

Integration of YOLO (You Only Look Once) AI and Lean methodology for safer and more efficient work environments. A Systematic Review

Grace A. Guizado, Estudiante¹, Andrea F. Meza, Estudiante², Nohemy M. Canahua, Mg³
^{1,2,3}Universidad Tecnológica del Perú, Perú, ¹U20201074@utp.edu.pe, ²U20221113@utp.edu.pe,
³C26052@utp.edu.pe

Abstract– The integration of computer vision technologies with continuous improvement methodologies has emerged as a key strategy to enhance safety and efficiency in industrial environments. This study evaluates the combined impact of the YOLO algorithm and Lean methodology on PPE supervision and operational performance in the manufacturing sector, using a Systematic Literature Review (SLR) guided by the PICO and PRISMA frameworks. A total of 69 relevant studies (2020–2025) were analyzed from databases including Scopus, IEEE Xplore, and Web of Science. Findings reveal that YOLO, particularly in its recent versions like YOLOv7, achieves over 95% accuracy in real-time PPE detection, outperforming traditional methods such as RFID sensors and classic vision algorithms. Meanwhile, Lean tools such as 5S+1, Kaizen, and Poka-Yoke prove effective in error reduction, process standardization, and fostering a preventative culture. The synergy between YOLO and Lean enables precise automated supervision, improves regulatory compliance traceability, and lowers exposure to occupational hazards. This combined approach presents an innovative and efficient solution to reinforce workplace safety and operational performance. However, limitations persist due to the lack of empirical integration studies and technological adoption challenges faced by small enterprises, mainly driven by economic and technical constraints. These gaps highlight opportunities for future research focused on scalable and sustainable implementation.

Keywords– yolo, lean manufacturing, workplace safety, computer vision, continuous improvement.

Integración del IA YOLO (You Only Look Once) y la metodología Lean para entornos laborales más seguros y eficientes. Una revisión sistemática

Grace A. Guizado, Estudiante¹, Andrea F. Meza, Estudiante², Nohemy M. Canahua, Mg³
^{1,2,3}Universidad Tecnológica del Perú, Perú, ¹U20201074@utp.edu.pe, ²U20221113@utp.edu.pe, ³C26052@utp.edu.pe

Resumen— La integración de visión computacional y metodologías Lean representa una estrategia efectiva para mejorar la seguridad y eficiencia en entornos industriales. Este estudio evalúa el impacto conjunto de YOLO y Lean en el uso de EPP y el desempeño operativo del sector manufacturero, mediante una Revisión Sistemática de la Literatura (RSL) basada en los enfoques PICO y PRISMA. Se analizaron 69 estudios relevantes (2020–2025) extraídos de Scopus, IEEE Xplore y Web of Science. Los hallazgos destacan que YOLO, especialmente en versiones recientes como YOLOv7, supera el 95 % de precisión en la detección en tiempo real de EPP, mejorando significativamente la capacidad de respuesta ante riesgos. En paralelo, herramientas Lean como 5S+1, Kaizen y Poka-Yoke fortalecen la disciplina operativa, reducen errores y fomentan procesos estandarizados y entornos preventivos. La sinergia entre ambas metodologías potencia la trazabilidad normativa, optimiza la supervisión y reduce la exposición al riesgo, consolidándose como una solución innovadora para la industria. No obstante, persisten limitaciones en cuanto a validaciones empíricas integradoras y a la adopción tecnológica en pequeñas empresas debido a restricciones técnicas y económicas. Estos desafíos abren oportunidades para futuras investigaciones que promuevan su aplicación sostenible y escalable.

Palabras clave— yolo, lean manufacturing, seguridad laboral, visión computacional, mejora continua.

I. INTRODUCCIÓN

La Seguridad y Salud en el Trabajo (SST) busca proteger integralmente a los trabajadores, especialmente en entornos con maquinaria riesgosa. En este contexto, la inteligencia artificial YOLO (You Only Look Once) destaca por su capacidad para detectar en tiempo real el uso de Equipos de Protección Personal (EPP) y comportamientos peligrosos mediante el análisis de imágenes digitales que abarcan múltiples individuos en un solo encuadre [24]. Además, la IA proporciona múltiples versiones (YOLOv4, YOLOv5, YOLOv6, YOLOv7 y YOLOv8) siendo las más recientes las que presentan mayores niveles de precisión y eficiencia por sus algoritmos de procesamiento [3], [17], [59].

Paralelamente, la metodología Lean se presenta como una estrategia orientada a eliminar desperdicios, mejorar la calidad, aumentar la eficiencia operativa y fortalecer la competitividad. Su aplicación concreta se apoya en principios como Jidoka y Just-in-Time, así como en herramientas complementarias como 5S+1, Kaizen, Poka-Yoke y tecnologías digitales. Asimismo, metodologías como el Mantenimiento Productivo Total (TPM) y métricas como la Eficiencia Global de los Equipos (OEE) contribuyen significativamente al desempeño financiero y productivo, además de fomentar entornos laborales seguros y sostenibles [4].

Sin embargo, a nivel mundial, la problemática en seguridad laboral sigue siendo un desafío importante debido a la falta de mecanismos efectivos que aseguren el uso adecuado de los EPP [63]. De acuerdo con datos de la Organización Internacional del Trabajo (OIT), cada año ocurren más de 2.78 millones de muertes y alrededor de 374 millones de accidentes laborales no fatales [69]. La falta o el uso incorrecto de EPP sigue siendo uno de los principales factores de riesgo.

Ante esta situación, diversos estudios recientes han centrado sus esfuerzos en el desarrollo de sistemas inteligentes para la detección automática de EPP, utilizando visión computacional y aprendizaje profundo [14–18], [24], [28], [30–33], [57]. Aunque estos trabajos no abordan explícitamente la jerarquía de controles en SST, todos parten del supuesto de que los EPP ya están implementados como medida activa, lo que implica su rol como última línea de defensa ante riesgos no eliminables. Por tanto, el énfasis tecnológico en los EPP no contradice su posición residual en la jerarquía, sino que busca garantizar su correcta aplicación en entornos donde los controles técnicos y administrativos no pueden mantenerse de forma constante o efectiva. Así, el foco en los EPP responde a una necesidad operativa y complementaria, más que conceptual. En complemento, aunque las normativas (OSHA 1910.119, EPA 40 CFR 68, ANSI/ISA 84) y metodologías como Lean han mejorado la seguridad, la supervisión manual aún presenta limitaciones y vulnerabilidad ante errores humanos [69]. Esto ha impulsado el avance tecnológico marcando un punto de inflexión, facilitando sistemas de alertas tempranas y una supervisión eficiente mediante el uso de las inteligencias artificiales basadas en Aprendizaje Profundo (Deep Learning) [46]. No obstante, a pesar de la adopción de tecnologías emergentes, como el algoritmo YOLO, que posibilita la automatización en tiempo real de la detección de EPP, aún presenta limitaciones en su implementación generalizada. Asimismo, a nivel local, las pequeñas y medianas empresas (PyMEs), que enfrentan restricciones económicas y técnicas, resultan particularmente afectadas. Estas incluyen limitaciones en infraestructura digital, escasa capacitación en IA y dificultades para costear sistemas avanzados como YOLO, lo que restringe su acceso a soluciones automatizadas de seguridad [30].

En consecuencia, es fundamental promover el acceso y la integración de herramientas tecnológicas innovadoras como así mismo metodologías que optimicen la seguridad y productividad, fortaleciendo la competitividad de estas organizaciones en el sector industrial.

En este sentido, estudios recientes han reportado avances significativos en el uso de YOLO para tareas de

reconocimiento en tiempo real dentro de entornos industriales, resaltando su capacidad para mejorar la seguridad y reducir errores humanos [30], [58]. Por otro lado, investigaciones que analizan Lean Manufacturing como herramienta para la mejora continua en procesos industriales han señalado su efectividad en contextos estructurados, aunque su integración con tecnologías emergentes como la inteligencia artificial y visión computacional no ha sido suficientemente explorada [66]. Por consiguiente, la literatura revela una brecha en el análisis conjunto de Lean Manufacturing y algoritmos como YOLO en seguridad ocupacional. Por ello, se justifica una RSL que identifique vacíos, consolide evidencia y proponga un marco conceptual para entornos laborales más seguros y tecnificados.

En función de lo anterior, el objetivo de esta RSL es analizar la integración de YOLO y Lean Manufacturing para evaluar su impacto en la seguridad laboral y eficiencia operativa del sector manufacturero, así como identificar vacíos que orienten futuras investigaciones hacia entornos industriales más seguros, automatizados y sostenibles.

Finalmente, el despliegue de la RSL se estructurará en cuatro secciones: Metodología, donde se detalla el enfoque y el uso de PICO y PRISMA; Resultados, con el análisis bibliométrico y crítico sobre YOLO y Lean en seguridad laboral; Discusión, que identifica tendencias y vacíos en la literatura; y Conclusiones, donde se responden las preguntas de investigación, se abordan las implicancias, limitaciones y se proponen recomendaciones futuras.

II. METODOLOGÍA

A. Método sistemático de búsqueda

Durante esta investigación se aplicó una RSL para analizar el impacto de YOLO y Lean en la seguridad y eficiencia laboral del sector manufacturero peruano. Las preguntas se formularon con el enfoque PICO, y el proceso se estructuró según el modelo PRISMA. La búsqueda (2020–2025) incluyó Scopus, IEEE Xplore y Web of Science, priorizando estudios en inglés y español de acceso abierto. Tras depurar duplicados, se seleccionaron los trabajos más relevantes según los criterios resumidos en la tabla I.

TABLA I
RESUMEN DE LA METODOLOGÍA EMPLEADA PARA LA BÚSQUEDA

Criterios de búsqueda	Parámetros para la búsqueda de información.		
Pregunta de investigación	¿Cómo impacta la integración de la inteligencia artificial YOLO y la metodología Lean en la seguridad y eficiencia de los trabajadores del sector manufacturero?		
Palabras claves empleadas en la búsqueda	Lean Manufacturing. Smart Manufacturing. Efficiency. Manufacturing environments.	Artificial Intelligence. YOLO. Deep learning. Object Detection. Computer vision. Safety. Efficiency. Risk Mitigation.	
Base de datos	Scopus.	IEEE xplore.	Wos.

Periodo de selección	2020 – 2025.	
Idioma	Inglés.	Español.
Tipo de Documento	Artículo científico.	Papers de conferencia
Accesibilidad	Open Access	
Criterio de selección	Proceso elaborado por 3 puntos principales, Comprendida en 8 etapas (figura 1).	

Con el propósito de profundizar en la estrategia de búsqueda dentro de los artículos de revisión, se procedió a descomponer la pregunta PICO. Esta segmentación permitió una representación más clara y estructurada de la información [1]. En la tabla II se presentan las tres preguntas resultantes, formuladas de manera concisa.

TABLA II
ESTRUCTURA PICO

Estructura PICO	Pregunta
P	¿Cuáles son los principales problemas de seguridad y deficiencias operativas que enfrentan los trabajadores del sector manufactura?
I	¿Cómo la integración de la inteligencia artificial YOLO y la metodología Lean permite identificar y monitorear en tiempo real el uso de EPPs en el sector manufacturero?
C	No aplica por ser un estudio de revisión.
O	¿Cuáles han sido los resultados de la integración de la inteligencia artificial YOLO y la metodología Lean en la creación de entornos laborales más seguros y eficientes en el sector manufacturero?

B. Ecuación de búsqueda

Para ampliar los resultados, se utilizaron combinaciones de palabras clave mediante operadores booleanos (AND, OR) y símbolos de truncamiento (como * y frases exactas entre comillas), lo cual permitió una búsqueda más precisa y eficiente. A continuación, se visualiza las fórmulas de búsqueda:

TABLA III
CADENA DE BÚSQUEDA FINAL

Base de datos	Cadena final
Scopus	(TITLE-ABS-KEY ("Artificial Intelligence" OR "AI") AND ("YOLO" OR "Object Detection") AND ("Lean Manufacturing" OR "Smart Manufacturing") AND ("Safety" OR "Efficiency" OR "Risk Mitigation")) AND PUBYEAR > 2019 AND PUBYEAR < 2026 AND PUBYEAR > 2019 AND PUBYEAR < 2026
Web of Science	("YOLO") AND ("object detection" OR "computer vision") AND ("safety" OR "workplace safety") OR ("manufacturing environments") AND ("deep learning" OR "AI")
IEEE xplore	("All Metadata":YOLO) AND ("All Metadata":safety) AND ("All Metadata":object detection) AND ("All Metadata":Personal Protective Equipment detection)

Estas fórmulas ya pueden ser ingresadas a las tres bases de datos para dar comienzo con la búsqueda de documentos relacionados con la investigación. Pero antes de ese paso, se requiere determinar las condiciones de inclusión y exclusión.

C. Condiciones de inclusión y exclusión

Para establecer las condiciones de inclusión y exclusión según el contenido de los artículos revisados, se establecen los siguientes criterios:

Condiciones de inclusión basados al contenido de los artículos revisados:

- CI1: Estudios que integren tecnologías de visión o inteligencias artificiales (particularmente YOLO) y/o herramientas de la metodología Lean en el sector manufacturero.
- CI2: Estudios que contengan investigaciones aplicadas en entornos manufactureros relacionados con seguridad y eficiencia.
- CI3: Estudios centrados en abordar el monitoreo del uso de EPP (equipos de protección personal) mediante tecnologías automatizadas o digitales.

Condiciones de exclusión basados en características despreciables en los artículos revisados:

- CE1: Estudios sobre Predictive Deep Learning para optimización, mantenimiento o monitoreo.
- CE2: Investigaciones enfocadas en la seguridad y eficiencia desde perspectivas teóricas o generales.
- CE3: Estudios enfocados en el monitoreo digital de vehículos con visión computacional e inteligencia artificial.

De esta manera, las siguientes condiciones de inclusión y exclusión se aplicaron en la exploración de artículos con el fin de garantizar la selección de estudios pertinentes para el análisis.

D. Modelo de flujo PRISMA

Para asegurar la transparencia, trazabilidad y rigor metodológico, se adoptaron los lineamientos PRISMA, los cuales estructuran cada fase del proceso de revisión desde la identificación de fuentes hasta la inclusión final promoviendo la exhaustividad y minimizando sesgos en la selección de evidencia científica [2].

Se identificaron 1282 publicaciones en Scopus, Web of Science e IEEE Xplore. Tras aplicar filtros y operadores booleanos, se seleccionaron 709 artículos; luego, se excluyeron 144 registros no pertinentes. Finalmente, se consolidaron 67 estudios relevantes conforme a criterios definidos.

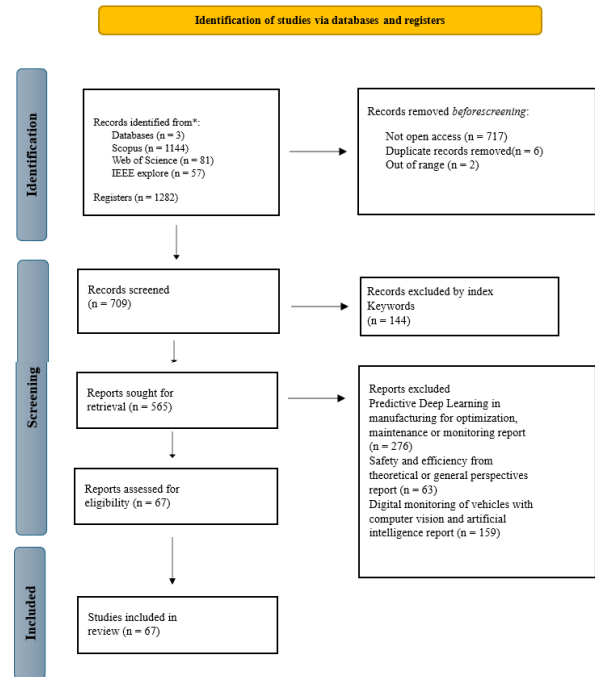


Fig. 1 Diagrama de flujo PRISMA en 3 niveles

III. RESULTADOS

III.I. RESULTADOS BIBLIOMÉTRICOS

Se analizaron las palabras clave de los 25 artículos seleccionados según la figura 2, para identificar conceptos recurrentes en la literatura. Este análisis revela tendencias y enfoques sobre la integración de YOLO y Lean en la mejora de eficiencia operativa y seguridad laboral.

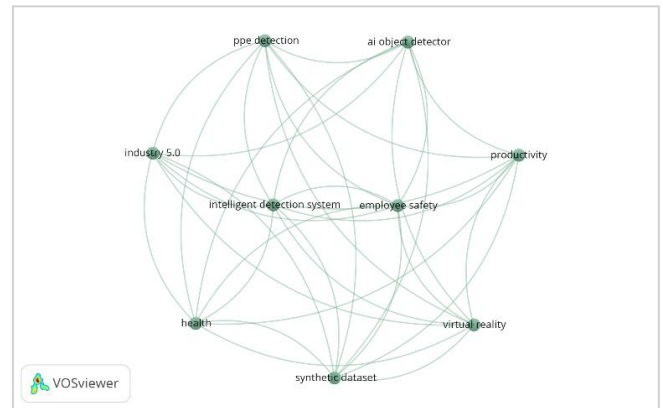


Fig. 2 Palabras clave más frecuentes en los 25 artículos seleccionados

Asimismo, según la figura 3, 2024 concentró la mayor producción científica con 35 artículos, seguido por 2023 y 2022 (12 y 9). En contraste, los años restantes registraron menor actividad. Esta distribución confirma el creciente interés en la temática, destacando su relevancia y actualidad.

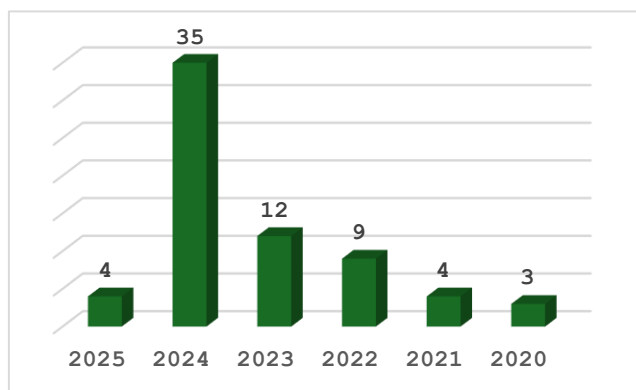


Fig. 3 Artículos según año de publicación

De manera complementaria, se realizó un análisis geográfico (2020–2025) que evidenció a China como líder en producción científica (23 artículos), seguida por EE.UU. e India (5 cada uno). Otros países como Italia, Taiwán, Corea del Sur y Sudáfrica también destacaron, reflejando una tendencia global hacia la innovación industrial tecnificada.

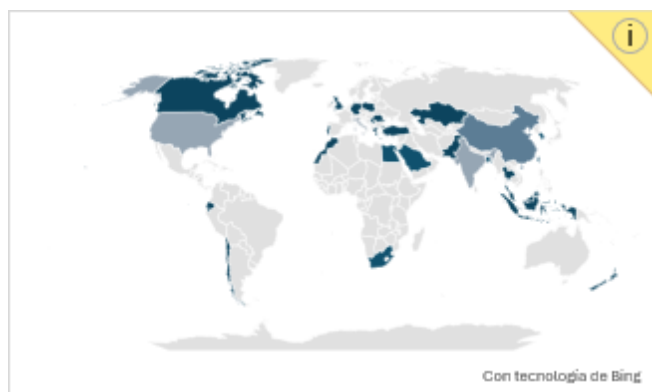


Fig. 4 Distribución geográfica de las publicaciones científicas sobre IA YOLO y Lean Manufacturing (2020–2025)

III. II RESULTADOS DE INGENIERÍA

En relación con los resultados de ingeniería, se expondrá a continuación una síntesis de los hallazgos obtenidos a partir del análisis de los 67 artículos incluidos en esta RSL, organizados de acuerdo con las preguntas formuladas bajo la estructura PICO.

- A. *¿Cuáles son los principales riesgos de seguridad y deficiencias operativas que enfrentan los trabajadores sin el uso de tecnologías avanzadas de monitoreo y mejora continua?*

En los entornos laborales modernos, la implementación de tecnologías avanzadas de monitoreo y mejora continua se ha vuelto fundamental para garantizar la seguridad de los trabajadores y la eficiencia de las operaciones. La ausencia de estas herramientas tecnológicas expone a los empleados a riesgos constantes debido a la falta de supervisión en tiempo real, la dependencia del juicio humano y la escasa capacidad

de anticipación ante eventos peligrosos [14], [21], [26], [35], [41]. Esta carencia tecnológica no solo incrementa los costos por accidentes, sino que también genera ineficiencias como desorganización, pérdida de productividad y mala comunicación entre equipos [13], [61], [66].

En ese contexto, las tablas IV y V resumen los riesgos laborales y deficiencias operativas, así como sus implicancias en seguridad y eficiencia, respaldadas por fuentes específicas.

TABLA IV
PRINCIPALES RIESGOS LABORALES SIN TECNOLOGÍAS AVANZADAS

Tipo de riesgo	Descripción	Consecuencias	Fuentes
Riesgo físico	Exposición a ruido, calor, vibraciones, superficies calientes	Pérdida de audición, fatiga, lesiones, quemaduras	[11], [51], [52], [63], [67]
Riesgo ergonómico	Posturas forzadas, tareas repetitivas, manipulación de cargas	Trastornos musculoesqueléticos, fatiga, bajo rendimiento	[9], [51], [31], [67]
Uso inadecuado de EPP	No uso o mal uso de cascos, chalecos, guantes, mascarillas, etc.	Lesiones craneales, quemaduras, intoxicaciones, fracturas	[18], [19], [25], [26], [29], [32], [34], [35], [40]
Errores humanos	Fatiga, distracción, exceso de confianza	Accidentes, incumplimiento de protocolos	[55], [62], [63]
Falta de supervisión en tiempo real	Ausencia de sistemas automatizados de control	No se detectan peligros a tiempo, accidentes	[15], [23], [45], [64]
Problemas de visibilidad e iluminación	Iluminación deficiente, ropa no reflectante,	Accidentes por no ver peligros ni a compañeros	[11], [16], [47], [50]
Entradas a zonas peligrosas sin control	Acceso no controlado materiales peligrosos	Golpes, atrapamientos, electrocuciones	[33], [35], [50]
Accidentes mecánicos y por equipos	Contacto con piezas móviles	Cortes, atrapamientos, amputaciones	[9], [11], [17], [33]
Condiciones ambientales peligrosas	Exposición a químicos, humo, calor, fuego, polvo	Explosiones, quemaduras, daños respiratorios	[17], [36], [67]
Cultura/formación en seguridad deficiente	Falta de entrenamiento o concienciación sobre prácticas seguras	Baja percepción del riesgo, conductas inseguras, accidentes	[31], [36], [65], [66]

TABLA V
DEFICIENCIAS OPERATIVAS SIN TECNOLOGÍAS AVANZADAS

Deficiencia operativa	Efecto negativo	Tecnología ausente	Fuentes
Inspección manual ineficiente	Errores humanos, retrasos	Sistemas automatizados de inspección, IA	[18], [23], [36], [39]
Supervisión sin tecnología	No hay monitoreo en tiempo real,	Visión artificial, monitoreo IoT	[14], [21], [26], [35], [41]
Falta de uso de datos o sistemas inteligentes	No se identifican peligros emergentes	Análisis de datos, mejora continua, gemelos digitales	[36], [38], [60], [68]
Problemas en detección de objetos pequeños u ocultos	Falsos positivos, detecciones erróneas	Algoritmos mejorados de visión computacional (YOLO, etc.)	[27], [37], [40], [45]
Altos costos y baja eficiencia	Aumento de gastos operativos	Supervisión automatizada, IA	[15], [28], [46]
Falta de respuesta rápida ante incidentes	Accidentes graves	Alertas en tiempo real, sensores inteligentes	[7], [21], [28], [64]
Desorganización en procesos operativos	Residuos, pérdida de productividad	Sistemas Lean, 5S, mejora continua	[13], [68]
Mala comunicación y coordinación	Errores en seguridad	Sistemas de comunicación integrados	[11], [61], [66]
Falta de integración de sistemas	No se mejora ni estandariza la seguridad	Sistemas integrados de seguridad,	[38], [65], [68]
Desactualización o falta de capacitación	Aplicación incorrecta de protocolos	Sistemas de entrenamiento inteligente, retroalimentación	[14], [36], [66]

B. ¿Cómo se puede aplicar la IA YOLO en conjunto con herramientas Lean para monitorear en tiempo real el uso de EPP?

El uso de EPP es crucial para prevenir accidentes laborales, especialmente en sectores como la construcción y la industria [57], [47]. Sin embargo, los métodos manuales para verificar su uso son propensos a errores y poco eficientes [18], [57]. Por ello, se están implementando soluciones automatizadas basadas en visión por computadora, deep learning e IoT para detectar el cumplimiento del EPP en tiempo real [16], [51], [53]. Estas tecnologías, además de aumentar la precisión, permiten monitorear el comportamiento de los trabajadores y fomentar una cultura de seguridad activa mediante retroalimentación inmediata [50], [20]. Dado el alto impacto que tiene el uso adecuado del EPP en la reducción de lesiones y muertes, su monitoreo

inteligente se considera una medida clave en la gestión moderna de la seguridad laboral [24], [51], [57].

Aplicaciones YOLO

Dentro de estas soluciones automatizadas, destaca el algoritmo YOLO, una arquitectura de detección de objetos en tiempo real que ha revolucionado el análisis visual en entornos complejos [39]. La siguiente figura resume algunos de los entornos industriales donde se ha aplicado el algoritmo YOLO y los sectores, según la literatura revisada.

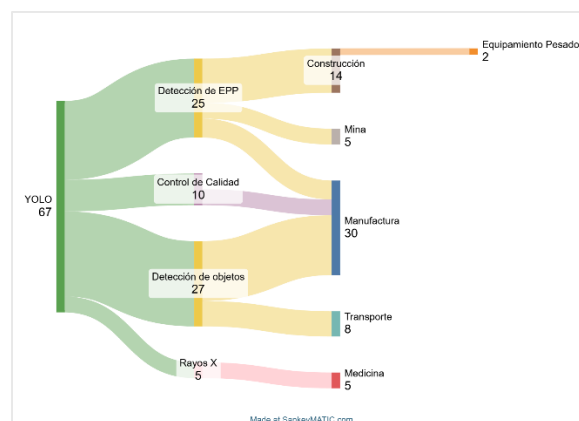


Fig. 5 Diagrama de Sankey simplificado en base a las aplicaciones YOLO según la literatura

Aplicaciones LEAN

Las herramientas Lean vinculadas con SST son fundamentales para garantizar el bienestar del trabajador durante el desarrollo de sus actividades laborales, donde destaca el enfoque de las 5S, el cual contribuye a la reducción de desperdicios, la optimización y organización de los procesos, mejorando significativamente las condiciones laborales [8], [10], [12], [66], [67], [68]. Asimismo, Kaizen representa una metodología clave de Lean orientada a la mejora continua, como la incorporación de un módulo para la detección de incidentes en el ámbito industrial [65]. En el ámbito de la construcción, se evidenció la integración de Kaizen con la Gestión Visual mediante el uso de señalizaciones de seguridad y paneles instructivos [66]. Adicionalmente, en el sector de calzado ortopédico se aplicaron herramientas como Gemba y Gestión Visual para fortalecer la seguridad laboral, así como la metodología TPM [11]. En relación con la tecnología, se evidencia la herramienta Poka-Yoke en una empresa constructora, el cual permite la detección de errores mediante dispositivos o sensores que emiten alertas automáticas [66]. De manera complementaria, la aplicación del principio Jidoka resulta de gran ayuda, ya que no solo contribuye a la reducción de riesgos en SST, sino que también permite identificar la causa de los problemas y eliminarlos desde la raíz, asegurando procesos más seguros y confiables [67]. La tabla VI sintetiza las herramientas y metodologías Lean identificadas en los estudios revisados.

TABLA VI
HERRAMIENTAS Y METODOLOGÍAS LEAN APLICADAS SEGÚN LOS
ARTÍCULOS REVISADOS EN EL CONTEXTO DE SST

	Metodologías y Herramientas Lean								Indicadores
	5S	Kaizen	5S+1	G. Visual	VSM	Poka Yoke	GEMBA	TPM	Eficiencia Operacional y Seguridad
[13]	x								Reduce el riesgo en 64%.
						x			Disminuye el riesgo en 55,6%.
[69]				x	x				Mejora del 60% en eficiencia.
[12]	x								92% en la disminución de lesiones y riesgos
[11]				x			x	x	Disminuyó el 50% de accidentes laborales.
[65]		x							70% de trabajos no conformes
[4]			x						Integración con YOLO
	2	1	1	2	1	1	1	1	

Integración YOLO y LEAN

La integración de YOLO y Lean ofrece una solución innovadora para supervisar en tiempo real el uso de EPP. Estudios recientes muestran que tecnologías como YOLOv7 refuerzan enfoques Lean como el 5S+1 en su dimensión de seguridad, permitiendo detectar incumplimientos, mejorar disciplina operativa y optimizar entornos industriales [4].

En la siguiente tabla VII comparativa se resume la integración de YOLOv7 con principios Lean a partir del estudio analizado.

TABLA VII
INTEGRACIÓN DE YOLOV7 CON PRINCIPIOS LEAN (5S+1) PARA EL
MONITOREO DE EPP

Enfoque	Técnica principal	Clasificador es utilizados	Métrica F1 (%)	FPS aprox.	Relación con Lean (5S+1)
A-I	Detección por separado de casco, chaleco y trabajador + clasificación	Árbol de decisión (DT), KNN, MLP	Hasta 95.46 %	13.27	Mejora de seguridad (6S) y estandarización mediante monitoreo automatizado
A-II	Detección simultánea directa de clases W, WH, WV, WHV	Sin clasificador adicional	Hasta 84.19 %	15.2	Mayor velocidad, pero menor precisión; útil para entornos Lean de respuesta rápida
A-III	Detección + clasificación DL sobre recortes	VGG-16, ResNet-50, Xception	Hasta 94.65 %	~11.8	Alta precisión, ideal para sostenibilidad del sistema 5S+1 (Shitsuke)

La tabla VII muestra que integrar YOLOv7 con clasificadores ML y DL permite monitorear eficazmente el uso de EPP en tiempo real. El enfoque I (YOLOv7 + DT/KNN/MLP) destaca por su precisión ($F1 > 95\%$) y velocidad, siendo el más equilibrado para entornos industriales. El enfoque III (YOLOv7 + VGG-16) también alcanzó alta precisión, ideal para sistemas Lean orientados a la estandarización. En contraste, el enfoque II, aunque veloz, mostró menor precisión y limitada aplicabilidad en contextos donde la seguridad es crítica. Estos resultados refuerzan el valor de integrar YOLOv7 con Lean para mejorar seguridad y eficiencia operativa.

Sin embargo, aunque la Tabla VII se enfoca en la relación entre YOLO y 5S+1, según [4] sugiere que la visión computacional puede integrarse también con otras herramientas Lean. En el caso de Jidoka, permite la parada automática ante condiciones inseguras o anomalías detectadas en tiempo real; en TPM, facilita inspecciones visuales automatizadas y alertas preventivas que fortalecen el mantenimiento autónomo; y en Poka-Yoke, actúa como un sistema de verificación visual que impide la continuidad de procesos si no se cumplen condiciones críticas, como la presencia de EPP. Estas conexiones amplían el análisis hacia una integración más profunda entre algoritmos de inteligencia artificial y prácticas Lean, reforzando la autonomía operativa, la prevención de errores y la mejora continua.

C. ¿Cómo contribuye la integración de YOLO y Lean a mejorar la eficiencia para entornos laborales más seguros y eficientes?

La integración de herramientas Lean y algoritmos de visión por computadora como YOLO representa una convergencia estratégica que impulsa la eficiencia operativa y la seguridad en entornos laborales industriales. Lean, a través de metodologías como el modelo 5S+1 (*Sort, Set, Shine, Standardize, Sustain y Safety*), proporciona una base estructurada para eliminar desperdicios, estandarizar procesos y mejorar el entorno físico y organizacional [3], [5], [8], [10], [12], [14], [31], [65], [66], [67], [68], [69]. Paralelamente, el uso de algoritmos YOLOv7 permite detectar en tiempo real el uso correcto de EPP como cascos y chalecos, alcanzando precisiones superiores al 95% y capacidades de monitoreo automatizado incluso en condiciones operativas variables [4]. Esta sinergia permite implementar sistemas de detección y supervisión visual que reducen tiempos muertos, minimizan errores humanos, mejoran la trazabilidad de datos de cumplimiento, y fomentan una cultura de mejora continua con foco en la seguridad [4], [12], [31], [65], [67].

Las tablas siguientes sintetizan los aportes, clasificando beneficios en mejora operativa y en seguridad laboral según la evidencia de la RSL.

TABLA VIII
CONTRIBUCIONES DE LA INTEGRACIÓN LEAN + YOLO A LA MEJORA
DE LA EFICIENCIA OPERATIVA

Dimensión	Contribución	Detalles técnicos o impacto	Referencias
Supervisión de procesos	Monitoreo en tiempo real de trabajadores y equipos	Reducción de demoras operativas	[49], [50], [51], [53], [55], [56]
Automatización	Control automatizado del EPP y herramientas	Aumenta la eficiencia, disminuye interrupciones	[49], [50], [51], [52], [53], [54], [55], [56]
Optimización de recursos	Disminución de supervisión manual	Libera carga operativa para	[46], [49], [50], [56]
Escalabilidad técnica	Implementación ligera y multiplataforma	Uso eficiente de hardware; adaptable a distintos entornos	[46], [48], [49], [50], [56]
Gestión del progreso	Seguimiento de maquinaria y actividades	Mejor planificación	[41], [42], [43], [44], [45], [46]
Mejora de flujo de trabajo	Reducción de tiempos de ciclo y errores	Aumenta productividad	[8], [12], [13], [31], [67], [69]
Reducción de desperdicios	Eliminación de tiempos muertos y reprocesos	Mejora del valor agregado de procesos Lean	[31], [66], [68]

TABLA IX
CONTRIBUCIONES DE LA INTEGRACIÓN LEAN + YOLO A LA MEJORA
EN SEGURIDAD Y SALUD LABORAL

Dimensión	Contribución	Detalles técnicos o impacto	Referencias
Detección de riesgos	Identificación en tiempo real de peligros	Evita accidentes por intervención temprana	[49], [50], [51], [52], [53], [54], [55], [56]
Alertas inmediatas	Notificación automática ante incidentes	Intervención oportuna; mejora del tiempo de respuesta	[48], [50], [53], [55], [56]
Supervisión constante	Evaluación del cumplimiento de normas	Minimiza riesgos por comportamiento inseguro	[49], [52], [53], [54], [55], [56]
Precisión en seguridad	Alta exactitud en la detección de objetos pequeños	Reducción de errores, confiabilidad operativa	[40], [46], [50], [56]
Análisis predictivo	Datos sobre patrones de incumplimiento	Toma de decisiones preventivas basada en evidencia	[51], [55], [56]
Monitoreo de EPP	Seguimiento del uso adecuado de protección personal	Mejora del cumplimiento normativo	[46], [48], [52], [53], [56]
Reducción de accidentes	Disminución de lesiones laborales	Evidencias de impacto positivo en seguridad	[8], [9], [11], [65], [67]
Cultura de seguridad	Integración de señalización, alarmas y gestión visual	Fomenta hábitos seguros y percepción del riesgo	[10], [11], [12], [31]

IV. DISCUSIONES

En este estudio de revisión, se identificaron riesgos laborales y deficiencias operativas en ausencia de tecnologías de monitoreo avanzado. El análisis evidenció que el EPP es la aplicación principal de YOLO, concentrando el 52.9 % del total, especialmente en los sectores manufacturero y de construcción.

Sin embargo, las herramientas Lean han demostrado ser efectivas en la mejora del entorno laboral mediante la implementación de metodologías como 5S, Poka-Yoke y Kaizen, contribuyendo a la eficiencia, calidad y reducción de accidentes [3], [4], [5], [6], [10], [11]. Su integración con algoritmos como YOLOv7 ha permitido alcanzar precisiones superiores al 95 % en la detección de EPP, facilitando operaciones en tiempo real [4].

A pesar de estos avances, algunos estudios reportaron limitaciones en entornos con baja iluminación o alta densidad de objetos, afectando la precisión del sistema [15], [22]. Además, factores organizacionales como la resistencia al cambio o la falta de capacitación también han reducido la efectividad de la implementación [46], [66].

Aunque algunos podrían cuestionar si es necesario integrar YOLO con Lean Manufacturing, los estudios revisados sugieren que esta articulación no solo es viable, sino estratégica. El artículo [4] demuestra que YOLO puede reforzar herramientas Lean como Jidoka, TPM y Poka-Yoke, automatizando la detección de anomalías, inspecciones visuales y verificación de condiciones críticas. Esta sinergia permite sostener principios Lean en tiempo real, fortaleciendo la autonomía operativa y la prevención de errores. Por tanto, la brecha identificada no implica irrelevancia, sino una oportunidad metodológica para consolidar un enfoque integral en seguridad ocupacional [4], [30], [32], [33], [57].

Se sugiere que futuras investigaciones aborden el desarrollo de sistemas integrados entre YOLO e IoT, su aplicación en PyMEs y comparativas entre versiones de YOLO en entornos Lean con distintos niveles de madurez.

V. CONCLUSIONES

Se desarrolló esta investigación con el propósito de analizar el impacto de la integración del algoritmo de visión computacional YOLO con la metodología Lean, en el que ambos enfoques representan una estrategia innovadora y eficaz para optimizar la seguridad laboral y la eficiencia operativa.

Esta investigación analiza el impacto de integrar el algoritmo de visión computacional YOLO con la metodología Lean como estrategia para mejorar la seguridad laboral y la eficiencia operativa. YOLO destaca por su precisión en la detección de equipos de protección personal (EPP) en tiempo real, lo que permite reducir riesgos y mejorar la capacidad de respuesta ante situaciones peligrosas mediante monitoreo automatizado.

Las herramientas y metodología Lean (5S+1, Kaizen, Poka-Yoke y TPM) optimizan los espacios y fortalecen la disciplina operativa, generando entornos más seguros y productivos. Su sinergia con YOLO potencia el cumplimiento normativo y la productividad, aunque persisten limitaciones por la escasa evidencia empírica integradora y las barreras tecnológicas en pequeñas empresas.

REFERENCIAS

- [1] J. J. Yepes-Núñez, G. Urrútia, M. Romero-García, and S. Alonso-Fernández, "Declaración PRISMA 2020: una guía actualizada para la publicación de revisiones sistemáticas," *Rev Esp Cardiol*, vol. 74, no. 9, pp. 790–799, Sep. 2021, doi: 10.1016/J.RECESP.2021.06.016.
- [2] C. M. D. C. Santos, C. A. D. M. Pimenta, and M. R. C. Nobre, "The PICO strategy for the research question construction and evidence search," *Rev Lat Am Enfermagem*, vol. 15, no. 3, pp. 508–511, 2007, doi: 10.1590/S0104-11692007000300023.
- [3] C. Gheorghe, M. Duguleana, R. G. Boboc, and C. C. Postelnicu, "Analyzing Real-Time Object Detection with YOLO Algorithm in Automotive Applications: A Review," *CMES - Computer Modeling in Engineering and Sciences*, vol. 141, no. 3, pp. 1939–1981, Oct. 2024, doi: 10.32604/CMES.2024.054735.
- [4] M. Shahin, F. F. Chen, A. Hosseinzadeh, H. K. Koodiani, and H. Bouzary, "Enhanced Safety Implementation in 5S+1 via Object Detection Algorithms," Nov. 2022, doi: 10.21203/RS.3.RS-2222994/V1.
- [5] I. F. Ramos, G. Gianini, M. C. Leva, and E. Damiani, "Collaborative Intelligence for Safety-Critical Industries: A Literature Review," *Information* 2024, Vol. 15, Page 728, vol. 15, no. 11, p. 728, Nov. 2024, doi: 10.3390/INFO15110728.
- [6] Z.-Q. Zhao, P. Zheng, S.-T. Xu, and X. Wu, "THIS PAPER HAS BEEN ACCEPTED BY IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL NETWORKS AND LEARNING SYSTEMS FOR PUBLICATION 1 Object Detection with Deep Learning: A Review".
- [7] A. Priadana, D. L. Nguyen, X. T. Vo, J. Choi, R. Ashraf, and K. Jo, "HFD-YOLO: Improved YOLO Network Using Efficient Attention Modules for Real-Time One-Stage Human Fall Detection," *IEEE Access*, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3547360.
- [8] M. H. Z. Abidin, Z. Leman, Z. Abidin, M. Yusof, and A. Khalili, "LEAN IMPACT ON MANUFACTURING PRODUCTIVITY: A CASE STUDY OF INDUSTRIALIZED BUILDING SYSTEM (IBS) MANUFACTURING FACTORY," *Jurnal Teknologi (Sciences & Engineering)*, vol. 84, no. 4, pp. 65–77, May 2022, doi: 10.11113/JURNALTEKNOLOGI.V84.18156.
- [9] A. Neri, E. Cagno, and S. Paredi, "The mutual interdependences between safety and operations: A systematic literature review," *Saf Sci*, vol. 153, p. 105812, Sep. 2022, doi: 10.1016/J.SSCI.2022.105812.
- [10] M. Ulu and S. BiRgün, "A case study on lean occupational safety," *Sigma Journal of Engineering and Natural Sciences*, vol. 42, no. 2, pp. 534–, Apr. 2024, doi: 10.14744/SIGMA.2022.00108.
- [11] J. C. Sá, L. Soares, J. Dinis-Carvalho, F. J. G. Silva, and G. Santos, "Assessment of the Impact of Lean Tools on the Safety of the Shoemaking Industry," *Safety* 2023, Vol. 9, Page 70, vol. 9, no. 4, p. 70, Oct. 2023, doi: 10.3390/SAFETY9040070.
- [12] J. G. Brawner, G. A. Harris, and G. A. Davis, "Will the real relationship between lean and safety/ergonomics please stand up?," *Appl Ergon*, vol. 100, p. 103673, Apr. 2022, doi: 10.1016/J.APERGO.2021.103673.
- [13] C. Singh, D. Singh, and J. S. Khamba, "Exploring an alignment of lean practices on the health and safety of workers in manufacturing industries," *Mater Today Proc*, vol. 47, pp. 6696–6700, Jan. 2021, doi: 10.1016/J.MATPR.2021.05.116.
- [14] R. Azizi, M. Koskinopoulou, and Y. Petillot, "Comparison of Machine Learning Approaches for Robust and Timely Detection of PPE in Construction Sites," *Robotics* 2024, Vol. 13, Page 31, vol. 13, no. 2, p. 31, Feb. 2024, doi: 10.3390/ROBOTICS13020031.
- [15] Z. Wang, Z. Cai, and Y. Wu, "An improved YOLOX approach for low-light and small object detection: PPE on tunnel construction sites," *J Comput Des Eng*, vol. 10, no. 3, pp. 1158–1175, Apr. 2023, doi: 10.1093/JCDE/QWAD042.
- [16] Kisahezra, M. U. Farooq, M. A. Bhutto, and A. K. Kazi, "Real-Time Safety Helmet Detection Using Yolov5 at Construction Sites," *Intelligent Automation & Soft Computing*, vol. 36, no. 1, pp. 911–927, Sep. 2022, doi: 10.32604/IASC.2023.031359.
- [17] A. Barlybayev et al., "Personal protective equipment detection using YOLOv8 architecture on object detection benchmark datasets: a comparative study," *Cogent Eng*, vol. 11, no. 1, Dec. 2024, doi: 10.1080/23311916.2024.2333209;PAGE:STRING:ARTICLE/CHAPTER.
- [18] S. Al-Azani, H. Luqman, M. Alfarraj, A. A. I. Sidig, A. H. Khan, and D. Al-Hammed, "Real-Time Monitoring of Personal Protective Equipment Compliance in Surveillance Cameras," *IEEE Access*, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3451117.
- [19] J. Chen, J. Zhu, Z. Li, and X. Yang, "YOLOv7-WFD: A Novel Convolutional Neural Network Model for Helmet Detection in High-Risk Workplaces," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 113580–113592, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3323588.
- [20] C. Hao, X. Yong, H. Shuqin, and Z. Lijun, "Multiple Complex Weather Tolerant and Low Cost Solution for Helmet Detection," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 50264–50271, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3278212.
- [21] L. ; Liu et al., "Multi-Task Intelligent Monitoring of Construction Safety Based on Computer Vision," *Buildings* 2024, Vol. 14, Page 2429, vol. 14, no. 8, p. 2429, Aug. 2024, doi: 10.3390/BUILDINGS14082429.
- [22] S. U. A. Shovo, M. G. R. Abir, M. M. Kabir, and M. F. Mridha, "Advancing low-light object detection with you only look once models: An empirical study and performance evaluation," *Cognitive Computation and Systems*, vol. 6, no. 4, pp. 119–134, Dec. 2024, doi: 10.1049/CCS2.12114;PAGEGROUP:STRING:PUBLICATION.
- [23] S. Yang, Y. Wang, S. Guo, and S. Feng, "An operation site security detection method based on point cloud data and improved YOLO algorithm under the architecture of the power internet of things," *The Journal of Engineering*, vol. 2024, no. 1, p. e12344, Jan. 2024, doi: 10.1049/TJE2.12344.
- [24] A. S. Ludwika and A. P. Rifai, "Deep Learning for Detection of Proper Utilization and Adequacy of Personal Protective Equipment in Manufacturing Teaching Laboratories," *Safety* 2024, Vol. 10, Page 26, vol. 10, no. 1, p. 26, Mar. 2024, doi: 10.3390/SAFETY10010026.
- [25] R. Cheng et al., "Multi-Scale Safety Helmet Detection Based on SAS-YOLOv3-Tiny," *Applied Sciences* 2021, Vol. 11, Page 3652, vol. 11, no. 8, p. 3652, Apr. 2021, doi: 10.3390/AP11083652.
- [26] X. Wu, S. Qian, and M. Yang, "Detection of Safety Helmet-Wearing Based on the YOLO_CA Model," *Computers, Materials & Continua*, vol. 77, no. 3, pp. 3349–3366, Dec. 2023, doi: 10.32604/CMC.2023.043671.
- [27] K. Huang and M. B. Abisado, "Lightweight construction safety behavior detection model based on improved YOLOv8," *Discover Applied Sciences*, vol. 7, no. 4, pp. 1–13, Apr. 2025, doi: 10.1007/S42452-025-06766-Z/FIGURES/7.
- [28] Z. Wang, Y. Wu, L. Yang, A. Thirunavukarasu, C. Evison, and Y. Zhao, "Fast Personal Protective Equipment Detection for Real Construction Sites Using Deep Learning Approaches," *Sensors* 2021, Vol. 21, Page 3478, vol. 21, no. 10, p. 3478, May 2021, doi: 10.3390/S21103478.
- [29] Z. Zhang, P. Chen, Y. Huang, L. Dai, F. Xu, and H. Hu, "Railway obstacle intrusion warning mechanism integrating YOLO-based detection and risk assessment," *J Ind Inf Integr*, vol. 38, p. 100571, Mar. 2024, doi: 10.1016/J.JII.2024.100571.
- [30] N. D. Nath, A. H. Behzadan, and S. G. Paal, "Deep learning for site safety: Real-time detection of personal protective equipment," *Autom Constr*, vol. 112, p. 103085, Apr. 2020, doi: 10.1016/J.AUTCON.2020.103085.
- [31] L. Yipeng and W. Junwu, "Personal Protective Equipment Detection for Construction Workers: A Novel Dataset and Enhanced YOLOv5 Approach," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 47338–47358, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3382817.
- [32] M. Imam et al., "Ensuring Miners' Safety in Underground Mines Through Edge Computing: Real-Time PPE Compliance Analysis Based on Pose Estimation," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 145721–145739, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3470558.
- [33] M. Ferdous and S. M. M. Ahsan, "PPE detector: a YOLO-based architecture to detect personal protective equipment (PPE) for construction sites," *PeerJ Comput Sci*, vol. 8, p. e999, Jun. 2022, doi: 10.7717/PEERJ-CS.999.
- [34] M. W. Hanif, Z. Li, Z. Yu, and R. Bashir, "A lightweight object detection approach based on edge computing for mining industry," *IET Image Process*, vol. 18, no. 13, pp. 4005–4022, Nov. 2024, doi: 10.1049/IPR2.13228;WEBSITE:WEBSITE:IETRESEARCH;JOURNAL:JOURNAL:17519667;WGROU:STRING:PUBLICATION.
- [35] K. Han and X. Zeng, "Deep Learning-Based Workers Safety Helmet Wearing Detection on Construction Sites Using Multi-Scale Features," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 718–729, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3138407.
- [36] B. Lin, "YOLOv8n-ASF-DH: An Enhanced Safety Helmet Detection Method," *IEEE Access*, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3435453.
- [37] Y. Seth and M. Sivagami, "Enhanced YOLOv8 Object Detection Model for Construction Worker Safety using Image

- Transformations,” IEEE Access, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3527511.
- [38] P. Jin, H. Li, W. Yan, and J. Xu, “YOLO-ESCA: A High-Performance Safety Helmet Standard Wearing Behavior Detection Model Based on Improved YOLOv5,” IEEE Access, vol. 12, pp. 23854–23868, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3365530.
- [39] L. Sun, H. Li, and L. Wang, “HWD-YOLO: A New Vision-Based Helmet Wearing Detection Method,” Computers, Materials & Continua, vol. 80, no. 3, pp. 4543–4560, Sep. 2024, doi: 10.32604/CMC.2024.055115.
- [40] B. Zeng et al., “An Investigation into a Lightweight Safety Helmet Detection Approach Utilizing the MSS-YOLO Framework,” IEEE Access, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3506056.
- [41] K. Kim, K. Kim, and S. Jeong, “Application of YOLO v5 and v8 for Recognition of Safety Risk Factors at Construction Sites,” Sustainability 2023, Vol. 15, Page 15179, vol. 15, no. 20, p. 15179, Oct. 2023, doi: 10.3390/SU152015179.
- [42] U. Sirisha, S. P. Praveen, P. N. Srinivasu, P. Barsocchi, and A. K. Bhoi, “Statistical Analysis of Design Aspects of Various YOLO-Based Deep Learning Models for Object Detection,” International Journal of Computational Intelligence Systems, vol. 16, no. 1, pp. 1–29, Dec. 2023, doi: 10.1007/S44196-023-00302-W/TABLES/19.
- [43] T. Diwan, & G. Anirudh, J. V. Tembhurne, G. Anirudh, and J. A. In, “Object detection using YOLO: challenges, architectural successors, datasets and applications”, doi: 10.1007/s11042-022-13644-y.
- [44] E. Heinold, M. Funk, S. Niehaus, P. H. Rosen, and S. Wischniewski, “OSH related risks and opportunities for industrial human-robot interaction: results from literature and practice,” Front Robot AI, vol. 10, p. 1277360, Oct. 2023, doi: 10.3389/FROBT.2023.1277360/BIBTEX.
- [45] G. Golcarenenrenji, I. Martinez-Alpiste, Q. Wang, and J. M. Alcaraz-Calero, “Machine-learning-based top-view safety monitoring of ground workforce on complex industrial sites,” Neural Comput Appl, vol. 34, no. 6, pp. 4207–4220, Mar. 2022, doi: 10.1007/S00521-021-06489-3/FIGURES/9.
- [46] G. Gallo, F. Di Rienzo, F. Garzelli, P. Ducange, and C. Vallati, “A Smart System for Personal Protective Equipment Detection in Industrial Environments Based on Deep Learning at the Edge,” IEEE Access, vol. 10, pp. 110862–110878, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3215148.
- [47] S. Y. Lin and H. Y. Li, “Integrated Circuit Board Object Detection and Image Augmentation Fusion Model Based on YOLO,” Front Neurorobot, vol. 15, p. 762702, Nov. 2021, doi: 10.3389/FNROBOT.2021.762702/BIBTEX.
- [48] S. Bourou, A. Maniatis, D. Kontopoulos, and P. A. Karkazis, “Smart Detection System of Safety Hazards in Industry 5.0,” Telecom 2024, Vol. 5, Pages 1-20, vol. 5, no. 1, pp. 1–20, Dec. 2023, doi: 10.3390/TELECOM5010001.
- [49] Y. Liu, P. Wang, and H. Li, “An Improved YOLOv5s-Based Algorithm for Unsafe Behavior Detection of Construction Workers in Construction Scenarios,” Applied Sciences 2025, Vol. 15, Page 1853, vol. 15, no. 4, p. 1853, Feb. 2025, doi: 10.3390/APP15041853.
- [50] I. Yousif, J. Samaha, J. H. Ryu, and R. Harik, “Safety 4.0: Harnessing computer vision for advanced industrial protection,” Manuf Lett, vol. 41, pp. 1342–1356, Oct. 2024, doi: 10.1016/J.MFGLT.2024.09.161.
- [51] R. Lan, I. Awolusi, and J. Cai, “Computer Vision for Safety Management in the Steel Industry,” AI 2024, Vol. 5, Pages 1192-1215, vol. 5, no. 3, pp. 1192–1215, Jul. 2024, doi: 10.3390/AI5030058.
- [52] S. Zhao, R. Y. Zhong, Y. Jiang, S. Besklubova, J. Tao, and L. Yin, “Hierarchical spatial attention-based cross-scale detection network for Digital Works Supervision System (DWSS),” Comput Ind Eng, vol. 192, p. 110220, Jun. 2024, doi: 10.1016/J.CIE.2024.110220.
- [53] H. M. Ahmad and A. Rahimi, “Deep learning methods for object detection in smart manufacturing: A survey,” J Manuf Syst, vol. 64, pp. 181–196, Jul. 2022, doi: 10.1016/J.JMSY.2022.06.011.
- [54] Z. Wang and J. Yan, “Deep learning based assembly process action recognition and progress prediction facing human-centric intelligent manufacturing,” Comput Ind Eng, vol. 196, p. 110527, Oct. 2024, doi: 10.1016/J.CIE.2024.110527.
- [55] R. Khallaf and M. Khallaf, “Classification and analysis of deep learning applications in construction: A systematic literature review,” Autom Constr, vol. 129, p. 103760, Sep. 2021, doi: 10.1016/J.AUTCON.2021.103760.
- [56] H. Wang et al., “An automatic unsafe states reasoning approach towards Industry 5.0’s human-centered manufacturing via Digital Twin,” Advanced Engineering Informatics, vol. 62, p. 102792, Oct. 2024, doi: 10.1016/J.AEI.2024.102792.
- [57] A. Elesawy, E. Mohammed Abdelkader, and H. Osman, “A Detailed Comparative Analysis of You Only Look Once-Based Architectures for the Detection of Personal Protective Equipment on Construction Sites,” Eng 2024, Vol. 5, Pages 347-366, vol. 5, no. 1, pp. 347–366, Feb. 2024, doi: 10.3390/ENG5010019.
- [58] V. Isailovic, A. Peulic, M. Djapan, M. Savkovic, and A. M. Vukicevic, “The compliance of head-mounted industrial PPE by using deep learning object detectors,” Sci Rep, vol. 12, no. 1, pp. 1–10, Dec. 2022, doi: 10.1038/S41598-022-20282-9/TABLES/4.
- [59] A. A. Alsawaylimi, R. Alanazi, S. M. Alanazi, S. M. Alenezi, T. Saidani, and R. Ghodhban, “Improved and Efficient Object Detection Algorithm based on YOLOv5,” Engineering, Technology & Applied Science Research, vol. 14, no. 3, pp. 14380–14386, Jun. 2024, doi: 10.48084/ETASR.7386.
- [60] T. G. Mai, M. Nguyen, A. Ghobakhlou, W. Q. Yan, B. Chhun, and H. Nguyen, “Decoding a decade: The evolution of artificial intelligence in security, communication, and maintenance within the construction industry,” Autom Constr, vol. 165, p. 105522, Sep. 2024, doi: 10.1016/J.AUTCON.2024.105522.
- [61] Y. S. Ni, W. L. Chen, Y. Liu, M. H. Wu, and J. I. Guo, “Optimizing Automated Optical Inspection: An Adaptive Fusion and Semi-Supervised Self-Learning Approach for Elevated Accuracy and Efficiency in Scenarios with Scarce Labeled Data,” Sensors 2024, Vol. 24, Page 5737, vol. 24, no. 17, p. 5737, Sep. 2024, doi: 10.3390/S24175737.
- [62] R. Li, X. Zeng, S. Yang, Q. Li, A. Yan, and D. Li, “ABYOLOv4: improved YOLOv4 human object detection based on enhanced multi-scale feature fusion,” EURASIP J Adv Signal Process, vol. 2024, no. 1, pp. 1–16, Dec. 2024, doi: 10.1186/S13634-023-01105-Z/FIGURES/8.
- [63] R. M. Calle Quispe, M. Aghaei Gavari, E. Aguilar Torres, R. M. Calle Quispe, M. Aghaei Gavari, and E. Aguilar Torres, “Hacia una detección precisa de cascos de seguridad en tiempo real a través de un método basado en el aprendizaje profundo,” Ingeniare. Revista chilena de ingeniería, vol. 31, pp. 0–0, 2023, doi: 10.4067/S0718-33052023000100212.
- [64] M. Moso and O. A. Olanrewaju, “Review of Integrated Management Systems to Re-Engineer Existing Nonconformances Troubleshooting System,” Safety 2024, Vol. 10, Page 58, vol. 10, no. 3, p. 58, Jul. 2024, doi: 10.3390/SAFETY10030058.
- [65] M. Moso and O. A. Olanrewaju, “An Application of Lean Techniques to Construct an Integrated Management Systems Preventive Action Model and Evaluation: Kaizen Projects,” Processes 2024, Vol. 12, Page 1069, vol. 12, no. 6, p. 1069, May 2024, doi: 10.3390/PR12061069.
- [66] T. Mafysa, J. Furman, S. Pawlak, and M. Šolc, “Application of Selected Lean Manufacturing Tools to Improve Work Safety in the Construction Industry,” Applied Sciences 2024, Vol. 14, Page 6312, vol. 14, no. 14, p. 6312, Jul. 2024, doi: 10.3390/APP14146312.
- [67] S. Elapanda, “Article ID: IJM_11_04_011 Indukuri Bangar Raju and Dr. Sakha Gangadhara Rama Rao, An Analysis on Application of Lean Framework in Health and Safety Management for Manufacturing & Service Organizations,” International Journal of Management (IJM), vol. 11, no. 4, pp. 88–97, 2020, Accessed: May 16, 2025. [Online]. Available: <http://www.iaeme.com/IJM/index.asp88http://www.iaeme.com/ijm/issues.asp?JType=IJM&VType=11&IType=4JournalImpactFactor>
- [68] “Vista de Metodología 5S con enfoque en seguridad laboral en entornos industriales. Una revisión sistemática de la literatura.” Accessed: May 16, 2025. [Online]. Available: <https://www.uticvirtual.edu.py/revista.ojs/index.php/revistas/article/view/339/522>
- [69] “View of Examining Factory Process Safety Management Systems And Studying Lean Improvement Methods.” Accessed: May 16, 2025. [Online]. Available: <https://journal.yrpiiku.com/index.php/jaets/article/view/4989/3689>