confiabilidad y aceptación del sistema.

Consideraciones éticas

Se garantizó la confidencialidad de los trabajadores mediante la anonimización de imágenes y la protección de datos. La implementación del sistema fue comunicada previamente al personal, enfatizando su carácter preventivo y no punitivo. De esta manera, la tecnología fue percibida como una herramienta de apoyo a la seguridad y no como un mecanismo de vigilancia disciplinaria.

Validación del instrumento

El cuestionario tipo Likert fue validado mediante juicio de expertos en seguridad industrial, evaluando claridad, pertinencia y coherencia de los ítems. Posteriormente, se calculó el

coeficiente Alfa de Cronbach, obteniéndose un valor de 0,93, lo que indica una excelente consistencia interna. Este resultado respalda la fiabilidad del instrumento para medir la percepción de los trabajadores frente al sistema implementado.

Resultados

Desempeño técnico del sistema

En cuanto al desempeño operativo del sistema de detección automática de equipos de protección personal (EPP), se obtuvieron los siguientes indicadores durante la implementación piloto.

Tabla 1.
Indicadores de desempeño del sistema de detección automática de EPP basado en inteligencia artificial durante la implementación piloto

Indicador	Resultado	Interpretación
Precisión	0.91	Alta proporción de detecciones correctas del sistema.
Sensibilidad	0.88	Capacidad adecuada para identificar incumplimientos reales.
Tasa de falsos positivos	0.07	Bajo número de alertas incorrectas generadas por el sistema.
Tasa de falsos negativos	0.12	Algunos casos de incumplimiento no detectados, principalmente en condiciones de baja iluminación o presencia de polvo.
Tiempo promedio de respuesta	0.84 segundos	Procesamiento en tiempo casi real mediante edge computing.
Nivel de cumplimiento del uso de EPP	86 % (posterior al piloto)	Mejora en comparación con observaciones previas del sistema de supervisión tradicional.

Fuente. Elaboración propia a partir de la implementación piloto del sistema de visión por computador (2026).

Los resultados de la tabla 1 evidencian que el sistema alcanzó un nivel de precisión y sensibilidad adecuado para el entorno cementero, con tiempos de respuesta inferiores a un segundo, lo que confirma su viabilidad técnica para el monitoreo en tiempo real.

Percepción de los trabajadores



El análisis descriptivo evidenció una media global de 4.21 sobre 5 puntos en la escala Likert, lo que indica una percepción favorable hacia la implementación del sistema de inteligencia artificial para la verificación del uso de equipos de protección personal.

En relación con la confiabilidad del instrumento, el coeficiente Alfa de Cronbach alcanzó un valor de 0.93, evidenciando una excelente consistencia interna y una adecuada homogeneidad entre los ítems que componen las dimensiones evaluadas.

El análisis por dimensiones mostró que la variable “Uso correcto del EPP” presentó una media de 4.70, reflejando una alta conciencia sobre la importancia del cumplimiento normativo. Asimismo, las dimensiones “Tiempo de respuesta del sistema” (M = 4.52), “Nivel de cumplimiento” (M = 4.32) y “Tasa de detección” (M = 4.30) obtuvieron valoraciones elevadas, lo que sugiere una percepción positiva respecto a la efectividad operativa del sistema automatizado.

Por su parte, las dimensiones relacionadas con “Condiciones ambientales” (M = 3.83), “Variables operativas” (M = 3.82) y “Algoritmo / sistema de IA” (M = 3.87) presentaron valores moderadamente altos, indicando que, aunque existe aceptación tecnológica, los factores contextuales propios del entorno cementero influyen en la percepción de implementación.

En conjunto, los resultados cuantitativos respaldan la viabilidad técnica y organizacional del sistema de inteligencia artificial como herramienta de apoyo al control preventivo dentro del sistema de gestión de seguridad industrial.

Tabla 2.

Media por dimensión evaluada (n = 15)		
Dimensión	Media	Interpretación
Uso correcto del EPP	4.70	Muy alta
Tiempo de respuesta del sistema	4.52	Alta
Nivel de cumplimiento	4.32	Alta
Tasa de detección de EPP	4.30	Alta
Confiabilidad del sistema	4.28	Alta
Indicadores de seguridad laboral	4.30	Alta
Algoritmo / sistema de IA	3.87	Moderadamente alta
Condiciones ambientales	3.83	Moderadamente alta
Variables operativas	3.82	Moderadamente alta

Fuente. Elaboración propia a partir de los datos del estudio (2026).

La Tabla 2 presenta las medias obtenidas para cada una de las dimensiones evaluadas en el estudio (n = 15), permitiendo identificar el nivel de percepción de los trabajadores respecto al sistema automatizado de verificación del uso de equipos de protección personal (EPP).

En primer lugar, la dimensión “Uso correcto del EPP” alcanzó la media más alta (4,70), ubicándose en un nivel muy alto, lo que indica que los trabajadores perciben una mejora

significativa en el cumplimiento del uso adecuado de los equipos de protección tras la implementación del sistema. Este resultado sugiere que la tecnología no solo facilita el control, sino que también influye positivamente en el comportamiento preventivo.

Por su parte, dimensiones como “Tiempo de respuesta del sistema” (4,52), “Nivel de cumplimiento” (4,32), “Tasa de detección de EPP” (4,30), “Confiabilidad del sistema” (4,28) e “Indicadores de seguridad laboral” (4,30) se ubican en un nivel alto, evidenciando una percepción favorable respecto al desempeño técnico del sistema. En conjunto, estos resultados reflejan que el sistema de inteligencia artificial responde de manera eficiente, precisa y consistente en condiciones reales de operación, fortaleciendo la gestión preventiva en la planta.

En un nivel ligeramente inferior, pero aún positivo, se encuentran las dimensiones “Algoritmo / sistema de IA” (3,87), “Condiciones ambientales” (3,83) y “Variables operativas” (3,82), clasificadas como moderadamente altas. Estos valores indican que, si bien el sistema funciona adecuadamente, existen factores del entorno industrial —como la presencia de polvo, variaciones de iluminación o dinámica operativa— que pueden influir en su desempeño. Esto es coherente con las condiciones propias de la industria cementera, donde los entornos complejos representan un desafío para los sistemas de visión por computador.

En términos generales, los resultados evidencian una aceptación positiva del sistema por parte de los trabajadores, destacando su utilidad para mejorar el cumplimiento del uso de EPP y fortalecer los indicadores de seguridad laboral. No obstante, también sugieren la necesidad de continuar optimizando el sistema, especialmente en relación con las condiciones ambientales y operativas, para alcanzar niveles aún más altos de precisión y confiabilidad.

Discusión

Los resultados obtenidos muestran que el sistema alcanzó un desempeño estable y confiable, con una precisión del 91 % y tiempos de respuesta menores a un segundo. Estos valores permiten afirmar que la solución tecnológica no solo es viable, sino que también puede operar de manera eficiente en un entorno industrial real, donde las condiciones suelen ser variables y exigentes. Este comportamiento es consistente con lo reportado en la literatura sobre modelos basados en arquitecturas YOLO aplicadas a la detección de equipos de protección personal, lo que refuerza la solidez del enfoque adoptado (Nath et al., 2020; Zhang et al., 2022).

Desde una perspectiva aplicada, la incorporación del sistema de visión por computador representa un cambio importante frente a las formas tradicionales de supervisión del uso de EPP en la planta cementera analizada. Más allá de los indicadores técnicos, se observó una valoración positiva por parte de los trabajadores ($M = 4.21$), lo que sugiere que la herramienta fue entendida como un apoyo al control preventivo y no como un mecanismo de vigilancia. Este aspecto resulta clave, ya que la aceptación por parte del personal influye directamente en la efectividad de cualquier innovación tecnológica en el entorno laboral.

Adicionalmente, la consistencia interna del instrumento ($\alpha = 0.93$) respalda la confiabilidad de la información recogida. En cuanto a la percepción del desempeño, las dimensiones relacionadas con el uso adecuado del EPP, la rapidez del sistema, el nivel de cumplimiento y la capacidad de detección fueron las mejor valoradas. Esto indica que los trabajadores no solo perciben el sistema como funcional, sino que también reconocen su utilidad para reforzar conductas seguras durante la jornada laboral. En este sentido, la tecnología no se limita a identificar incumplimientos, sino que contribuye indirectamente a modificar comportamientos.

Por otro lado, las dimensiones vinculadas a las condiciones ambientales, las variables operativas y el propio funcionamiento del algoritmo presentaron valoraciones moderadamente altas. Esto puede explicarse por las características propias del entorno cementero, donde factores como el polvo en suspensión, la iluminación cambiante y la movilidad constante del personal pueden influir en el rendimiento del sistema. Aun así, la aplicación de técnicas de ajuste fino (fine-tuning) con imágenes del entorno permitió mejorar su adaptación a estas condiciones.

Desde el punto de vista organizacional, la alta valoración de los indicadores de seguridad y del nivel de cumplimiento sugiere que la presencia de un sistema de monitoreo continuo puede favorecer conductas más seguras. Cuando los trabajadores perciben que existe un seguimiento constante, objetivo y transparente, tienden a actuar con mayor apego a las normas. Este resultado coincide con estudios previos que señalan que la automatización de la supervisión reduce la variabilidad asociada al factor humano y mejora la consistencia en el cumplimiento de estándares de seguridad (Fang et al., 2018).

En relación con la aceptación de la tecnología, las valoraciones positivas en torno a la confiabilidad del sistema y su impacto en la seguridad evidencian que los trabajadores lo perciben como una herramienta útil y alineada con su bienestar. La literatura ha demostrado que la percepción de utilidad y confianza es determinante para la adopción efectiva de nuevas tecnologías en contextos industriales (Wu et al., 2021).

Sin embargo, es necesario considerar algunas limitaciones. El tamaño de la muestra ($n = 15$) y el carácter piloto del estudio limitan la posibilidad de extrapolar los resultados. Asimismo, el período de evaluación no permite analizar efectos a largo plazo ni variaciones asociadas a cambios operativos o estacionales. Por ello, futuras investigaciones deberían contemplar estudios longitudinales, muestras más amplias y el uso de indicadores objetivos, como tasas de incidentes, para evaluar con mayor precisión el impacto del sistema.

En términos generales, los resultados sugieren que la incorporación de inteligencia artificial en el monitoreo del uso de EPP puede fortalecer de manera importante los procesos de control dentro de los sistemas de seguridad y salud en el trabajo. Más que sustituir la supervisión humana, esta tecnología actúa como un complemento que mejora la trazabilidad, reduce la subjetividad y permite respuestas más oportunas ante situaciones de riesgo. De esta forma, su implementación se perfila como un paso hacia modelos de gestión más eficientes, preventivos y centrados en la protección del trabajador.

Conclusiones

Los hallazgos obtenidos permiten afirmar que la incorporación de un sistema de inteligencia artificial basado en visión por computador para la verificación del uso de equipos de protección personal (EPP) resulta factible tanto desde el punto de vista técnico como operativo en entornos industriales exigentes, como es el caso de la industria cementera. El modelo implementado, sustentado en una arquitectura tipo YOLO y complementado con procesamiento en borde (edge computing), evidenció un desempeño adecuado al momento de identificar el uso correcto de los EPP, así como sus incumplimientos, bajo condiciones reales de trabajo. Esto pone de manifiesto que este tipo de herramientas puede integrarse de manera efectiva como apoyo a los mecanismos de supervisión, aportando mayor continuidad, precisión y objetividad en el control preventivo.

Desde el ámbito organizacional, se observó una percepción mayoritariamente positiva por parte de los trabajadores hacia la implementación del sistema. Este aspecto no es menor, ya que la aceptación del usuario suele ser determinante para la sostenibilidad de cualquier innovación tecnológica en el entorno laboral. En este caso, la evidencia sugiere que, cuando la tecnología se introduce con un enfoque claro hacia la prevención y el bienestar, y no como una herramienta de control punitivo, su adopción tiende a ser más favorable y menos resistida.

Asimismo, los resultados permiten interpretar que la presencia de un sistema de monitoreo automatizado puede tener efectos sobre el comportamiento de los trabajadores. La percepción de seguimiento continuo, sumada a la objetividad del sistema, parece incentivar una mayor adherencia al uso de los EPP, contribuyendo así al fortalecimiento de la cultura de seguridad dentro de la organización. En este sentido, la tecnología no solo cumple una función de detección, sino que también influye indirectamente en la forma en que los trabajadores interactúan con las normas de seguridad.

No obstante, es importante considerar ciertas limitaciones del estudio. El tamaño reducido de la muestra utilizada en el análisis perceptual, así como el carácter piloto de la implementación y el tiempo limitado de evaluación, condicionan el alcance de los resultados. Estas características dificultan la posibilidad de establecer conclusiones generalizables o de analizar efectos sostenidos en el tiempo. Además, no se incorporaron indicadores longitudinales que permitan evaluar de manera directa el impacto del sistema en la disminución de incidentes o accidentes laborales.

A partir de ello, se sugiere que futuras investigaciones consideren muestras más amplias, diseños longitudinales y el uso de herramientas estadísticas más robustas que permitan analizar la evolución del comportamiento en materia de seguridad. También sería pertinente incluir indicadores objetivos, como tasas de accidentabilidad o niveles de cumplimiento normativo, que faciliten una evaluación más precisa del impacto real de estas tecnologías. Del mismo modo, resulta relevante comparar distintas arquitecturas de detección y analizar su desempeño en función de variables propias del entorno industrial, como la iluminación, la presencia de polvo o la dinámica operativa.

En conjunto, los resultados permiten vislumbrar que la integración de soluciones basadas en inteligencia artificial constituye una alternativa con alto potencial para fortalecer los sistemas de gestión de seguridad y salud en el trabajo. Este tipo de herramientas contribuye a avanzar hacia esquemas de supervisión más consistentes, continuos y sustentados en evidencia, facilitando una toma de decisiones más oportuna y promoviendo entornos laborales más seguros, eficientes y sostenibles.

Referencias bibliográficas

Agyapong, B., Obuobi-Donkor, G., Burbach, L., & Wei, Y. (2022). Stress, burnout, anxiety and depression among teachers: A scoping review. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(17), 10706. <https://doi.org/10.3390/ijerph191710706>

Barrón, L., & Mariscal, E. (2024). La doble presencia o interferencia en la relación trabajo-familia. *Dictamen Libre*, 35. <https://doi.org/10.18041/2619-4244/dl.35.12178>

Bakker, A. B., & Demerouti, E. (2017). Job demands–resources theory: Taking stock and looking forward. *Journal of Occupational Health Psychology*, 22(3), 273–285. <https://doi.org/10.1037/ocp0000056>

Baum, T., Mooney, S. K., Robinson, R. N., & Solnet, D. (2020). COVID-19's impact on the hospitality workforce. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*.

Bochkovski, A., Wang, C.-Y., & Liao, H.-Y. M. (2020). YOLOv4: Optimal speed and accuracy. arXiv preprint arXiv:2004.10934.

Chen, L., Zhang, P., & Li, J. (2022). Edge computing-enabled safety monitoring in Industry 4.0 environments. *Future Generation Computer Systems*, 130, 45–56. <https://doi.org/10.1016/j.future.2021.12.012>

Clercq, M. D., Watt, H. M. G., & Richardson, P. W. (2022). Profiles of teachers' striving and wellbeing. *Journal of Educational Psychology*. <https://doi.org/10.1037/edu0000702>

Clinchamps, M., et al. (2024). Occupational stress and physical activity. *Frontiers in Public Health*. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2024.1392365>

Cohen, S., & Wills, T. A. (1985). Stress, social support, and the buffering hypothesis. *Psychological Bulletin*, 98(2), 310–357.

du Prel, J.-B., et al. (2024). Psychosocial work factors and mental health outcomes. *International Journal of Environmental Research and Public Health*.



Fang, W., Ding, L., Zhong, B., Love, P. E. D., & Luo, H. (2018). Automated detection of unsafe behavior in construction using computer vision. *Automation in Construction*, 90, 36–45. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2018.02.021>

Ge, L., Liu, S., Li, S., Yang, J., Hu, G., & Xu, C. (2022). Estrés psicológico y eje intestino-cerebro. *Frontiers in Immunology*.

Giosmpasoglou, C. (2024). Working conditions in the hospitality industry. *Sustainability*, 16(19), 8428.

González-Robledo, M. (2023). Salud mental en trabajadoras rurales. *Revista de Salud Pública*.

Greenhaus, J. H., & Beutell, N. J. (1985). Work-family conflict. *Academy of Management Review*, 10(1), 76–88.

Hochschild, A. R. (1989). *The second shift*. Viking.

International Organization for Standardization. (2018). ISO 45001:2018 occupational health and safety management systems. <https://www.iso.org/standard/63787.html>

Javaid, M., Haleem, A., Singh, R. P., & Suman, R. (2022). Industry 4.0 technologies. *Sustainable Operations and Computers*.

Jocher, G., et al. (2023). YOLOv8. GitHub repository.

Karasek, R. A. (1979). Job demands and mental strain. *Administrative Science Quarterly*, 24(2), 285–308.

Karatepe, O. M. (2013). Work overload and job performance. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*.

Kim, H., Kim, H., & Kim, C. (2021). Vision-based detection of safety helmet use using deep learning. *Sensors*, 21(9), 3069. <https://doi.org/10.3390/s21093069>

Koutsimani, P., Montgomery, A., & Georganta, K. (2019). Burnout, depression, and anxiety. *Frontiers in Psychology*, 10, 284.

Lee, R. T., & Ashforth, B. E. (1996). Burnout meta-analysis. *Journal of Applied Psychology*.

Li, H., et al. (2020). Behavior-based safety management. *Safety Science*.

López, P. R., et al. (2017). Doble presencia en mujeres trabajadoras. *Revista SEECI*.

Madhumini, T. (2024). Tourism and economic growth. *IJRSI*.



- Márquez Scotti, C. (2024). Condiciones laborales en turismo. *Economía, Sociedad y Territorio*.
- Maslach, C., & Jackson, S. E. (1981). Burnout measurement. *Journal of Occupational Behavior*.
- Maslach, C., & Leiter, M. P. (2016). Burnout experience. *World Psychiatry*.
- Maslach, C., Schaufeli, W., & Leiter, M. (2001). Job burnout. *Annual Review of Psychology*.
- Nath, N. D., Behzadan, A. H., & Paal, S. G. (2020). Deep learning for PPE detection. *Automation in Construction*, 112, 103085. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103085>
- Organización Internacional del Trabajo (OIT). (2021). Riesgos psicosociales en el trabajo.
- Organización Mundial del Turismo (OMT). (2022). Tourism recovery reports.
- Shi, W., et al. (2016). Edge computing. *IEEE Internet of Things Journal*.
- Shoman, Y., et al. (2024). Work stress and depression. *Social Psychiatry*.
- Siegrist, J. (1996). Effort-reward imbalance. *Journal of Occupational Health Psychology*.
- Üngüren, E., et al. (2025). Emotional labor and burnout. *Frontiers in Psychology*.
- Wang, Y., et al. (2025). Burnout and CSR. *Acta Psychologica*.
- Warr, P., Cook, J., & Wall, T. (1979). Job satisfaction scales. *Journal of Occupational Psychology*.
- World Health Organization (WHO). (2022). Mental health at work.
- World Travel & Tourism Council (WTTC). (2023). Economic impact report.
- Wu, Y., Zhang, K., & Chen, L. (2021). Vision-based safety monitoring. *Applied Sciences*, 11(14), 6501. <https://doi.org/10.3390/app11146501>
- Zhang, M., Shi, Y., & Zhao, Y. (2022). PPE detection with YOLOv5. *IEEE Access*, 10, 99750-99761. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3201234>
- Zhou, Z., Goh, Y. M., & Li, Q. (2021). Vision-based safety monitoring. *Safety Science*.

Conflicto de intereses:

Los autores declaran que no existe conflicto de interés posible.

Financiamiento:

No existió asistencia financiera de partes externas al presente artículo.

Agradecimiento:

N/A

Nota:

El artículo no es producto de una publicación anterior.