



UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI
FACULTAD DE CIENCIAS DE LA INGENIERÍA Y APLICADAS
CARRERA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL
PROYECTO DE INVESTIGACIÓN

**DESARROLLO DE UN PROTOTIPO BASADO EN VISIÓN ARTIFICIAL
PARA LA DETECCIÓN DE EPP**

Proyecto de Investigación presentado previo a la obtención del Título de
Ingeniero Industrial

AUTORES:

Lisbeth Maribel Guamán Santafé

Marlon Adrian Laica Lara

TUTOR:

Ing. José Ezequiel Naranjo Robalino MSc.

LATACUNGA, MARZO 2026

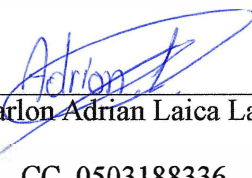
DECLARACIÓN DE AUTORÍA

Nosotros, Lisbeth Maribel Guamán Santafé y Marlon Adrian Laica Lara, estudiantes de la carrera de ingeniería industrial declaramos bajo juramento que el presente trabajo de titulación titulado: “Desarrollo de un prototipo basado en visión artificial para la detección de EPP” es de nuestra autoría, los resultados aquí expuestos son auténticos y no han sido presentados para la obtención de ningún otro título profesional. Asumimos la responsabilidad del contenido, resultados y conclusiones que se detallan en el presente documento.



Lisbeth Maribel Guamán Santafé

CC. 0504351974



Marlon Adrian Laica Lara

CC. 0503188336

Latacunga, 09 de marzo 2026

AVAL DEL TUTOR DEL PROYECTO DE INVESTIGACIÓN

En mi calidad de tutor del trabajo de investigación titulado: "Desarrollo de un prototipo basado en visión artificial para la detección de EPP", propuesto por los estudiantes Lisbeth Maribel Guamán Santafé, Marlon Adrián Laica Lara, de la carrera de ingeniería industrial, considero que dicho proyecto de titulación cumple con requerimientos metodológicos y aportes científicos-técnicos suficientes para ser sometidos al tribunal de lectores.

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'José Ezequiel Naranjo Robalino', is written over a horizontal line.

Ing. José Ezequiel Naranjo Robalino MsC.

C.C. 1804710463

TUTOR

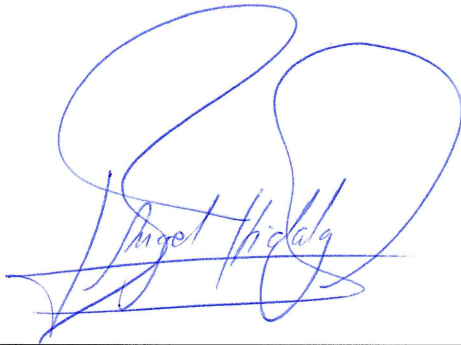
Latacunga, 09 de marzo del 2026

AVAL DE APROBACIÓN DE LECTORES

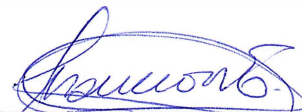
Cumpliendo con el Reglamento de Titulación de la Universidad Técnica de Cotopaxi, en calidad de Lectores de Tribunal de Proyecto de Investigación con el Título “**Desarrollo de un prototipo basado en visión artificial para la detección de EPP**”, propuesto por los estudiantes Lisbeth Maribel Guamán Santafé y Marlon Adrian Laica Lara de la Carrera de Ingeniería Industrial, nos permitimos indicar que los estudiantes han concluido todas las observaciones y realizado las correcciones señaladas por el Tribunal de Lectores, además de validar el funcionamiento de la propuesta, por lo cual presentamos el Aval de aprobación del Proyecto de Titulación correspondiente a la modalidad **Proyecto de Investigación** en virtud de lo cual los postulantes puedan presentarse a la Defensa de su Proyecto de Titulación.

Particular que ponemos en su conocimiento para los fines legales pertinentes.

Atentamente,



Lector 1 (Presidente)
Ing. Angel Guillermo Hidalgo Oñate MSc.
CC: 0503257404



Lector 2
Dr. Medardo Ángel Ulloa Enríquez
CC: 1000970325



Lector 3
Dr. Jonathan Alexander Ruiz Carrillo
CC: 0703323824

AGRADECIMIENTO

Quiero expresar mi más sincero agradecimiento a todas esas personas que siempre estuvieron para mí desde el primer momento que inicie mi carrera.

Principalmente a Dios por absolutamente todo porque nunca me dejó que me rindiera y ponerme a las personas correctas para que me guiaran de la mejor forma.

Agradezco también al personal y responsables del Proyecto Marianita y el Proyecto Altivio quienes nos brindaron las facilidades necesarias para la implementación y validación del prototipo.

Agradezco a mi asesor de tesis al Ing. José Ezequiel Naranjo Robalino, MSc., por su soporte y guía en el desarrollo de este proyecto.

Me gustaría también agradecer a mi perrita Panchita que me acompañó en muchas noches de desvelo.

Finalmente quiero agradecerme a mí por nunca renunciar, por el esfuerzo, sacrificio y perseverancia que son prueba de mi fortaleza y determinación. Con este logro reconozco cada noche de desvelo estudiando y cada desafío superado, y como recordatorio de lo lejos que puedo llegar, confiando en mí.

Lisbeth Maribel Guamán Santafé

AGRADECIMIENTO

Doy gracias a Dios de todo corazón por brindarme la inteligencia y el vigor requeridos para terminar con éxito esta fase académica. Su guía constante me ayudó a vencer los desafíos y mantener la fe en cada instante. A mis padres, por su sacrificio, amor y apoyo constante por enseñarme lo importante que es ser disciplinado, honesto y esforzado. Este éxito también es de ustedes, porque me enseñaron a pelear por mis objetivos sin rendirme a través de su ejemplo.

Mi agradecimiento sincero al Ing. José Ezequiel Naranjo Robalino, MSc., por su dedicación y guía a lo largo de todo el proceso de investigación.

Además, quiero expresar mi gratitud a Proyecto Marianita y Constructora Altivo S.A. por facilitar la validación práctica del sistema.

A mi novia y a mis amigos gracias por su apoyo, cooperación durante todo este camino. Cada experiencia compartida ha sido una lección invaluable que siempre me acompañará.

Marlon Adrian Laica Lara

DEDICATORIA

Dedico este trabajo en primer lugar a Panchita mi perrita, con ella inicie este camino académico y con ella lo culmino. Su lealtad incondicional fue fundamental para superar los momentos más difíciles de este proceso y seguir adelante cuando parecía imposible continuar, su compañía me acompañó mientras escribía esta tesis y su cariño me recordó que incluso en la soledad, nunca estuve sola.

A mi madre por darme la vida.

Finalmente, a mi novio por su apoyo, paciencia y acompañamiento constante durante el desarrollo de toda esta carrera y la culminación.

Lisbeth Maribel Guamán Santafé

DEDICATORIA

Con profundo agradecimiento dedico este trabajo a mis padres, por brindarme su amor, su sacrificio y por enseñarme los valores que han sido la base de mi formación personal y académica.

A mis hermanos, por su apoyo, su confianza y por acompañarme en cada etapa de este proceso.

A mi novia por su paciencia, comprensión y motivación constante, especialmente en los momentos de mayor exigencia académica.

Finalmente, a mis amigos quienes compartieron conmigo esta etapa universitaria, brindándome apoyo.

Este logro es también de todos ustedes, que estuvieron a mi lado impulsándome a seguir adelante.

Marlon Adrian Laica Lara

UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI

FACULTAD DE CIENCIAS DE LA INGENIERÍA Y APLICADAS

TÍTULO: “DESARROLLO DE UN PROTOTIPO BASADO EN VISIÓN ARTIFICIAL PARA LA DETECCIÓN DE EPP”

AUTORES:

Lisbeth Maribel Guamán Santafé

Marlon Adrian Laica Lara

RESUMEN

La protección en el trabajo dentro de las obras de construcción depende, en gran parte, del uso apropiado de Equipos de Protección Personal (EPP); no obstante, la supervisión manual es a menudo limitada, requiere mucho tiempo y está expuesta a equivocaciones humanas. En respuesta a esta situación, el trabajo actual crea un prototipo que utiliza visión artificial para la detección automática del uso de EPP (Equipos de Protección Personal), en particular cascos y chalecos de seguridad, a través del modelo YOLOv8 para la detección de objetos. El sistema combina la captura de video en tiempo real, el procesamiento de imágenes con OpenCV y la creación automática de informes y registros, lo cual posibilita comprobar el cumplimiento del uso del equipo de protección personal (EPP) de manera continua y automatizada. El prototipo fue aplicado y analizado en un ambiente de prueba que representaba el sector constructor, mostrando su habilidad para detectar eventos de cumplimiento y no cumplimiento, además de crear evidencia digital para análisis futuro. Se llevó a cabo una evaluación económica del sistema, además de la técnica. Según los resultados, teniendo en cuenta los costos operativos del sistema, el Ahorro neto anual es de 3.696,36 USD. Este ahorro proviene sobre todo de la disminución del tiempo de supervisión y de la creación automática de pruebas. El sistema muestra un Retorno de la Inversión (ROI) anual del 161 % con una inversión inicial de 1.416,00 USD, lo cual evidencia que la puesta en marcha del prototipo posibilita el aprovechamiento óptimo de los recursos operativos generando un ahorro económico para la compañía.

Palabras clave: Visión artificial, detección de EPP, YOLOv8, seguridad laboral.

TECHNICAL UNIVERSITY OF COTOPAXI

FACULTY OF ENGINEERING AND APPLIED SCIENCES

TITLE: "DEVELOPMENT OF A PROTOTYPE BASED ON ARTIFICIAL VISION FOR
THE DETECTION OF PPE"

AUTHORS:

Lisbeth Maribel Guamán Santafé

Marlon Adrian Laica Lara

ABSTRACT

Protection at work within construction sites depends, in large part, on the appropriate use of Personal Protective Equipment (PPE); However, manual monitoring is often limited, time-consuming and prone to human error. In response to this situation, the current work creates a prototype that uses artificial vision for automatic detection of the use of PPE (personal protective equipment), in particular helmets and safety vests, through the YOLOv8 model for object detection. The system combines real-time video capture, image processing with OpenCV, and automatic reporting and logging, making it possible to check compliance with Personal Protective Equipment (PPE) use in a continuous and automated manner. The prototype was applied and analyzed in a test environment that represented the construction sector, demonstrating its ability to detect compliance and non-compliance events, in addition to create digital evidence for future analysis. An economic evaluation of the system was carried out, in addition to the technical one. According to the results, taking into account the operating costs of the system, the annual net savings is 3,696.36 USD. These savings come mainly from reduced monitoring time and automatic test creation. The system shows an annual Return On Investment (ROI) of 161% with an initial investment of 1,416.00 USD, which shows that the implementation of the prototype enables the optimal use of operating resources, generating economic savings for the company.

Keywords: Artificial vision, PPE detection, YOLOv8, occupational safety.



UNIVERSIDAD
TÉCNICA DE
COTOPAXI



CENTRO
DE IDIOMAS

AVAL DE TRADUCCIÓN

En calidad de Docente del Idioma Inglés del Centro de Idiomas de la Universidad Técnica de Cotopaxi; en forma legal **CERTIFICO** que:

La traducción del resumen al idioma Inglés del proyecto de investigación cuyo título versa: “**DESARROLLO DE UN PROTOTIPO BASADO EN VISIÓN ARTIFICIAL PARA LA DETECCIÓN DE EPP**” presentado por: **Lisbeth Maribel Guamán Santafé** y **Marlon Adrian Laica Lara**, egresados de la Carrera de: **Ingeniería Industrial**, pertenecientes a la **Facultad de Ciencias de la Ingeniería y Aplicadas**, lo realizaron bajo mi supervisión y cumplen con una correcta estructura gramatical del Idioma.

Es todo cuanto puedo certificar en honor a la verdad y autorizo a los peticionarios hacer uso del presente aval para los fines académicos y legales correspondientes.

Latacunga, Marzo del 2026

Atentamente,

Mg. Mayra Clemencia Noraña Heredia
DOCENTE CENTRO DE IDIOMAS-UTC
CI: 0501955470



CENTRO
DE IDIOMAS

ÍNDICE GENERAL

| | | |
|--------|-----------------------------------------------------------------|----|
| 1. | INFORMACIÓN GENERAL | 1 |
| 2. | INTRODUCCIÓN..... | 2 |
| 2.1. | SITUACIÓN PROBLEMÁTICA | 4 |
| 2.2. | FORMULACIÓN DEL PROBLEMA | 5 |
| 2.3. | OBJETO Y CAMPO DE ACCIÓN | 5 |
| 2.4. | BENEFICIARIOS | 5 |
| 2.4.1. | Beneficiarios Directos | 5 |
| 2.4.2. | Beneficiarios Indirectos..... | 5 |
| 2.5. | JUSTIFICACIÓN..... | 6 |
| 2.6. | OBJETIVOS..... | 7 |
| 2.6.1. | General | 7 |
| 2.6.2. | Específicos..... | 7 |
| 2.7. | SISTEMA DE TAREAS..... | 7 |
| 3. | MARCO TEÓRICO | 9 |
| 3.1. | EQUIPOS DE PROTECCIÓN PERSONAL (EPP)..... | 9 |
| 3.1.1. | Seguridad industrial y EPP | 9 |
| 3.1.2. | Clasificación de EPP | 11 |
| 3.1.3. | Selección de EPP y codificación de colores | 12 |
| 3.2. | PROBLEMÁTICA Y ESTADÍSTICAS DEL USO DE EPP | 14 |
| 3.2.1. | Factores de riesgo en el sector de la construcción..... | 14 |
| 3.2.2. | Estadísticas de uso de EPP | 14 |
| 3.3. | TECNOLOGÍAS PARA LA DETECCIÓN DE EPP | 16 |
| 3.3.1. | El concepto de algoritmo en la inteligencia artificial | 16 |
| 3.3.2. | El concepto del modelo en el aprendizaje automático | 16 |
| 3.3.3. | OpenCV como biblioteca de visión por computador | 17 |
| 3.3.4. | YOLO y sus versiones en visión por computador..... | 18 |
| 3.4. | PROTOTIPADO TECNOLÓGICO | 19 |
| 3.4.1. | Concepto y función del prototipo en sistemas de ingeniería..... | 19 |
| 3.4.2. | Técnicas de prototipado..... | 20 |
| 3.4.3. | El concepto de IDE y la selección de Visual Studio Code | 20 |
| 3.5. | ESTADO DEL ARTE | 21 |

| | | |
|--------|--------------------------------------------------------------------------------------|----|
| 4. | MÉTODOS Y PROCEDIMIENTOS | 29 |
| 4.1. | TIPOS DE INVESTIGACIÓN..... | 31 |
| 4.2. | MÉTODOS DE INVESTIGACIÓN | 31 |
| 4.2.2. | Método comparativo..... | 32 |
| 4.3. | TÉCNICAS DE INVESTIGACIÓN | 32 |
| 4.3.1. | Observación directa | 32 |
| 4.4. | MATRIZ DE CRITERIOS PONDERANDO..... | 33 |
| 4.5.1 | Comparación técnica de recursos | 33 |
| 4.5.2. | Comparación de dispositivos de captura | 34 |
| 4.5. | CONDICIONES OPERATIVAS DEL SISTEMA EPP..... | 35 |
| 4.6. | ARQUITECTURA DEL SISTEMA DE CONTROL DE EPP | 36 |
| 5. | ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS..... | 37 |
| 5.1. | OBJETIVO 1:..... | 38 |
| 5.1.1. | Identificación de los EPP más usados y seleccionados | 38 |
| 5.1.2. | Selección de colores en cascos y chalecos de seguridad..... | 39 |
| 5.1.3. | Procedimiento o criterio de selección del EPP | 41 |
| 5.2. | OBJETIVO 2:..... | 42 |
| 5.2.1. | Conjunto de datos empleado | 42 |
| 5.2.2. | Configuración del archivo data.yaml para YOLOv8..... | 43 |
| 5.2.3. | Resultados con comparativos de los modelos entrenados para la detección de EPP 45 | |
| 5.2.4. | Justificación de los entrenamientos | 50 |
| 5.2.5. | Configuración del entorno de desarrollo y estructura del código..... | 51 |
| 5.3. | OBJETIVO 3:..... | 52 |
| 5.3.1. | Diagrama de proceso de verificación manual de EPP..... | 52 |
| 5.3.2. | Diagrama de proceso de verificación automática de EPP | 53 |
| 5.3.3. | Desarrollo del dashboard web de monitoreo de EPP | 55 |
| 5.3.4. | Caso de estudio 1 Validación de EPP en la constructora Marianita | 56 |
| 5.3.5. | Caso de estudio 2: Validación de EPP en la constructora Altivo..... | 61 |
| 5.3.6. | Verificación de normalidad y selección del tipo de prueba estadística | 65 |
| 5.3.7. | Alcance y limitaciones del prototipo | 68 |
| 5.4. | PRESUPUESTO DE INVERSIÓN INICIAL DEL SISTEMA | 69 |
| 5.4.1. | Mano de obra de implementación | 70 |

| | | |
|--------|---------------------------------------------------------------------|----|
| 5.5. | COSTOS OPERATIVOS MENSUALES DEL SISTEMA..... | 72 |
| 5.5.1. | Cálculo del consumo eléctrico..... | 72 |
| 5.5.2. | Costo de almacenamiento en la nube | 73 |
| 5.5.3. | Mantenimiento menor del hardware..... | 73 |
| 5.5.4. | Resumen de costos operativos..... | 74 |
| 5.6. | BENEFICIOS ECONÓMICOS MENSUALES DEL SISTEMA..... | 74 |
| 5.6.1. | Ahorro por reducción de tiempo de supervisión | 74 |
| 5.6.2. | Ahorro administrativo por generación automática de evidencias | 76 |
| 5.6.3. | Beneficio económico mensual y flujo neto | 76 |
| 5.6.4. | Beneficio Total Mensual y Flujo Neto del Proyecto | 77 |
| 5.6.5. | Ahorro neto anual | 77 |
| 5.7. | PERIODO DE RECUPERACIÓN DE LA INVERSIÓN (PAYBACK)..... | 78 |
| 5.8. | RETORNO DE LA INVERSIÓN CON AHORRO ECONÓMICO..... | 78 |
| 6. | CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES | 79 |
| 6.1. | CONCLUSIONES..... | 79 |
| 6.2. | RECOMENDACIONES | 80 |
| 7. | REFERENCIAS | 81 |
| 8. | ANEXOS..... | 88 |

ÍNDICE DE TABLAS

| | |
|-------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Tabla 1. Beneficiarios directos del prototipo de detección de EPP..... | 5 |
| Tabla 2. Beneficiarios indirectos del modelo prototipo para detectar EPP | 6 |
| Tabla 3. Sistema de tareas..... | 8 |
| Tabla 4. Clasificación general de los EPP según zona corporal protegida | 12 |
| Tabla 5. Selección y justificación de colores de EPP | 13 |
| Tabla 6. Factores de riesgo y EPP en obras civiles..... | 14 |
| Tabla 7. Comparación de uso de EPP según estudios recientes | 16 |
| Tabla 8. Técnicas de prototipado aplicadas en el proyecto | 20 |
| Tabla 9. Comparación técnica y operativa de Raspberry Pi 4 y laptop HP 250 G9 | 34 |
| Tabla 10. Comparación técnica y operativa de cámaras de seguridad. | 35 |
| Tabla 11. Selección de EPP | 39 |
| Tabla 12. Colores seleccionados de EPP | 41 |
| Tabla 13. Entrenamiento 1 (25 épocas, batch 16, 416 px)..... | 46 |
| Tabla 14. Entrenamiento 2 (25 épocas, batch 8, 512 px)..... | 46 |
| Tabla 15. Entrenamiento 3 (25 épocas, batch 4, 640 px)..... | 46 |
| Tabla 16. Entrenamiento 4 (50 épocas, batch 8, 512 px)..... | 47 |
| Tabla 17. Entrenamiento 5 (50 épocas, batch 16, 416 px)..... | 47 |
| Tabla 18. Entrenamiento 6 (35 épocas, batch 4, 640 px)..... | 47 |
| Tabla 19. Entrenamiento 7 (50 épocas, batch 8, 640 px)..... | 48 |
| Tabla 20. Entrenamiento 8 (1 época, batch 4, 480 px) | 48 |
| Tabla 21. Comparación de los 8 entrenamientos del modelo YOLOv8 | 49 |
| Tabla 22. Resultados del Caso de Estudio 1 – Proyecto Marianita. | 57 |
| Tabla 23. Revisión de EPP manual (caso 1) | 57 |
| Tabla 24. Revisión de EPP automático (caso 1) | 58 |
| Tabla 25. Pruebas iniciales (segundo estudio)..... | 61 |
| Tabla 26. Revisión de EPP manual (segundo estudio) | 62 |
| Tabla 27. Revisión de EPP automático (segundo estudio) | 62 |
| Tabla 28. Pruebas de normalidad..... | 67 |
| Tabla 29. Prueba para una muestra..... | 68 |
| Tabla 30. Inversión inicial | 70 |
| Tabla 31. Estimación de horas de trabajo para la implementación del sistema..... | 70 |
| Tabla 32. Costos operativos mensuales estimados | 74 |

Tabla 33. Resumen de beneficios económicos mensuales aproximados..... 77

ÍNDICE DE FIGURAS

| | |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figura 1. Nivel de cumplimiento del uso de EPP en Malasia [18]..... | 10 |
| Figura 2. Preprocesamiento de imagen con OpenCV para YOLO [28]. | 18 |
| Figura 3. Sistema de detección de objetos con YOLO [30]. | 19 |
| Figura 4. Esquema metodológico del desarrollo del prototipo..... | 30 |
| Figura 5. Puesto de captura y condiciones operativas del sistema EPP | 36 |
| Figura 6. Arquitectura del Sistema de Control de EPP | 37 |
| Figura 7. Rutas de partición del conjunto de datos | 43 |
| Figura 8. Definición de clases del conjunto de datos | 44 |
| Figura 9. Metadatos del conjunto de datos | 44 |
| Figura 10. Código de entrenamiento del modelo YOLOv8 | 45 |
| Figura 11. Configuración inicial e importación de librerías del sistema de detección de EPP..... | 52 |
| Figura 12. Diagrama del proceso de verificación manual de EPP | 53 |
| Figura 13. Diagrama del proceso de verificación automática de EPP..... | 54 |
| Figura 14. Ruta principal del dashboard en Flask. | 56 |
| Figura 15. Indicadores de rendimiento del sistema (Caso 1). | 58 |
| Figura 16. Distribución porcentual de cumplimiento del uso de EPP (Caso 1). | 59 |
| Figura 17. Registro automático de eventos del sistema (Caso 1)..... | 59 |
| Figura 18. Registro exportado automáticamente en formato Excel (Caso 1)..... | 60 |
| Figura 19. Indicadores automáticos del sistema (Caso 2). | 63 |
| Figura 20. Distribución porcentual del uso de EPP (Caso 2). | 63 |
| Figura 21. Registro automático de verificaciones (Caso 2). | 64 |
| Figura 22. Registro exportado automáticamente (Caso 2). | 64 |
| Figura 23. Diagrama de decisión para la selección del tipo de prueba estadística según normalidad. | 66 |

ÍNDICE DE ECUACIONES

| | |
|--------------------------------------------|----|
| Reducción caso 1 (1) | 60 |
| Reducción caso 2 (2) | 65 |
| Valor hora base (3)..... | 71 |
| Costo estudiante (4)..... | 71 |
| Costo total (5)..... | 71 |
| Inversión inicial del sistema (6) | 72 |
| Cálculo del consumo eléctrico (7)..... | 72 |
| Costo eléctrico (8) | 73 |
| Mantenimiento menor del hardware (9)..... | 74 |
| Ahorro por reducción de tiempo (10)..... | 75 |
| Costo por hora del supervisor (11) | 75 |
| Ahorro mensual supervisión (12) | 76 |
| Ahorro administrativo (13)..... | 76 |
| Beneficio (14)..... | 76 |
| Flujo neto (15) | 77 |
| Ahorro neto anual (16) | 78 |
| Recuperación de la Inversión (17)..... | 78 |
| ROI (18)..... | 79 |

1. INFORMACIÓN GENERAL

TÍTULO:

Desarrollo de un prototipo basado en visión artificial para la detección de EPP

TIPO DE PROYECTO:

Proyecto de Investigación

CARRERA:

Ingeniería Industrial

PROYECTO DE INVESTIGACIÓN VINCULADO:

Transformación digital: El impacto de las tecnologías 4.0 en la industria y la academia

EQUIPO DE TRABAJO:

Tutor: Ing. Naranjo Robalino José Ezequiel MSc.

Autores:

Guamán Santafé Lisbeth Maribel

Laica Lara Marlon Adrian

ÁREA DE CONOCIMIENTO:

3313 ingeniería y Tecnología Industrial.

LÍNEA DE INVESTIGACIÓN:

Tecnología industrias, gestión de la producción, riesgos, y seguridad laboral.

SUBLÍNEAS DE INVESTIGACIÓN DE LA CARRERA:

Innovación tecnológica de los sistemas productivos.

2. INTRODUCCIÓN

La salud y la seguridad en el trabajo son elementos esenciales en la industria contemporánea. A nivel global, cada año se producen millones de accidentes laborales, y muchos de ellos tienen consecuencias mortales, a pesar de que podrían evitarse con protocolos de seguridad apropiados [1]. En esta situación, los Equipos de Protección Personal (EPP) se destacan como una de las últimas líneas de defensa para los empleados, ya que sirven como una barrera física directa ante los riesgos cuando otras medidas de control no han conseguido erradicarlos [2]. Diversos estándares y normativas refuerzan la importancia del EPP: la norma internacional ISO 45001:2018, por ejemplo, exige la implementación de programas de uso obligatorio de EPP cuando los controles de ingeniería y administrativos resultan insuficientes para mitigar los riesgos residuales [3]. Además, en los Estados Unidos, la regulación OSHA (29 CFR 1910) especifica con gran detalle las exigencias para cada clase de equipo de protección (chalecos, cascos, protección ocular, respiratoria, etc.). También existen responsabilidades específicas a nivel nacional; por ejemplo, en Ecuador, el reciente Acuerdo Ministerial MDT-2024-196 exige que los empleadores faciliten de manera gratuita el EPP a sus empleados, así como también que los capaciten para su uso apropiado y hagan revisiones periódicas para garantizar su correcto empleo [4]. Este conjunto de regulaciones muestra un acuerdo generalizado: es indispensable el uso constante del equipo de protección personal para evitar lesiones y salvar vidas en lugares de trabajo que sean peligrosos.

Sin embargo, la realidad práctica muestra fallas alarmantes en la supervisión y el cumplimiento de la utilización de EPP. Investigaciones realizadas en diferentes naciones indican que los empleados no utilizan de manera óptima los equipos de protección. Por ejemplo, en el sector de la construcción, un estudio con 384 trabajadores en Egipto indicó que solo el 60% utilizaba algún tipo de equipo de protección personal (EPP) mientras trabajaban y que una proporción todavía más baja (55%) lo hacía adecuadamente. Las principales causas del rechazo o mal uso fueron la falta de conocimiento sobre cómo usarlo, la incomodidad del equipo y un mal ajuste al usuario [5]. Estos descubrimientos muestran una diferencia significativa entre la entrega del equipo y su uso efectivo, lo que requiere optimizar los procedimientos de control y supervisión en los sitios laborales.

Históricamente, la supervisión del empleo de EPP se ha llevado a cabo de manera manual a través de inspecciones visuales realizadas por los supervisores. El monitoreo constante es poco viable en lugares extensos, depende de la disponibilidad del personal y está expuesto a los

errores humanos. Este enfoque tiene muchas limitaciones. Adicionalmente, puede ser ineficaz en contextos con alta rotación de personal y consume recursos valiosos [2]. Por esta razón, se ha promovido la inclusión de tecnologías digitales en el contexto de la Industria 4.0, como la inteligencia artificial y la visión artificial, que posibilitan que se automatice la verificación del acatamiento de normas de seguridad [1]. Los sistemas que se basan en visión por computadora han mostrado una gran efectividad para identificar de manera automática chalecos reflectantes y cascos dentro de entornos industriales en los años recientes. Algoritmos de vanguardia como YOLO (You Only Look Once) han transformado la detección de objetos, logrando una exactitud superior al 90 % en la identificación en tiempo real de EPP críticos, tales como chalecos y cascos [6]. Estudios recientes reportan resultados sobresalientes: por ejemplo, en pruebas controladas se lograron tasas de detección del 99 % en cascos y 98 % en chalecos incluso con iluminación variable [7]. Sin embargo, el hallazgo de otros dispositivos más pequeños o menos visibles, como gafas o guantes, muestran índices significativamente más bajos (<60 %), lo que confirma la importancia de dar prioridad a chalecos y cascos como componentes esenciales en sistemas automatizados [5].

La implementación de un modelo funcional de visión artificial para identificar EPP, en lugar de vigilancia continua para acelerar el control de EPP y aliviar la carga de inspecciones manuales repetitivas, varios estudios sugieren verificar específicamente los puntos de acceso al ingreso a la obra y al regreso de las pausas. La literatura acerca del cumplimiento con visión por computadora señala que estos controles puntuales posibilitan identificar incumplimientos en cuestión de segundos y disminuir el tiempo que el personal destina a las inspecciones rutinarias, manteniendo la trazabilidad del cumplimiento [2], [8]. Se informa que la inspección visual automatizada con aprendizaje profundo, familias YOLO es más rápida que la inspección manual en manufactura y construcción, al eliminar recorridos e implementar detección en tiempo real. Esto reduce los ciclos de verificación en línea o en checkpoints y evita retrasos [9], [10]. Asimismo, guías y revisiones actuales acerca de seguridad y EHS enfatizan que la visión asistida por inteligencia artificial para el cumplimiento del EPP posibilita revisiones instantáneas al acceso, lo cual se combina con flujos de seguridad para reducir los errores humanos y los tiempos de inspección en comparación con las técnicas manuales [11], [12]. La evidencia en general respalda que implementar la detección automática de EPP a la entrada es una táctica eficaz, ya que hace más rápida la verificación sin renunciar a la trazabilidad ni a la exactitud.

2.1. SITUACIÓN PROBLEMÁTICA

A pesar de las regulaciones de seguridad y del suministro de equipos de protección personal (EPP), los índices de accidentes siguen siendo altos en industrias con alto riesgo, como la construcción, la minería y la manufactura. El problema no reside en la falta de equipos, sino en la escasa supervisión que asegure su uso y en la baja adherencia a las normas de utilización.

Varios estudios de alcance internacional demuestran esta situación. En Turquía, solo un 27% de los empleados utiliza un chaleco reflectante y el 44% lleva puesto un casco de seguridad [13]. Un estudio realizado en Etiopía con 384 trabajadores de la construcción mostró que solo el 38 % utilizaba EPP de forma habitual, y que la mayoría no lo hacía porque le resultaba incómodo o por falta de conciencia [14]. Asimismo, en la minería artesanal de Ghana, más de dos tercios de los trabajadores no utilizan guantes, cascos o botas de seguridad y corren el riesgo de sufrir heridas graves [15]. Estos números indican que, aunque el EPP esté disponible, esto no asegura que se use y que la dificultad va más allá de límites y sectores.

Por más importante que sea, la verificación del cumplimiento generalmente depende de las revisiones manuales hechas por supervisores. Este método tiene limitaciones obvias, es costoso, depende del criterio de las personas y es complicado sostenerse en proyectos de gran tamaño o con alta rotación de personal [7]. En situaciones de menor control o regulación, como en la minería artesanal, prácticamente no hay supervisión especializada, lo que deja la seguridad bajo el criterio de los mismos trabajadores [15]. Esto crea una brecha crucial entre la normativa y la realidad en el terreno.

Además, cada verificación con métodos manuales requiere una cantidad significativa de tiempo. Se ha indicado en investigaciones sobre seguridad industrial que las inspecciones visuales llevadas a cabo por supervisores pueden tomar varios segundos por empleado, lo cual encarece la operación y complica el mantenimiento de controles frecuentes en proyectos de grandes dimensiones [13]. La aplicación de algoritmos de visión por computadora como YOLOv5 y YOLOv8 ha evidenciado que pueden hacer detecciones en tiempo real, con análisis que van desde 0,08 segundos por imagen hasta más de 25 fps en contextos experimentales. Esto disminuye los periodos de verificación si se les compara con las técnicas manuales tradicionales [9].

2.2. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

El control manual del uso de chalecos y cascos implica gasto de tiempo por trabajador, lo que disminuye el desempeño de los supervisores. Para garantizar el cumplimiento de las normas y mejorar la supervisión, es necesario un sistema automatizado que reduzca esos tiempos de control.

2.3. OBJETO Y CAMPO DE ACCIÓN

Objeto de la investigación:

Creación de un modelo de visión artificial para detectar chalecos y cascos de seguridad de manera automática.

Campo de acción:

3310 Tecnología Industrial

2.4. BENEFICIARIOS

2.4.1. Beneficiarios Directos

Los beneficiarios directos del prototipo de detección de EPP se identificaron en los estudios realizados. Estos comprenden tanto a las compañías constructoras, que logran registros seguros y confiables y una disminución en los tiempos de supervisión, como a los empleados, quienes obtienen un control más ágil. A continuación, en la Tabla 1 se sintetiza los beneficiarios identificados.

Tabla 1. Beneficiarios directos del prototipo de detección de EPP

| Caso de estudio | N.º de trabajadores beneficiados | Beneficiarios directos | Evidencias registradas | Descripción del beneficio |
|-------------------------------------------|----------------------------------|---------------------------------|-------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Proyecto Marianita (obra residencial) | 5 | Trabajadores de la construcción | Registros fotográficos y de verificación de casco y chaleco | Reducción del tiempo de supervisión en el control de EPP y generación de evidencia objetiva para la empresa. |
| Constructora Altivo (obra de edificación) | 5 | Personal operativo | Archivos de control automático del uso de EPP | Mejora del control de seguridad y respaldo documental. |

2.4.2. Beneficiarios Indirectos

En la provincia de Cotopaxi hay otras compañías que, aparte de las analizadas en los casos de estudio, podrían sacar provecho del uso del prototipo para detectar EPP. A pesar de no haber

tomado parte directamente en el estudio, estos organismos se beneficiarían de manera considerable gracias al empleo de EPP, la disminución del tiempo dedicado a supervisión, la producción automática de registros y la disponibilidad de pruebas fotográficas. A continuación, se muestra en la Tabla 2 con los beneficiarios indirectos identificados.

Tabla 2. Beneficiarios indirectos del modelo prototipo para detectar EPP

| N.º | Empresas en la provincia de Cotopaxi | Nº de trabajadores estimados | Tipo de actividad | Beneficio esperado |
|-----|--------------------------------------|------------------------------|------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 1 | Constructora Andina Cotopaxi | 120 | Obras civiles y residenciales | Detección automática de EPP en accesos, reducción de tiempos de verificación y generación de registros automáticos. |
| 2 | Minera El Progreso | 80 | Minería artesanal e industrial | Control automatizado del uso de casco y chaleco, con evidencias fotográficas y menor tiempo de supervisión manual. |
| 3 | Hormigonera Cotopaxi | 60 | Producción de materiales de construcción | Optimización del control mediante registros automáticos y detección rápida del EPP. |
| 4 | Agroindustrias Latacunga | 250 | Procesamiento de alimentos | Verificación automatizada en puntos de ingreso, reducción de tiempos y almacenamiento de evidencia fotográfica. |
| 5 | Consortio Vías Cotopaxi | 120 | Construcción de carreteras | Supervisión eficiente con detección automática, reducción del tiempo de inspección y respaldo en registros digitales. |

2.5. JUSTIFICACIÓN

Este trabajo tiene como objetivo la necesidad de perfeccionar los procedimientos de supervisión del empleo de equipos de protección personal, una tarea que hoy en día requiere un tiempo significativo por parte de los supervisores y está sujeta a equivocaciones humanas. El proyecto propone poner en marcha un sistema de visión artificial que posibilite la realización de verificaciones automáticas, rápidas y objetivas, contribuyendo a mejorar la eficiencia al controlar chalecos y cascos de seguridad.

Con esta esta propuesta se busca reducir el tiempo que se utiliza en las inspecciones manuales y crear registros automáticos, así como evidencias fotográficas que respalden la observancia de las normas de seguridad. Así, se mejora la gestión de seguridad laboral, asegurando un control más confiable y disminuyendo la carga operativa de los supervisores.

El proyecto es una contribución a la innovación tecnológica en la provincia de Cotopaxi, ya que incorpora instrumentos digitales que mejoran los estándares de seguridad laboral y fomentan la cultura de prevención. La incorporación de este tipo de soluciones posibilita que las compañías, además de salvaguardar a sus empleados, mejoren la eficacia de sus procedimientos y evidencien su compromiso con la responsabilidad social y la modernización.

2.6. OBJETIVOS

2.6.1. General

Desarrollar un prototipo funcional basado en visión artificial para la detección automática de equipos de protección personal en un entorno real como apoyo a la seguridad industrial.

2.6.2. Específicos

- Identificar los tipos de EPP más representativos y fácilmente detectables mediante visión artificial, justificando su elección en función de su relevancia en el ámbito de la seguridad industrial.
- Entrenar un modelo de visión artificial capaz de detectar la presencia o ausencia de EPP seleccionados, utilizando técnicas de procesamiento de imágenes y aprendizaje automático.
- Implementar un prototipo de detección en un entorno real, validando su funcionamiento mediante pruebas controladas.

2.7. SISTEMA DE TAREAS

En la Tabla 3 se describen los objetivos específicos, junto con las actividades planteadas para lograr con las metas específicas del proyecto, así también se detallan los resultados esperados y las técnicas, medios e instrumentos empleados, organizados en una secuencia lógica que permitió el desarrollo y validación del prototipo de detección de equipos de protección personal (EPP).

Tabla 3. Sistema de tareas

| Objetivos Específicos | Actividades | Resultados Esperados | Técnicas, Medios e Instrumentos |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Identificar los tipos de EPP más representativos y fácilmente detectables mediante visión artificial. | Revisión documental sobre normativas de seguridad industrial. | Identificación justificada del casco y chaleco como EPP prioritarios, respaldada por normativa y análisis teórico. | Técnicas: análisis documental y revisión bibliográfica. Medios: bases de datos académicas (Scopus, IEEE, Springer). Instrumentos: normas ISO 45001, OSHA y Acuerdos Ministeriales nacionales. |
| | Análisis de literatura y material gráfico disponible en bases de datos. | Sustento técnico de la selección de casco y chaleco como EPP prioritarios, apoyado en comparaciones de uso y visibilidad. | Técnicas: análisis comparativo y sistematización de información. Medios: artículos científicos y repositorios de imágenes en línea. Instrumentos: categorización de EPP. |
| Entrenar un modelo de visión artificial capaz de detectar la presencia o ausencia de EPP seleccionados, utilizando técnicas de procesamiento de imágenes y aprendizaje automático. | Configuración del entorno de desarrollo (VSCode, Python, librerías de visión artificial) e instalar DroidCam para conectar la cámara del celular. | Entorno de programación configurado con VSCode, Python, librerías y DroidCam listo para pruebas. | Técnicas: configuración de entorno de programación. Medios: documentación oficial, guías técnicas. Instrumentos: VSCode, Python, OpenCV, PyTorch, ultralytics, DroidCam. |
| | Los conjuntos de datos de imágenes de casco y chaleco fueron descargados, organizados y etiquetados en formato YOLO. | Conjunto de datos estructurado para el entrenamiento del modelo, respaldado por imágenes etiquetadas y resultados comparativos de tiempos. | Técnicas: recopilación y preprocesamiento de datos. Medios: plataformas en línea (Roboflow u otras). Instrumentos: Roboflow, LabelImg, formato YOLO. |
| | Los modelos YOLOv8 fueron entrenados y ajustados evaluando su desempeño mediante métricas de precisión, recall y mAP. | Modelo de detección entrenado y validado, con resultados de desempeño consolidados en tabla comparativa. | Técnicas: aprendizaje automático supervisado. Medios: dataset estructurado, GPU disponible. Instrumentos: YOLOv8, Python, librerías de deep learning. |
| Implementar un prototipo de detección en un entorno real, validando su funcionamiento mediante pruebas controladas. | Se desarrollaron e integraron los prototipos de detección en Python utilizando Tkinter y OpenCV, y se configuraron las capturas de video mediante DroidCam. | Prototipo funcional integrado en Python, con interfaz operativa, conexión estable de la cámara vía DroidCam y capacidad de detección automática de casco y chaleco | Técnicas: programación y visión por computador. Medios: entorno de desarrollo (VSCode, Python). Instrumentos: Tkinter, OpenCV, YOLOv8, DroidCam. |
| | Los prototipos fueron implementados en la obra Proyecto Marianita, registrándose automáticamente las verificaciones de EPP y generándose evidencias fotográficas. | Validación en la Constructora Marianita, con registros automáticos y evidencias fotográficas del uso de EPP, demostrando la reducción de tiempo en comparación con la verificación manual. | Técnicas: pruebas de campo y análisis comparativo. Medios: datos recolectados en la obra. Instrumentos: laptop HP 250 G9, cámara del celular con DroidCam, software de detección. |
| | Los prototipos fueron implementados en la Constructora Altivo, realizándose pruebas controladas y comparándose los tiempos de verificación frente al método manual. | Validación en la Constructora Altivo, con resultados consistentes en detección automática, reducción de tiempos de supervisión y generación de datos confiables para control de seguridad. | Técnicas: experimentación y validación de resultados. Medios: registros de verificación en campo. Instrumentos: prototipo implementado, hojas de control de tiempos, base de datos de registros. |
| | Las interfaces web del sistema de detección de EPP fueron puestas en funcionamiento para visualizar resultados y registros automáticos. | Visualización y trazabilidad del control de EPP mediante dashboard web y hojas de cálculo. | Técnicas: diseño e implementación de sitios web que se conectan a bases de datos. Medios: ambiente de desarrollo (Tkinter Webview, Python o Flask). Instrumentos: base de datos de registros, navegador de internet, servidor local y archivos CSV/Excel que se producen automáticamente. |

3. MARCO TEÓRICO

Los principios conceptuales que respaldan esta investigación se desarrollan en el presente apartado. Se discuten los principios de la seguridad industrial, así como los equipos de protección personal, su categorización, regulación y su importancia en el entorno laboral. Asimismo, se incorporan los fundamentos tecnológicos vinculados con la visión artificial y los algoritmos de detección automática que se utilizan en el prototipo, que posibilitan entender los procedimientos implicados en la disminución de los periodos de supervisión y control.

3.1. EQUIPOS DE PROTECCIÓN PERSONAL (EPP)

3.1.1. Seguridad industrial y EPP

Desde el punto de vista de la seguridad laboral, la utilización de Equipos de Protección Personal (EPP) constituye el último muro de protección ante los peligros residuales en las actividades industriales. Una investigación realizada en Egipto con 384 obreros de la construcción mostró que únicamente el 60% utilizaba algún tipo de EPP, y apenas el 55% lo hacía de forma correcta, siendo la incomodidad, la ignorancia y el mal ajuste los factores más relevantes relacionados con este incumplimiento [5].

La normativa internacional como nacional apoya la utilización obligatoria de EPP en ambientes de trabajo de alto riesgo. La norma ISO 45001 requiere una correcta administración de la seguridad laboral, que incluya programas de uso obligatorio de EPP cuando los controles técnicos no logran eliminar totalmente los riesgos. En Estados Unidos, la norma 29 CFR 1910 de OSHA especifica minuciosamente los requerimientos para cada tipo de equipo, tales como cascos, chalecos, protección ocular o respiratoria[5]. En Ecuador, la Resolución Ministerial No. El MDT-2024-196 del Ministerio del Trabajo define la jerarquía de control de riesgos e impone al empleador la responsabilidad de proporcionar EPP de manera gratuita, formar a los empleados en su utilización y efectuar revisiones regulares para asegurar su adecuado uso [16]. Estas normas se complementan con directrices técnicas dictadas por el Ministerio de Salud Pública (MSP), que comprenden criterios para la elección, mantenimiento y reemplazo de EPP en áreas de alto riesgo, además de directrices para su uso adecuado en diversos ambientes de trabajo [17].

Las situaciones registradas de accidentes de trabajo vinculados a la falta o uso incorrecto de EPP subrayan la importancia de sistemas automáticos de control. En Addis Ababa, únicamente el 38% de los empleados empleaba algún equipo de protección personal, lo que se relacionaba

directamente con altas tasas de lesiones por impacto en la cabeza o caídas de altura [5]. En Turquía, el casco resultó ser el EPP más utilizado en entornos críticos, mientras que el uso del chaleco variaba según condiciones operativas, aunque ambos resaltaron por su visibilidad y obligatoriedad [8].

La supervisión del uso de Equipos de Protección Personal (EPP) en entornos industriales es crucial para reducir riesgos laborales. Estudios realizados en sitios de construcción en Malasia revelan que el cumplimiento en el uso de diferentes EPP varía considerablemente: cascos y chalecos presentan niveles de cumplimiento mucho más altos en comparación con otros equipos como protección ocular, auditiva o guantes [18].

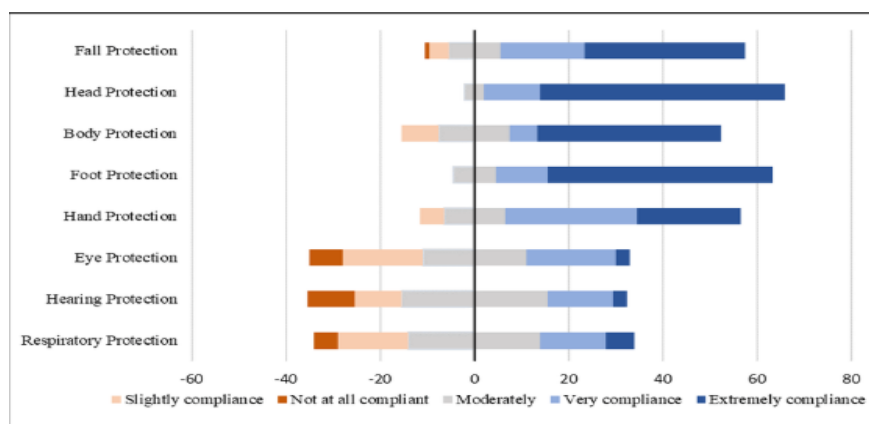


Figura 1. Nivel de cumplimiento del uso de EPP en Malasia [18]

Además, investigaciones relacionadas con el cumplimiento laboral indican que los empleados que no emplean EPP tienen una probabilidad hasta tres veces superior de sufrir accidentes en comparación con aquellos que sí lo emplean de manera adecuada. Solo el 3% del presupuesto anual de Protección Personal se destina a cascos, aunque el 20% de las lesiones laborales se atribuyen a traumatismos craneales, lo que demuestra una evidente ausencia de inversión adecuada en una efectiva protección [19].

En el ámbito tecnológico, los estudios en visión artificial corroboran que los modelos de detección automática resultan extremadamente eficaces para detectar el uso de cascos y chalecos. El estudio expuesto en la conferencia ICPRAM 2023 indicó valores de precisión de detección (mAP) del 99% para cascos y del 98% para chalecos a una distancia de 3 m, incluso en situaciones de iluminación variable y con oclusiones parciales. Para otros Equipos de Protección Personal menos perceptibles (gafas, guantes), los índices de detección fueron notablemente inferiores (<60 %) [20].

3.1.2. Clasificación de EPP

Los Equipos de Protección Personal (EPP) se categorizan en función de las partes del cuerpo que resguardan, conforme a las regulaciones de la Organización Internacional del Trabajo y estándares globales de seguridad en el trabajo. Esta categorización simplifica la detección de riesgos y la puesta en marcha de acciones preventivas apropiadas en los diversos ambientes de trabajo [21].

Los Equipos de Protección Personal (EPP) se clasifican según la parte del cuerpo que protegen, permitiendo una estructuración lógica para su análisis técnico. Esta clasificación incluye siete categorías fundamentales: cabeza, ojos y cara, oídos, vías respiratorias, manos y brazos, pies y piernas, y cuerpo completo. Esta estructura permite evaluar con mayor claridad los riesgos y seleccionar adecuadamente los elementos a utilizar [21].

Protección para la cabeza: comprende cascos de protección empleados para prevenir heridas causadas por impactos, derrumbes de objetos o conexiones eléctricas. Son fundamentales en áreas como la edificación, la minería y la industria de la manufactura.

Protección ocular y facial: incluye lentes de protección, protectores faciales y visores creados para resguardar frente a partículas, salpicaduras químicas, radiación o chispas. Usualmente se utilizan en laboratorios, soldadura y manejo de sustancias químicas.

Protección auditiva: los tapones y orejeras resguardan al empleado de niveles sonoros que superan los permitidos, evitando la pérdida auditiva provocada por ruido.

Protección respiratoria: Incluye mascarillas, respiradores y dispositivos independientes, empleados en entornos donde se encuentran polvo, gases nocivos, vapores o aerosoles, como en sectores químicos, agrícolas o de saneamiento.

Protección de manos y brazos: los guantes confeccionados con diferentes materiales (cuero, nitrilo, látex, entre otros) se diseñan para resguardar frente a cortes, impactos, sustancias químicas, calor o descargas eléctricas.

Resguardo de pies y piernas: es vital el uso de calzado de seguridad con puntera de acero, suela antideslizante y resistencia a perforaciones en ambientes con peligro mecánico, eléctrico o químico.

Protección del tronco y cuerpo entero: comprende chalecos, delantales, uniformes impermeables y vestimenta ignífuga, que proporcionan resguardo frente a temperaturas elevadas, sustancias químicas o escasa visibilidad.

En la Tabla 4 se presenta la clasificación general de los EPP basada en los segmentos corporales que protegen, conforme al manual técnico [21].

Tabla 4. Clasificación general de los EPP según zona corporal protegida

| Zona corporal protegida | Ejemplos de EPP |
|-------------------------|-----------------------------------------|
| Cabeza | Casco de seguridad, capucha dieléctrica |
| Ojos y cara | Gafas de seguridad, pantallas faciales |
| Oídos | Tapones auditivos, orejeras |
| Vías respiratorias | Mascarillas, respiradores |
| Manos y brazos | Guantes de protección |
| Tronco y cuerpo | Chaleco reflectivo, ropa ignífuga |
| Pies y piernas | Botas con puntera de acero |

3.1.3. Selección de EPP y codificación de colores

Los criterios normativos, técnicos y de aplicabilidad práctica en las obras de construcción son la base de la selección de los Equipos de Protección Personal (EPP) que se emplean en este proyecto. Según la norma ISO 45001:2018, los EPP representan el último recurso de protección frente a aquellos riesgos residuales que no pueden ser suprimidos por medio de controles administrativos o de ingeniería [3]. El Acuerdo Ministerial MDT-2024-196, a escala nacional, establece que el empleador tiene la responsabilidad de suministrar, supervisar y comprobar que se utilicen adecuadamente chalecos reflectivos y cascos en trabajos peligrosos [16]. Además, las normas INEN 2 004:2018 y las guías de seguridad internacionales de la OSHA 29 CFR 1910 sugieren dar prioridad a estos dos equipos debido a su uso frecuente, su buena visibilidad y su habilidad para disminuir los accidentes por atropello o impacto [18].

Los chalecos y cascos fueron elegidos como los EPP principales del sistema, fundamentándose en estas disposiciones, ya que son los más visibles, representativos y obligatorios desde el punto de vista normativo en áreas industriales y de construcción. Investigaciones recientes muestran que ambos tienen los porcentajes más altos de cumplimiento entre los empleados, con niveles de uso por encima del 60 %, en contraste con otros elementos como gafas o guantes, que no llegan al 30 % [22]. Asimismo, la ubicación anatómica de estos equipos (en el torso y en la cabeza) favorece que se puedan identificar a través de visión artificial, lo cual mejora la exactitud del modelo YOLOv8 incluso si existen cambios en la iluminación o en el movimiento. La elección de chalecos y cascos, desde un punto de vista técnico y experimental, busca asegurar que el sistema automatizado detecte de forma uniforme, veloz y fiable. Estos elementos mostraron una detección más estable y una menor tasa de falsos negativos que otros EPP durante las pruebas de campo, gracias a su forma, color y posición visible en la imagen.

Por estos motivos, se concluyó que su inclusión única en el conjunto de datos y en los modelos de entrenamiento mejoraría el desempeño general del sistema de visión artificial.

En cuanto a la elección de colores, se definieron cuatro tonos para los cascos (blanco, rojo o tomate, azul y amarillo) y dos colores para los chalecos (verde y tomate o rojo), teniendo en cuenta el contraste con el entorno, la visibilidad y la jerarquía laboral.

Los cascos de color blanco son para ingenieros o supervisores; los azules, para el personal técnico o eléctrico; los amarillos, para trabajadores generales; y los rojos (tomate), para visitantes o personal de emergencia. Esta distinción cromática se basa en las prácticas de seguridad industrial estándar, que utilizan el color del casco para determinar el rol y la responsabilidad dentro del lugar de trabajo [18].

En cuanto a los chalecos, el color **verde** se relaciona con la seguridad, las brigadas de apoyo y el control preventivo, además de ofrecer buena visibilidad en entornos con polvo o iluminación limitada. Por su parte, el color **tomate (rojo)** presenta un alto nivel de contraste, lo que facilita la detección y lo hace común en chalecos de supervisión o control. Ambos colores cumplen con la categoría 2 de la norma ISO 20471:2013, que regula los niveles mínimos de reflectancia y visibilidad para prendas de alta exposición [23].

Los colores elegidos, desde un punto de vista técnico, tienen un mejor desempeño visual en comparación con los fondos usuales de obra (grava, cemento o maquinaria metálica), lo que aumenta la exactitud del modelo mientras se entrena. Asimismo, al reducir la paleta de colores a seis tonos específicos se logró que el conjunto de datos mantuviera su homogeneidad y se redujeran los errores en el proceso de etiquetado, lo cual reforzó la confiabilidad del sistema. La elección de chalecos y cascos se basa en su obligatoriedad desde el punto de vista legal, su importancia para prevenir accidentes y su adecuación técnica para la visión artificial.

La determinación de los colores se fundamenta tanto en las pautas de visibilidad y jerarquía fijadas por la normativa como en la justificación técnica del proyecto, que tiene como objetivo mejorar el reconocimiento automático de EPP bajo condiciones reales de construcción.

Tabla 5. Selección y justificación de colores de EPP

| Equipo de protección personal (EPP) | Color | Justificación esencial |
|-------------------------------------|----------|-------------------------------------------------------------------------------|
| Casco | Blanco | Alta visibilidad; identifica supervisión y facilita control en obra |
| Casco | Azul | Diferenciación del personal técnico; buen contraste con el entorno |
| Casco | Amarillo | Alta percepción visual; estándar de seguridad para operarios |
| Casco | Rojo | Máximo contraste visual; identificación rápida de visitantes/emergencias |
| Chaleco | Verde | Asociado a seguridad; buen contraste en entornos con polvo o baja iluminación |

3.2. PROBLEMÁTICA Y ESTADÍSTICAS DEL USO DE EPP

3.2.1. Factores de riesgo en el sector de la construcción

El sector de la construcción comprende tareas de construcción y edificación que tienen lugar en contextos laborales dinámicos en los cuales trabajadores, materiales, equipos y maquinaria interactúan al mismo tiempo. La interacción continua aumenta la probabilidad de que ocurran accidentes por lo que es fundamental implementar medidas preventivas de manera constante. La literatura especializada considera que en los frentes de obra son habituales y críticos los incidentes causados por la manipulación de equipos y materiales las caídas desde altura la exposición a maquinaria pesada y los peligros eléctricos. Estos están vinculados directamente con la naturaleza operativa del sector constructor [24].

Los factores de riesgo más representativos presentes en las obras civiles pueden agruparse en diferentes categorías de los cuales se puede identificar en la Tabla 6.

Tabla 6. Factores de riesgo y EPP en obras civiles

| Tipo de riesgo | Descripción del riesgo en obras civiles | EPP necesario |
|--------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------|
| Riesgos mecánicos | Caída de objetos, golpes, atrapamientos, proyección de partículas durante actividades de construcción y montaje. | Casco de seguridad, guantes de protección, botas de seguridad con puntera. |
| Riesgos locativos | Caídas al mismo nivel o a distinto nivel, superficies irregulares, tránsito interno de personal y maquinaria. | Chaleco reflectivo, casco de seguridad, calzado de seguridad antideslizante. |
| Riesgos físicos | Exposición a ruido, vibraciones, iluminación deficiente y temperaturas extremas propias del entorno de obra. | Casco de seguridad, chaleco reflectivo, protectores auditivos (según el nivel de exposición). |
| Riesgos eléctricos | Contactos directos o indirectos con instalaciones eléctricas temporales y uso de herramientas eléctricas. | Casco dieléctrico, guantes aislantes, calzado dieléctrico. |

3.2.2. Estadísticas de uso de EPP

Varios estudios han determinado que la conformidad con el uso de equipos de protección personal (EPP) fluctúa significativamente dependiendo del sector industrial, el tipo de actividad y las condiciones de la organización. Entre los equipos de protección personal más empleados a escala mundial sobresalen el casco y el chaleco reflectante, particularmente en contextos de construcción e industrias manufactureras, donde las condiciones laborales representan peligros físicos considerables para la integridad del empleado [26].

Una investigación llevada a cabo en Turquía, con un grupo representativo de 398 trabajadores de pequeñas y medianas empresas del sector de la construcción, mostró que únicamente el 44 % de los empleados llevaba casco de manera habitual, mientras que el 27 % empleaba chaleco reflectante. A pesar de estas cifras relativamente bajas, ambos componentes se situaron como

los más utilizados, por encima de otros Equipos de Protección Personal como guantes o gafas, cuyos porcentajes de uso fueron todavía más bajos. Esta prueba evidencia la relevancia funcional del casco y el chaleco, no únicamente por su utilidad, sino también por su aceptación en el ambiente de trabajo [26].

Además, se determinó que la falta de cumplimiento en la utilización de otros EPP está vinculada con elementos como malestar, ausencia de ergonomía o una baja percepción de riesgo. Por otro lado, el casco y el chaleco son vistos como componentes de uso obligatorio y de adaptación sencilla, lo que fortalece su integración en prácticas de trabajo y en sistemas automatizados de vigilancia visual [26].

En una planta oleaginosa en Etiopía con 387 empleados, se estableció que el 72,35 % usaba casco y el 20,26 % chaleco reflectante, mientras que otros equipos de protección personal como guantes, botas o mascarillas mostraron porcentajes de uso significativamente más bajos [27].

En el caso ecuatoriano, el Panorama Nacional de la Salud de los Trabajadores elaborado por el Ministerio de Salud Pública [28], presenta información clave sobre el uso de EPP en diferentes sectores productivos. Según este informe, el 73 % de los trabajadores encuestados indicó recibir 10 EPP por parte de su empleador; sin embargo, solo el 58 % manifestó utilizarlo de forma constante durante toda su jornada laboral destacando casco y chaleco de seguridad. Entre las principales razones para el incumplimiento, se identificaron la incomodidad del equipo (42 %), la percepción baja de riesgo (27 %) y la ausencia de supervisión efectiva (19 %). Estos hallazgos reflejan que, a pesar de la existencia de un marco legal robusto como el establecido en el Acuerdo Ministerial No. MDT-2024-196 [19], persisten brechas entre la entrega del EPP y su uso real en el lugar de trabajo. La implementación de herramientas tecnológicas de monitoreo, podría contribuir a cerrar esta brecha, garantizando el cumplimiento de las normativas y reduciendo el riesgo de accidentes laborales [28].

Adicionalmente, un análisis global en pequeñas y medianas empresas mostró que solo el 64 % de los trabajadores utiliza correctamente los EPP, destacando que casco 44 % y chaleco 27% son los más observados y fomentados por los protocolos de seguridad, mientras que otros equipos presentan frecuencias de uso menores y menor visibilidad en inspecciones visuales [29]. En la Tabla 7 se muestra un resumen comparativo de investigaciones actuales acerca del uso de cascos y chalecos en diversos entornos de trabajo, destacando su mayor uso en comparación con otros Equipos de Protección Personal.

Tabla 7. Comparación de uso de EPP según estudios recientes

| Estudio / País | Muestra | Uso de casco | Uso de chaleco | Uso de otros EPP |
|----------------|-------------------|---------------|----------------|------------------|
| Etiopía | 387 trabajadores | 72,35 % | 20,26 % | <20 % |
| Turquía | 398 operarios | 44 % | 27 % | <20 % |
| Ecuador | 4290 trabajadores | 58% | 58% | Menos frecuente |
| Global | Variada | Más frecuente | Frecuente | Menos frecuente |

3.3. TECNOLOGÍAS PARA LA DETECCIÓN DE EPP

3.3.1. El concepto de algoritmo en la inteligencia artificial

Un algoritmo es un conjunto de instrucciones finito, exacto y organizado que posibilita solucionar un problema, procesar información o cumplir una tarea de forma metódica y sistemática. Los algoritmos constituyen la base de los sistemas computacionales en el ámbito de la inteligencia artificial y de la informática, pues determinan las etapas que convierten los datos de entrada en resultados de salida que pueden emplearse para tomar decisiones o para identificar patrones automáticamente. Su relevancia se debe a que, cuando son aplicados en lenguajes de programación, permiten automatizar procesos complejos que abarcan desde operaciones aritméticas sencillas hasta cálculos más sofisticados para el entrenamiento de modelos de aprendizaje profundo [25].

En este proyecto, los algoritmos funcionan como el eje central del flujo de visión artificial. En primer lugar, mediante operaciones de preprocesamiento, convierten las secuencias de video para estabilizar la señal (ajuste del formato, redimensionamiento, normalización y filtrado). A continuación, guían el entrenamiento del modelo optimizando sus parámetros con métodos específicos para aprender las propiedades visuales de chalecos y cascos. Por último, posibilitan que se realice inferencia en tiempo real al producir predicciones efectivas sobre imágenes nuevas, equilibrando latencia, precisión y robustez dentro de un canalizador que incluye captura, procesamiento y decisión automática en contextos industriales rigurosos [26].

3.3.2. El concepto del modelo en el aprendizaje automático

Un modelo, en el contexto del aprendizaje automático, es una representación matemática o computacional que se genera después de un procedimiento de capacitación con datos que pueden estar etiquetados o no. Mediante esta capacitación, el modelo modifica sus parámetros internos para identificar patrones significativos, lo que le posibilita llevar a cabo tareas como la predicción, la detección, la segmentación o la clasificación. En esencia, el modelo es la

conversión de la experiencia implícita en los datos a una forma operativa que permite la toma automática de decisiones en contextos nuevos [27].

Los rasgos fundamentales de un modelo se componen de tres elementos esenciales:

- **Organización:** determina la manera en que se organiza la información (por ejemplo, las redes neuronales convolucionales en visión artificial).
- **Parámetros:** Son los valores internos que se modifican durante el proceso de entrenamiento con la finalidad de aumentar la precisión.
- **Capacidad de generalización:** evalúa la capacidad para utilizar lo aprendido en datos no observados, lo que resulta fundamental en aplicaciones prácticas.

Según la bibliografía técnica, un modelo es útil no solo por su precisión en los datos de entrenamiento, sino también por su habilidad para ajustarse a nuevas circunstancias ambientales, lo que permite su uso en contextos industriales con alta variabilidad [27].

El modelo es el componente central del sistema de visión artificial en este proyecto, ya que se ocupa de identificar automáticamente si los empleados tienen chalecos y cascos o no. El modelo, basado en un conjunto de datos que ya ha sido etiquetado, aprende las propiedades visuales de estos equipos de protección y después de su entrenamiento puede reconocer esos elementos en nuevas capturas de video. Esto hace que el modelo sea un elemento esencial para asegurar un monitoreo constante y seguro de las normas de seguridad industrial, fusionando la teoría del aprendizaje automático con una aplicación práctica enfocada en prevenir riesgos laborales [27].

3.3.3. OpenCV como biblioteca de visión por computador

La biblioteca OpenCV (Open Source Computer Vision Library) fue creada por Intel en sus inicios, pero hoy en día es mantenida por la comunidad. Está accesible para una variedad de lenguajes (C, C++, Python, Java) y plataformas (Windows, Linux, macOS), proporcionando más de miles de algoritmos optimizados para actividades tales como visión por computadora en tiempo real, detección de objetos y procesamiento de imágenes [28].

OpenCV se emplea en este trabajo para manejar fases esenciales como la adquisición de imágenes o video desde el dispositivo de entrada y transformaciones tales como normalización del color, redimensionamiento, cambio de formato y filtrado elemental. Estos procedimientos

acondicionan los datos para que luego puedan ser analizados por el modelo de detección automática (YOLO), asegurando así un proceso robusto y eficaz [28].



Figura 2. Preprocesamiento de imagen con OpenCV para YOLO [28].

3.3.4. YOLO y sus versiones en visión por computador

YOLO (You Only Look Once) es un conjunto de modelos para detectar objetos que cambió radicalmente el ámbito de la visión por ordenador al implementar una perspectiva en la cual se lleva a cabo la detección en una única fase. En contraste con los métodos convencionales que utilizan dos etapas (sugerencia de áreas y categorización), YOLO analiza la imagen completa en una única pasada de la red neuronal, lo cual posibilita que alcance una elevada rapidez de inferencia sin perder precisión. Desde su primera edición en el año 2016, este marco ha experimentado una evolución, alcanzando un mejoramiento notable en la precisión, la eficiencia computacional y la capacidad de generalización; se ha ajustado así a diversas exigencias en contextos industriales y académicos [29].

YOLO se utiliza como el modelo de detección en la elaboración de este prototipo, y es el responsable de distinguir chalecos y cascos de seguridad en imágenes y secuencias de video. YOLO se elige por su habilidad de detectar en tiempo real, lo cual es esencial en un ambiente industrial donde los riesgos laborales necesitan una vigilancia constante y efectiva. Sus diferentes versiones —YOLOv1, YOLOv2, YOLOv3, YOLOv4, YOLOv5 y las más nuevas, YOLOv7 y YOLOv8— incluyen mejoras en técnicas de entrenamiento, arquitectura de red y precisión. Esto ha posibilitado que su rango de aplicaciones se expanda para detectar objetos pequeños, condiciones con poca luz y ambientes con gran variabilidad visual. Para este trabajo, el uso de YOLOv8 es apropiado porque su desempeño optimizado en situaciones de detección rápida y exacta asegura la eficacia del sistema de monitoreo de EPP en tiempo real [29].

La fundamentación teórica ha posibilitado la creación de los principios conceptuales, técnicos y normativos que respaldan el avance del sistema de detección de EPP. El análisis de la inteligencia artificial, el aprendizaje automático y la visión por computadora proporcionó el

contexto requerido para entender cómo funciona el modelo YOLOv8 cuando se aplica al reconocimiento de chalecos y cascos. Así, se establecieron los fundamentos teóricos que guían el desarrollo práctico y experimental del proyecto.



Figura 3. Sistema de detección de objetos con YOLO [30].

3.4. PROTOTIPADO TECNOLÓGICO

3.4.1. Concepto y función del prototipo en sistemas de ingeniería

En sistemas de ingeniería, un prototipo es definido como una representación intencionada (puede ser física, digital o mixta) que se crea con el fin de disminuir la incertidumbre y así poder demostrar viabilidad antes de la implementación final. Esto permite verificar requisitos, arquitectura, comportamiento y limitaciones operativas a través de pruebas repetidas. En los modelos de ingeniería contemporáneos basados en Model-Based Systems Engineering (MBSE), el prototipo se conecta directamente con tareas iniciales de verificación y validación (V&V) para prever fallos, reforzar la trazabilidad de requisitos y mejorar la toma de decisiones en etapas donde el costo de modificaciones es más bajo [31].

En el ámbito de la ingeniería se ha pasado desde prototipos en gran medida físicos (como maquetas, pilotos y pruebas de concepto instrumentadas) hasta enfoques integrados que fusionan la simulación los prototipos virtuales y el rapid prototyping para hacer más rápidos los ciclos de aprendizaje, prueba y diseño. En este contexto la rápida realización de opciones facilita el estudio y la mejora de requisitos con datos empíricos al mismo tiempo, la consolidación de gemelos digitales y su alineación con sistemas reales fortalece el papel del prototipo como "puente" entre diseño y operación. Esto se logra a través de la inclusión de V&V como eje metodológico para asegurar coherencia entre lo que se especifica, lo que se implementa y lo que se observa en campo [32].

3.4.2. Técnicas de prototipado

Las técnicas de prototipado en ingeniería posibilitan la creación de versiones iniciales de un sistema con el fin de analizar su desempeño y la interacción entre sus elementos antes de que se implemente el producto final. El prototipado digital o rápido es uno de los más destacados que fusiona instrumentos de diseño asistido por ordenador, simulación y ensayos funcionales para hacer modificaciones iterativas y detectar errores en fases tempranas. La validación progresiva de algoritmos, sensores y procesos de procesamiento en tiempo real sin necesidad de una infraestructura física completa hace que este enfoque sea particularmente apropiado para sistemas automatizados y de visión artificial [32].

El prototipado basado en pruebas experimentales es otra técnica utilizada en sistemas de ingeniería. Esta consiste en analizar el rendimiento del sistema a través de ensayos controlados en contextos reales. Esta técnica posibilita examinar el modo en que el prototipo actúa ante condiciones operativas concretas y evaluar indicadores fundamentales como la estabilidad funcional, la precisión y el tiempo de respuesta. El prototipado experimental es esencial en sistemas de visión artificial para confirmar que los algoritmos entrenados con datos reales funcionan correctamente asegurando así que el sistema tenga un desempeño confiable antes de su implementación final [33].

Tabla 8. Técnicas de prototipado aplicadas en el proyecto

| Técnica | ¿Qué es? | ¿Para qué sirve? |
|--------------------------|-------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------|
| Prototipado digital | Simulación y diseño en computadora del sistema. | Detectar errores y mejorar el diseño antes de construirlo físicamente. |
| Prototipado experimental | Pruebas del prototipo en condiciones reales. | Verificar funcionamiento, precisión y estabilidad del sistema. |

3.4.3. El concepto de IDE y la selección de Visual Studio Code

Un Entorno de Desarrollo Integrado (IDE) es una aplicación que agrupa, en una sola interfaz, las herramientas fundamentales para programar: depuración (debugger), editor de código y automatización de compilación o construcción. También incluye utilidades adicionales como la gestión de proyectos y el control de versiones. Su propósito es incrementar la productividad mediante la integración cohesionada de estas funciones, evitando así transiciones entre diferentes programas. Esta definición es muy aceptada en la bibliografía de ingeniería de software y en los cursos universitarios sobre instrumentos de desarrollo [34].

Se optó por Visual Studio Code para este proyecto debido a su naturaleza multiplataforma y gratuita, así como a sus características: editor con IntelliSense, terminal embebida, depurador integrado y soporte nativo para control de versiones (Git). Específicamente, tiene extensiones oficiales para Python, lo que posibilita el desarrollo de entornos virtuales, la ejecución y depuración de scripts, la administración de paquetes y el trabajo con bibliotecas de visión por computadora (por ejemplo, OpenCV y frameworks de inteligencia artificial), manteniendo un uso moderado de recursos en equipos intermedios. Estas habilidades están registradas en guías académicas y en el material técnico de Microsoft, que explican a VS Code como un editor actual para la depuración y el desarrollo [35], [36].

3.5. ESTADO DEL ARTE

En esta sección se presenta un análisis de estudios recientes que tienen que ver con la detección automática de equipos de protección personal (EPP) en áreas industriales y de construcción mediante el uso de algoritmos de aprendizaje profundo y visión artificial. Los estudios estudiados incluyen el progreso de modelos de reconocimiento como YOLO, la supervisión mediante cámaras en tiempo real y la automatización de los procedimientos de control de seguridad. Esta revisión posibilita el descubrimiento de las tendencias tecnológicas más importantes y los avances que han ayudado a crear sistemas que pueden disminuir el tiempo y el esfuerzo en la verificación del cumplimiento de las normas de seguridad laboral.

La investigación desarrollada en [37], muestra un sistema automatizado que supervisa el cumplimiento de los Equipos de Protección Personal (EPP) utilizando algoritmos de aprendizaje profundo y visión por computadora, diseñado para sectores industriales y de la construcción. El propósito principal es sustituir las revisiones manuales, que tienden a ser lentas y susceptibles de equivocaciones humanas, por un modelo inteligente que puede identificar automáticamente la presencia o falta de EPP (Equipo de protección personal), como cascos, chalecos reflectivos y gafas de seguridad.

El sistema que se propone tiene como fundamento arquitecturas de detección de objetos de última generación, en particular YOLOv8 y sus versiones optimizadas para la inferencia en tiempo real. El modelo fue entrenado con un amplio grupo de imágenes que se tomaron en situaciones reales de trabajo, incluyendo diversos grados de iluminación, ángulos de cámara y distancias. Para optimizar la generalización del algoritmo ante cambios en los contextos de trabajo, el entrenamiento se llevó a cabo utilizando métodos de aumento de datos.

Los científicos realizaron una canalización integral que abarca la identificación de empleados, el reconocimiento de EPP y la verificación del cumplimiento normativo. Después de que se han identificado las personas en el campo visual, el modelo comprueba si están presentes los componentes esenciales de seguridad y proporciona un resultado binario: cumplimiento o incumplimiento. Esta información se ofrece en una interfaz que posibilita monitorear constantemente diversas áreas de trabajo.

Los resultados obtenidos mediante experimentos indican que la detección de cascos y chalecos tiene una precisión promedio mayor al 95 %, aun en condiciones de escasa luz, y que el rendimiento en tiempo real es de hasta 45 fotogramas por segundo (FPS). Esta actuación hace que el sistema sea una herramienta factible para la supervisión continua de plantas y obras industriales sin requerir personal de monitoreo permanente.

El artículo enfatiza que emplear sistemas automáticos fundamentados en visión artificial disminuye considerablemente el tiempo de supervisión y los gastos operativos vinculados al control manual del uso de EPP. Asimismo, los autores subrayan que el sistema tiene la capacidad de registrar automáticamente cada evento de detección, creando así pruebas digitales que resultan útiles para auditorías y reportes de seguridad.

La incorporación del modelo con sistemas de televisión cerrados (CCTV) y cámaras de seguridad convencionales es otro aporte importante del estudio; esto hace que su adopción en instalaciones ya existentes sea más sencilla, ya que no se necesita infraestructura extra. Esta cualidad muestra que es posible hacer una implementación de la automatización del control de EPP que sea económica y escalable, utilizando los recursos existentes.

En su totalidad, el trabajo muestra la capacidad de las tecnologías de visión artificial para mejorar la administración de riesgos en tiempo real y su madurez en cuanto a seguridad industrial. Esta propuesta, que incluye la creación automática de registros visuales, una respuesta rápida y alta precisión, favorece de manera directa el progreso en sistemas automáticos de verificación del uso de EPP a través de cámaras e inteligencia artificial; esta es el área a la que pertenece el presente estudio.

Otro estudio similar se desarrolló en [38], el cual presenta un sistema que permite la supervisión en tiempo real del uso de EPP mediante inteligencia artificial aplicada directamente en dispositivos locales (IA on-device). Su propósito principal es automatizar la comprobación del acatamiento del EPP, disminuyendo así la dependencia de los supervisores humanos y mejorando el tiempo de supervisión.

El modelo fue creado y evaluado en ambientes laborales del sector salud, donde se utilizó para verificar la utilización de guantes, batas y mascarillas. Sin embargo, su estructura y funcionamiento son completamente utilizables en otros entornos industriales, como la construcción, en la que los EPP incorporan chalecos y cascos. El sistema utiliza redes neuronales convolucionales de bajo peso (MobileNetV3 y EfficientDet), que han sido modificadas para operar en cámaras inteligentes o dispositivos portátiles con capacidades restringidas.

Uno de los elementos más sobresalientes es que el procesamiento se efectúa directamente en el dispositivo de captura, sin requerir una conexión continua con servidores externos. Esto hace posibles respuestas instantáneas, un consumo de datos más bajo y una mayor privacidad. Cuando el modelo detecta que el equipo de protección está presente o ausente, emite alertas visuales o sonoras si percibe algún incumplimiento.

A lo largo de las pruebas, el sistema logró una precisión media del 93 %, conservando tiempos de respuesta menores a 100 ms por fotograma. Esto demuestra su habilidad para funcionar en contextos dinámicos. Asimismo, el diseño modular facilita la inclusión de nuevos tipos de EPP o condiciones del entorno. Los escritores enfatizan que esta arquitectura tiene la posibilidad de ser incorporada en cámaras de vigilancia comunes, transformándolas en sensores inteligentes que tienen la capacidad de emitir alertas y guardar pruebas. El trabajo destaca que, frente a los métodos manuales, la automatización de la verificación de EPP por medio de visión artificial disminuye el tiempo de supervisión y optimiza la eficiencia operacional. Además, destaca la opción de guardar registros digitales de cumplimiento, que son útiles para auditorías o verificaciones de seguridad.

En general, el estudio evidencia que los sistemas fundados en la inteligencia artificial en dispositivos (on-device AI) son factibles para el control automático del uso de EPP. Su metodología de bajo consumo y respuesta rápida es un avance significativo para poner en marcha sistemas de vigilancia inteligentes en el lugar de trabajo, que están en consonancia con los principios de la Industria 4.0 y la seguridad laboral contemporánea.

Por otra parte, en los años recientes, [39] propone un modelo avanzado para la detección automática del uso de EPP, específicamente guantes y cascos, en ambientes industriales del sector eléctrico. El estudio propone un algoritmo llamado YOLO-DCRCF (You Only Look Once - Deformable Convolution and Cross-Receptive-Field Fusion), cuyo objetivo es

perfeccionar la exactitud y la solidez de la detección de EPP ante oclusiones, cambios en el alumbrado y desplazamientos veloces.

La metodología fusiona la estructura básica de YOLOv11 con bloques deformables de convolución, los cuales posibilitan que el campo receptivo del detector se ajuste a objetos que están parcialmente visibles, como guantes o cascos cubiertos por sombras u herramientas. El modelo también incorpora un módulo de fusión de campo cruzado, que mejora la incorporación de características multiescalar y posibilita identificar con mayor detalle los componentes de protección en diversas posiciones y tamaños.

Con el objetivo de entrenar el modelo, los autores crearon un conjunto de datos que incluía miles de imágenes capturadas en talleres de mantenimiento y subestaciones eléctricas. Para asegurar que el algoritmo tenga la capacidad de generalizar, las imágenes abarcan diferentes condiciones ambientales, como la iluminación natural y artificial, así como los ambientes interiores y exteriores. Se llevó a cabo la anotación manual con base en criterios de exactitud para ubicar los EPP.

YOLO-DCRCF superó a modelos anteriores como YOLOv8 y Faster R-CNN en las pruebas experimentales, logrando una precisión media (mAP) de 98,3 % para los cascos y del 96,7 % para los guantes. Adicionalmente, presentó una velocidad de procesamiento de 42 FPS, lo que lo hace adecuado para sistemas de monitoreo en tiempo real. Estos indicadores evidencian que la unión de fusión cruzada de características y convoluciones deformables aumenta la habilidad para detectar en contextos complejos.

La investigación destaca la posibilidad de aplicar el modelo directamente a sistemas de seguridad industrial, en los cuales es necesario comprobar constantemente el empleo adecuado del EPP. Asimismo, es importante destacar que este tipo de soluciones pueden combinarse con drones o cámaras de seguridad, produciendo informes automáticos y alarmas inmediatas en caso de que los equipos no estén presentes.

Por último, los autores señalan que el uso de algoritmos mejorados como YOLO-DCRCF ayuda a disminuir la carga de supervisión humana, reducir los errores de observación y reforzar la cultura de seguridad a través de controles constantes e imparciales. Este estudio es un referente importante en el campo de la visión artificial aplicada a la seguridad laboral y evidencia el progreso técnico de los modelos de detección de EPP en ambientes reales.

Una revisión sistemática realizada en [40] aborda los avances, desafíos y tendencias de la visión artificial en la detección de EPP en entornos industriales. Los autores compilan y examinan más

de 120 estudios publicados desde 2018 hasta 2024, que incluyen modelos de detección, bases de datos, métodos de aprendizaje profundo, métricas de rendimiento y su aplicación en contextos laborales reales.

La revisión muestra que la mayor parte de los sistemas contemporáneos para detectar EPP usan redes neuronales convolucionales (CNN), en particular arquitecturas de detección de objetos como YOLO, Faster R-CNN y SSD, por el balance que ofrecen entre rapidez y exactitud. Estos modelos posibilitan el procesamiento de imágenes en tiempo real con una exactitud que sobrepasa el 95 % en diversos estudios, lo cual resulta especialmente útil para identificar cascos, gafas y chalecos de seguridad.

Las áreas más favorecidas por estas tecnologías, según los autores, son la minería, la manufactura y la construcción. En ellas, las condiciones laborales cambian de manera continua y el control manual no es efectivo. Además, se destaca la inclinación hacia el empleo de cámaras inteligentes y sistemas que utilizan edge computing, los cuales procesan la información a nivel local y disminuyen la necesidad de infraestructura para servidores.

Un descubrimiento fundamental es que, a pesar de los significativos progresos en detección, todavía hay restricciones vinculadas con la ocultación parcial de objetos, variaciones en la iluminación, distancias de cámara y la utilización de EPP con colores o patrones distintos. Estas circunstancias tienen un impacto en la generalización de los modelos y en su exactitud en situaciones reales. Por esta razón, las investigaciones más actuales incluyen métodos de transferencia de aprendizaje, aumento de datos y estructuras híbridas para optimizar la capacidad de adaptación. El artículo enfatiza, además, la importancia de contar con conjuntos de datos especializados que contengan una variedad de EPP y contextos laborales, porque muchos de los sets de datos accesibles son muy específicos o limitados a un solo tipo de ambiente. Los autores proponen crear bancos de imágenes estandarizados para hacer más fácil la comparación entre algoritmos.

Con respecto a la aplicabilidad, se observan progresos importantes en sistemas que pueden detectar a varios empleados al mismo tiempo y analizar su cumplimiento de manera simultánea, con integración a paneles de control y registro automático de violaciones. Estas innovaciones disminuyen de manera significativa los periodos de supervisión y optimizan la trazabilidad de la información relacionada con la seguridad.

En conclusión, el análisis indica que el área de visión artificial utilizada para controlar EPP está en un momento de maduración creciente, gracias al avance de modelos más ligeros, potentes y

flexibles. Los estudios sugieren que se automatizará por completo la supervisión, empleando sensores combinados (térmicos y RGB) y generando informes automáticos para simplificar la gestión preventiva.

Otro trabajo, [41] desarrolla un modelo híbrido basado en aprendizaje profundo para la detección de EPP en tiempo real, combinando las arquitecturas EfficientDet y YOLOv8. Para ello utiliza técnicas sofisticadas de aprendizaje profundo. El objetivo principal del trabajo es crear un algoritmo eficaz que, mediante el uso de arquitecturas de redes neuronales convolucionales (CNN), detecte en tiempo real elementos claves de protección, como guantes, chalecos reflectivos y cascos.

El modelo integra las virtudes de EfficientDet y YOLOv8, fusionando sus habilidades para detectar rápidamente con módulos de extracción de características más exactos. Esta perspectiva híbrida tiene como objetivo conservar un balance entre la precisión y la rapidez de procesamiento, dos elementos fundamentales para poner en funcionamiento el sistema en dispositivos móviles o cámaras de seguridad. El entrenamiento se realizó con un conjunto de datos con más de 10.000 imágenes tomadas en diversos entornos industriales, a las cuales se les aplicaron métodos de ampliación de datos para fortalecer el modelo frente a cambios en la iluminación, distancia y ubicación del trabajador.

Los hallazgos de los experimentos revelan que el mAP (mean Average Precision) para la detección de chalecos es del 94,2% y del 97,6% para la detección de cascos, lo cual se logra a una velocidad de procesamiento casi igual a 50 fotogramas por segundo (FPS). Estas medidas sugieren que el modelo tiene la capacidad de operar en tiempo real, lo cual asegura una supervisión constante y exacta. Asimismo, el sistema fue validado en condiciones reales y mostró un rendimiento estable incluso cuando había múltiples personas y fondos complejos.

El artículo destaca la viabilidad práctica del algoritmo en contextos industriales donde supervisar a mano es caro o limitado. La automatización del procedimiento de verificación de EPP posibilita la detección instantánea de incumplimientos, disminuyendo así el tiempo dedicado a las inspecciones presenciales. El sistema también produce registros automáticos de detección que pueden ser guardados para auditorías o análisis de desempeño en términos de seguridad laboral.

Según los autores, el aporte más importante del trabajo es la incorporación de un modelo eficaz y ligero que puede ejecutarse en aparatos convencionales sin requerir una infraestructura computacional complicada. Esto lo transforma en una opción factible para las pequeñas y

medianas empresas que desean digitalizar sus procesos de seguridad sin requerir inversiones significativas.

Por último, el estudio propone futuras líneas de investigación enfocadas en agregar tecnologías complementarias para optimizar la detección en contextos de visibilidad reducida. Estas tecnologías incluyen sistemas de seguimiento por visión estereoscópica y cámaras térmicas. Este trabajo muestra cómo la visión artificial y el aprendizaje profundo siguen reformando los sistemas de control de seguridad, estableciéndose como instrumentos fundamentales para prevenir incidentes en el trabajo y mejorar los tiempos de supervisión.

Una propuesta complementaria elaborada en [42] introduce el modelo GBSG-YOLOv8n, orientado a perfeccionar la detección automática de EPP en entornos industriales con baja iluminación o presencia de oclusiones. Esta propuesta se desarrolla en respuesta a las restricciones que se han detectado en versiones anteriores de YOLO, sobre todo cuando hay poca iluminación, oclusiones parciales y cambios en la posición de los trabajadores. Tres innovaciones técnicas fundamentales son incluidas en el modelo GBSG-YOLOv8n:

- Bloques de atención espacial y global (GB), que posibilitan que el modelo se enfoque en las áreas significativas de la imagen en las que están localizados los componentes de protección.
- Una estructura de conexión cruzada (SG) que potencia la difusión de información entre las capas profundas de la red, lo que mejora el reconocimiento de objetos pequeños como gafas o guantes.
- Ajustar de manera dinámica el aprendizaje del modelo con el objetivo de optimizar la pérdida focal adaptativa, lo cual permite que se reduzcan los falsos negativos y que aumente la sensibilidad del detector.

El sistema fue adiestrado y analizado utilizando un conjunto de datos propio que contiene más de 8.000 imágenes, las cuales muestran a trabajadores de mantenimiento industrial y construcción con y sin equipo de protección personal (EPP). El modelo logró un mAP del 97,9 %, luego de un proceso de entrenamiento exhaustivo, lo que le permitió sobrepasar a Faster R-CNN (93,8 %) y YOLOv8 estándar (95,3 %). Asimismo, logró mantener una rapidez de inferencia de 53 FPS, lo cual evidencia su habilidad para funcionar en tiempo real.

La disminución de los errores en la identificación de chalecos y cascos parcialmente cubiertos, además del incremento en la exactitud bajo circunstancias ambientales desfavorables, son contribuciones sobresalientes del trabajo. El modelo demostró, además, un rendimiento sólido

en la detección al mismo tiempo de varios empleados, lo cual simplifica su aplicación en fábricas o proyectos con una gran cantidad de personal.

El estudio aconseja que el modelo se integre en el futuro con plataformas de supervisión en la nube y tableros visuales para que las detecciones se registren automáticamente y los supervisores tengan acceso a pruebas visuales instantáneamente. Por lo tanto, GBSG-YOLOv8n se establece como un instrumento factible para digitalizar los procedimientos de seguridad industrial y optimizar la supervisión del cumplimiento de EPP.

Un desarrollo posterior, mostrado en [43], explica la creación y validación de un sistema de inteligencia artificial para supervisar el uso adecuado de EPP en ambientes industriales. El propósito fundamental de la investigación fue crear una herramienta accesible y práctica que, a través de algoritmos de visión artificial y aprendizaje profundo, automatizara la comprobación del cumplimiento de las normas de seguridad.

Para identificar si hay o no chalecos, cascos y guantes de seguridad presentes, el sistema sugerido emplea una arquitectura YOLOv8 junto con métodos de procesamiento de imágenes. Asimismo, se incorporó un módulo de registro automático que guarda los resultados de las detecciones en una base de datos local, lo cual posibilita la creación de estadísticas y pruebas visuales acerca del acatamiento del uso de EPP.

Los investigadores recolectaron un conjunto de datos que incluía 12,000 imágenes tomadas en fábricas y áreas de ensamblaje, donde se registraron distintas condiciones de luz, perspectivas visuales y clases de EPP. El modelo fue entrenado con el 80% de la información y validado con el 20% restante, obteniendo un mAP del 96,5 % y una exactitud total del 97,2 % en la identificación de chalecos y cascos.

La incorporación de un sistema de notificación visual que advierte inmediatamente cuando un empleado no emplea el equipo de protección necesario es una de las aportaciones más relevantes del estudio. Esta cualidad optimiza la capacidad de respuesta de los supervisores y disminuye considerablemente el tiempo dedicado a las inspecciones. Además, el sistema posibilita llevar un registro histórico de las detecciones, produciendo informes automáticos de cumplimiento mensual y diario.

Los hallazgos evidenciaron que, con la inteligencia artificial, es posible reducir el tiempo requerido para las verificaciones manuales hasta un 40 %, conservando al mismo tiempo una elevada fiabilidad. Asimismo, la incorporación del sistema en cámaras industriales corrientes

demuestra que es viable económica y técnicamente para empresas de tamaño pequeño y mediano.

El trabajo ofrece una herramienta práctica y económica que automatiza la supervisión del cumplimiento de EPP en la industria. Esta herramienta fusiona rapidez en las verificaciones, eficiencia operativa y creación automática de registros visuales, características que se alinean directamente con los objetivos de los sistemas modernos de detección basados en visión artificial.

[44] se enfoca en el desarrollo de un sistema de reconocimiento de EPP en obras civiles mediante aprendizaje profundo y visión por computadora. Basado en el modelo YOLOv5, fue entrenado con más de 9.000 imágenes capturadas en distintas condiciones de luz y clima, alcanzando una precisión del 96 % en la detección de cascos y del 94 % en chalecos, con una velocidad de 45 FPS. La meta principal fue desarrollar un sistema que posibilitara la supervisión en tiempo real del empleo de chalecos reflectivos y cascos, asegurando así que se cumplan las regulaciones de seguridad en las obras de construcción.

Una gran ventaja de la estrategia sugerida es su interoperabilidad, porque tiene la capacidad de integrarse sin problemas con cámaras IP, sistemas SCADA y plataformas preexistentes para administrar la seguridad industrial. El diseño modular posibilita que las compañías implementen solamente el módulo de visión o el de sensores, dependiendo de lo que necesiten.

Según los autores, en sus conclusiones, la convergencia entre la visión artificial y el IoT constituye un nuevo periodo de automatización de la seguridad laboral, lo cual promueve la transformación digital en la industria 4.0. La investigación demuestra que la puesta en marcha de este tipo de sistemas optimiza la eficacia operacional, robustece la prevención de riesgos y colabora considerablemente con la disminución del tiempo invertido en actividades repetitivas de supervisión.

4. MÉTODOS Y PROCEDIMIENTOS

Los métodos, herramientas y procedimientos utilizados para el desarrollo del sistema de detección automática de equipos de protección personal (EPP) a través de técnicas de visión artificial se explican en este capítulo. Su objetivo es describir el procedimiento que se siguió para implementar, entrenar y validar el prototipo, poniendo énfasis en la mejora del tiempo de verificación que es el foco principal de este estudio.

Se presentan de manera estructurada las comparaciones técnicas y operativas que orientaron la elección de los recursos de hardware y software, la configuración del ambiente de desarrollo y los principios teóricos asociados con los modelos de aprendizaje automático empleados. Además, se incorporan los hallazgos de las pruebas de detección y la descripción del panel web, instrumento creado para examinar los registros y evaluar la eficiencia temporal del sistema.

La metodología utilizada para desarrollar el prototipo de detección de EPP se ilustra en la Figura 4, que resume las etapas fundamentales del proceso, desde la pesquisa inicial hasta la puesta en marcha del sistema.

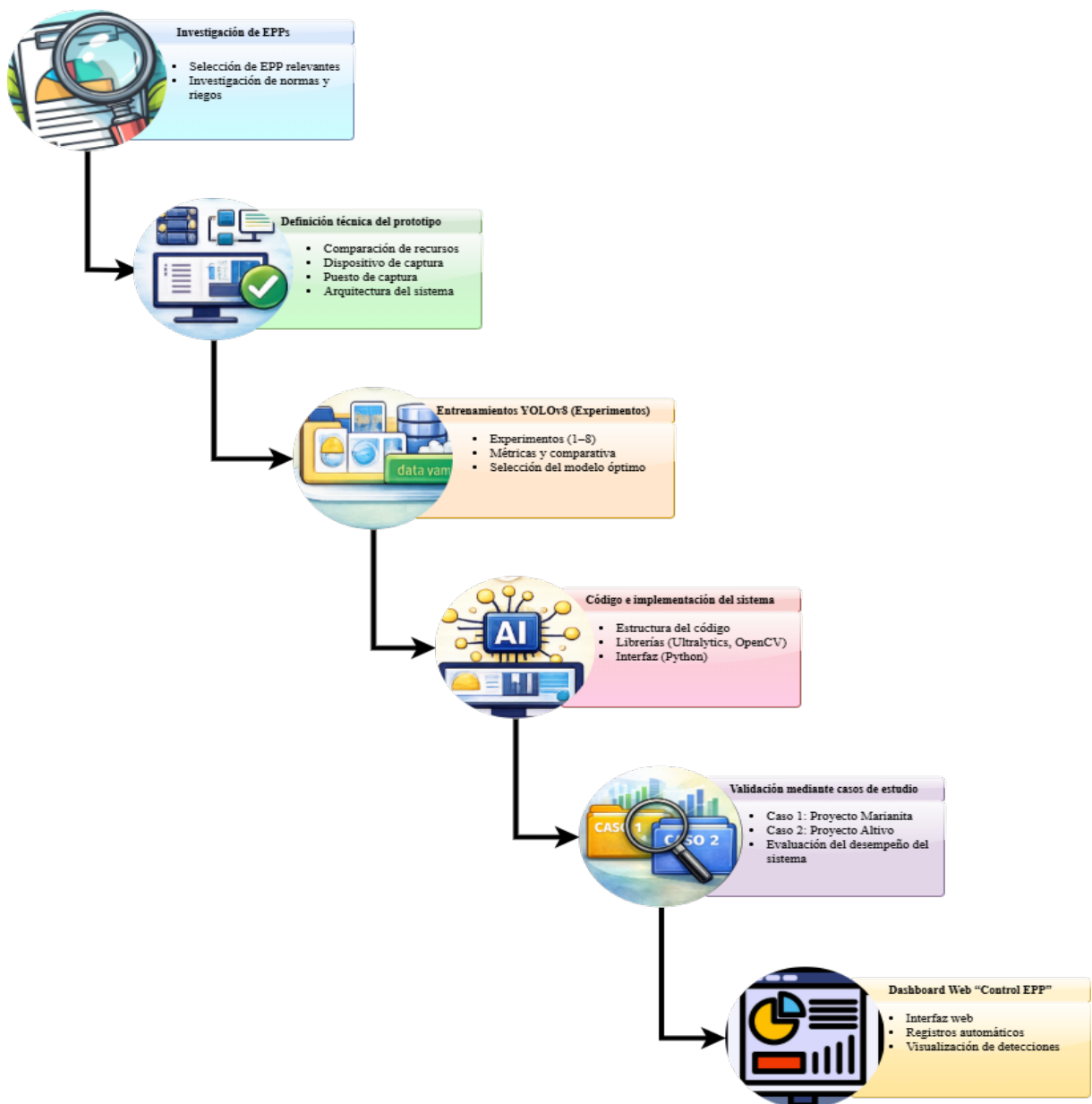


Figura 4. Esquema metodológico del desarrollo del prototipo.

4.1. TIPOS DE INVESTIGACIÓN

Debido a que la presente investigación está enfocada en validar y desarrollar una solución tecnológica con el fin de solucionar un problema real relacionado con la seguridad industrial en las áreas de construcción civil este trabajo se clasifica como investigación aplicada, esta clase de investigación se distingue por el uso de tecnología y saberes científicos para mejorar procedimientos ya existentes [45].

El análisis tiene un enfoque cuantitativo porque se fundamenta en la evaluación objetiva de variables como el tiempo de verificación la exactitud y la disminución porcentual del periodo de supervisión, además tiene un alcance descriptivo y explicativo ya que caracteriza el proceso del uso de chalecos y cascos de seguridad y también examina la relación causa efecto entre la puesta en marcha del sistema automatizado y el aumento de la eficiencia [37].

4.2. MÉTODOS DE INVESTIGACIÓN

4.2.1. Método analítico

El método analítico es una perspectiva de investigación que se basa en descomponer un fenómeno en sus elementos esenciales para entender su comportamiento, detectar conexiones entre variables y valorar los resultados de forma sistemática. Esta técnica posibilita la evaluación de datos cuantitativos producidos por un proceso o sistema, lo cual hace más fácil la interpretación imparcial de los datos y la comprobación de soluciones tecnológicas implementadas en situaciones reales [46].

En la investigación actual se utiliza el método analítico para analizar cómo funciona el prototipo de visión artificial creado para detectar automáticamente los Equipos de Protección Personal (EPP) en proyectos de construcción. Se examinaron, utilizando los registros que el sistema generó, variables que se pueden cuantificar como la tasa de detección de chalecos y cascos, la aparición de falsos positivos y negativos, el tiempo necesario para comprobar el uso de EPP y la creación automática de evidencias digitales. A través de este análisis, se interpretaron los resultados logrados en los ensayos efectuados a los casos de estudio, lo que posibilitó establecer la eficacia y exactitud del sistema sugerido en comparación con el proceso tradicional de supervisión de seguridad laboral [47].

4.2.2. Método comparativo

El método comparativo se aplica para analizar de manera sistemática dos o más procesos, fenómenos o instrumentos de investigación, con el objetivo de identificar las similitudes y diferencias entre ellos, y así llegar a conclusiones fundamentadas acerca del comportamiento relativo de cada uno. En este proyecto, se utiliza el método comparativo para comparar el rendimiento del sistema de detección automática de EPP con el proceso convencional de verificación manual llevado a cabo por supervisores de seguridad industrial. Los indicadores analizados abarcaron el tiempo total necesario para verificar un grupo de trabajadores, la fiabilidad de los resultados, la producción de pruebas documentales y la capacidad de rastrear los registros adquiridos por cada método.

Este análisis comparativo posibilitó establecer hasta qué punto la ejecución del prototipo basado en visión artificial supone un avance con respecto al método tradicional, lo que ayuda a justificar la relevancia y la eficacia de la solución tecnológica planteada [48].

4.3. TÉCNICAS DE INVESTIGACIÓN

4.3.1. Observación directa

La técnica de observación directa se emplea para identificar y analizar el comportamiento real del proceso de verificación del uso de Equipos de Protección Personal (EPP) en entornos de construcción. Este método posibilita la documentación sistemática de las circunstancias en que se lleva a cabo el control manual del uso de chaleco y casco, además de los obstáculos operativos vinculados con el procedimiento tradicional de supervisión, como son el tiempo que cada trabajador necesita, la dependencia del criterio del supervisor y la fluctuación en la implementación de las normas de seguridad.

La observación directa se utiliza en las jornadas de verificación en obra a lo largo de la investigación, tanto en el proceso manual como durante la puesta en marcha del sistema automatizado que se basa en visión artificial. Aspectos importantes, como la iluminación, los puntos de acceso más críticos, el flujo de personal y las circunstancias que perjudican el funcionamiento del sistema de detección de EPP, se identifican a través de la observación in situ. Esta información proporciona un contexto para los resultados cuantitativos logrados por el prototipo y ayuda a entender las condiciones reales de funcionamiento del sistema en campo, contribuyendo así a perfeccionar el diseño y a ajustar el sistema a situaciones reales de supervisión [49].

4.4. MATRIZ DE CRITERIOS PONDERANDO

La matriz de criterios ponderados es una herramienta para la evaluación multicriterio que permite comparar opciones en función de varios criterios significativos. Cuando hay varias alternativas que necesitan ser evaluadas de manera sistemática y objetiva, esta herramienta ayuda a tomar decisiones [50].

Esta metodología convierte criterios cualitativos en valores medibles al otorgar calificaciones a cada opción de acuerdo con una escala ordinal que va de 1 a 5. Esto posibilita la obtención de un puntaje total que refleja el rendimiento global de cada alternativa analizada. En ingeniería, las matrices ponderadas se utilizan extensamente para dar prioridad a procesos, recursos o tecnologías con base en varios criterios operativos y técnicos, lo que brinda rigor metodológico al proceso de selección [50].

Para evaluar los recursos tecnológicos que se tienen en cuenta para el desarrollo del prototipo de detección de EPP, como cámaras de captura y dispositivos de procesamiento, en este estudio se utiliza la matriz de criterios ponderados. La escala de valoración utilizada se determina como:

- **1- Muy bajo:** Se observa un desempeño claramente insuficiente en comparación con el criterio evaluado.
- **2- Bajo:** rendimiento restringido que no cumple con los requerimientos técnicos o de operación de manera satisfactoria.
- **3- Medio:** rendimiento satisfactorio, aunque con limitaciones en situaciones exigentes.
- **4- Alto:** buen rendimiento con respecto al criterio evaluado.
- **5- Muy alto:** actuación destacada en el criterio que se está evaluando.

La estimación numérica de cada recurso posibilita una comparación imparcial entre las distintas alternativas evaluadas y determinar la opción más apropiada de acuerdo con los propósitos del proyecto de visión artificial para detectar EPP [50].

4.5.1 Comparación técnica de recursos

El estudio comparativo muestra que la computadora portátil HP 250 G9 sobrepasa a la Raspberry Pi 4 en elementos cruciales para el progreso de este proyecto, tales como potencia de procesamiento, capacidad de memoria y compatibilidad con modelos sofisticados de visión artificial. Estas propiedades facilitan el funcionamiento de algoritmos complejos con mayor

rapidez y estabilidad, mejorando el flujo de trabajo durante las etapas de entrenamiento, validación y pruebas del sistema.

Pese a que la Raspberry Pi 4 brinda beneficios en portabilidad y consumo energético reducido, sus restricciones en el procesamiento la hacen menos apropiada para implementaciones de campo futuras, mientras que la computadora portátil es la herramienta ideal para la etapa principal de desarrollo.

Tabla 9. Comparación técnica y operativa de Raspberry Pi 4 y laptop HP 250 G9

| Equipo | Potencia de procesamiento | Memoria RAM | Compatibilidad con IA | Facilidad de instalación | Portabilidad | Relación costo-beneficio | Puntaje total |
|--------------------------------------------------------|---------------------------|-------------|-----------------------|--------------------------|--------------|--------------------------|---------------|
| Raspberry Pi 4 (8 GB) | 3 | 3 | 4 | 5 | 5 | 4 | 24 |
| Laptop HP 250 G9 (Intel i7 12 ^a Gen, 16 GB) | 5 | 5 | 5 | 4 | 3 | 5 | 27 |

El estudio comparativo de cinco modelos de cámaras de seguridad exteriores permitió valorar aspectos fundamentales como resolución, rapidez de captura, compatibilidad con sistemas de visión artificial, sencillez de instalación y relación entre costo y beneficio. Los hallazgos demuestran que la Imou Cruiser Dual consigue la puntuación total más alta, sobresaliendo por su elevada resolución, habilidad de transmisión fluida, apoyo al protocolo RTSP y funciones inteligentes incorporadas para la identificación de individuos y vehículos. Este conjunto de atributos la hace la elección más apropiada para la identificación de EPP en ambientes industriales, asegurando un balance ideal entre desempeño y presupuesto. Si bien las cámaras EZVIZ H8c Pro 2K+ y Hikvision DS-2CD2043G0-I brindan una excelente calidad de imagen y una conexión estable, necesitan configuraciones más sofisticadas. En cuanto a los modelos Dahua IPC-HFW2431S-S-S2 y TP-Link Tapo C320WS, muestran un desempeño satisfactorio, aunque tienen restricciones en cuanto a velocidad de transmisión o compatibilidad de software, lo que las convierte en menos adaptables para el proyecto actual.

4.5.2. Comparación de dispositivos de captura

Se evaluaron tanto cámaras de videovigilancia IP como un teléfono inteligente que ya estaba disponible al elegir el dispositivo para recolectar video para el sistema de visión artificial. Las cámaras IP están destinadas sobre todo a la seguridad perimetral, añadiendo funciones como visión nocturna, rotación o conexión remota; sin embargo, estas propiedades no aseguran la calidad de imagen más alta para el procesamiento digital avanzado. Por el contrario, los

teléfonos inteligentes actuales incorporan sensores de resolución más elevada y mejor en la grabación de video, lo que los hace más apropiados para proyectos relacionados con inteligencia artificial.

En este marco, el Samsung Galaxy A23 brinda una calidad de video más alta, gracias a su cámara principal de 50 MP y grabación en 1080p a 30 fps; además, no conlleva un costo extra e integra mejores bibliotecas de procesamiento como OpenCV y YOLO [44-49]. Por estos motivos, en la Tabla 10 obtuvo la mejor evaluación, que muestra el contraste técnico y operativo de las distintas alternativas de cámaras de seguridad.

Tabla 10. Comparación técnica y operativa de cámaras de seguridad.

| Modelo | Resolución | FPS | Compatibilidad IA | Facilidad de instalación | Relación costo-beneficio | Puntaje total |
|--------------------------|------------|-----|-------------------|--------------------------|--------------------------|---------------|
| Imou Cruiser Dual | 5 | 5 | 5 | 3 | 3 | 21 |
| EZVIZ H8c Pro 2K* | 4 | 4 | 4 | 3 | 4 | 19 |
| Hikvision DS-2CD2043G0-I | 5 | 4 | 4 | 3 | 4 | 20 |
| Dahua IPC-HFW2431S-S-S2 | 4 | 4 | 4 | 3 | 4 | 19 |
| TP-Link Tapo C320WS | 4 | 3 | 3 | 4 | 5 | 19 |
| Samsung Galaxy A23 | 5 | 4 | 5 | 5 | 5 | 24 |

4.5. CONDICIONES OPERATIVAS DEL SISTEMA EPP

En la Figura 5 se representa la configuración de captura del sistema EPP: el eje óptico queda a aproximadamente 0,92 m al situar la cámara (DroidCam/PC) sobre una mesa de 73 cm y un soporte de 19 cm; el usuario se ubica frente a fondo oscuro dentro del rango operativo de 1–2 m (distancia entre cámara y usuario). La línea de visión que está alineada con el rostro y el torso se representa con una línea discontinua. Para optimizar la estabilidad de detección y el contraste entre el casco y el chaleco, es necesario tener una iluminación uniforme desde adelante y arriba (sin sombras duras ni contraluz). Las distancias que son menores de 1 m provocan una perspectiva desmesurada y recortes; las que son mayores de 2 m reducen la resolución por píxel y aumentan el riesgo de falsos negativos.

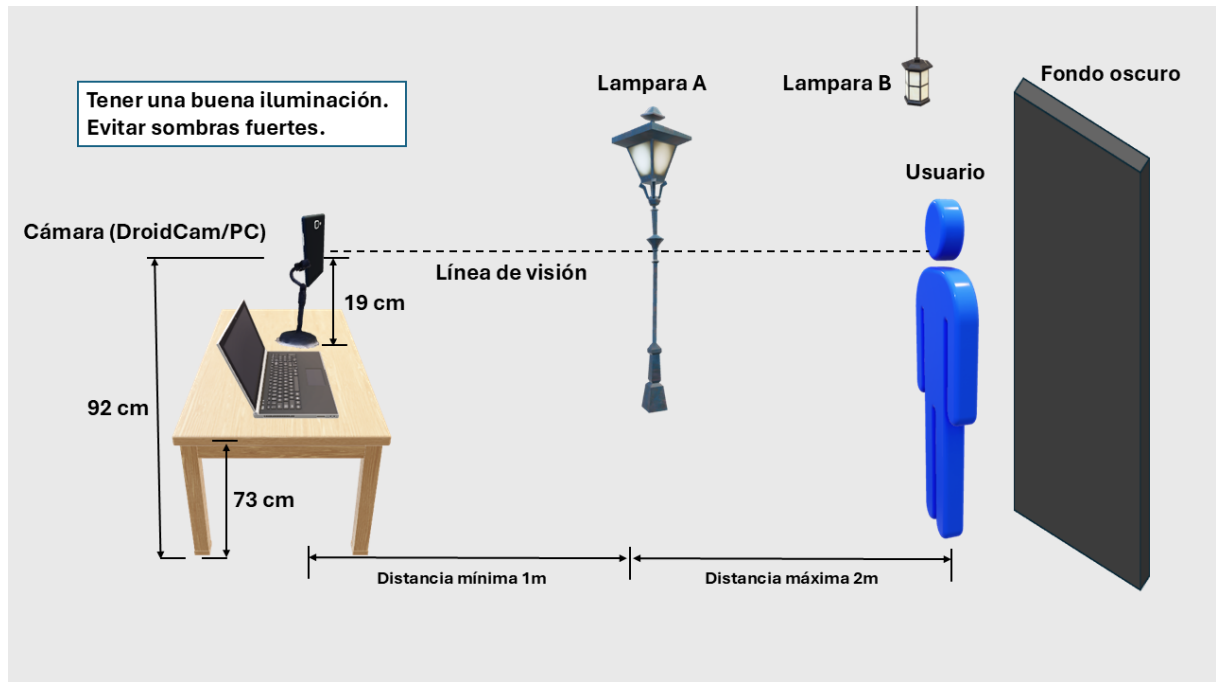


Figura 5. Puesto de captura y condiciones operativas del sistema EPP

4.6. ARQUITECTURA DEL SISTEMA DE CONTROL DE EPP

En la Figura 6 se muestra la arquitectura del Sistema de Control de EPP con YOLOv8 está formada por módulos vinculados entre sí que aseguran la detección, el registro y la trazabilidad del empleo de equipos de protección personal. El procedimiento comienza con la introducción de datos del empleado en una interfaz construida en Python. En ella, se registra el nombre y la cédula, lo que da lugar a una base de datos organizada en formato CSV. Después, se toman imágenes a través de una cámara que pasan por fases de preprocesamiento y posprocesamiento, lo cual mejora la calidad de entrada y el análisis de los resultados. El modelo YOLOv8, que se encarga de la detección en tiempo real de chalecos y cascos, es el núcleo del sistema. Además, valida el color del casco para asignar roles específicos; por ejemplo, si el casco es blanco, se le asigna el rol de ingeniero. Los resultados, que aparecen en pantalla, están rodeados por cuadros delimitadores que demuestran si se han cumplido o no los EPP. Al mismo tiempo, se crean informes en archivos CSV, lo que posibilita contar con un historial fiable para el análisis de la seguridad laboral.

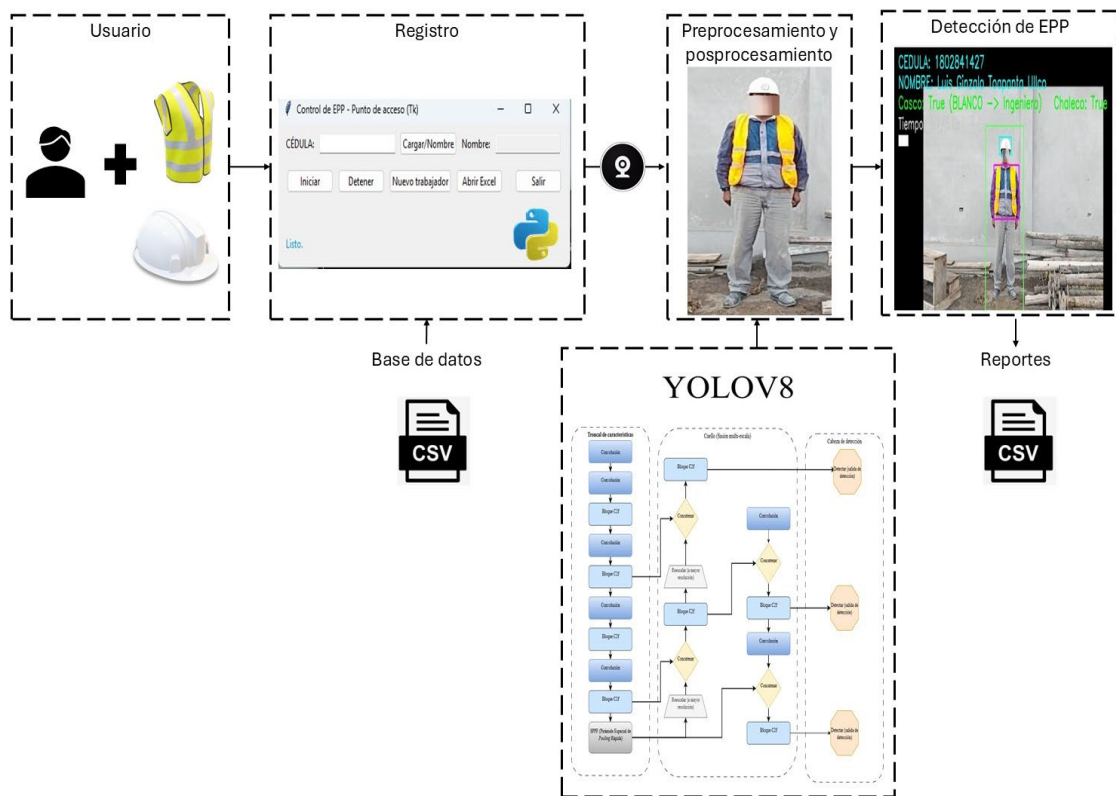


Figura 6. Arquitectura del Sistema de Control de EPP

5. ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS

En este capítulo se presentan los resultados del análisis y la interpretación de la utilización de un prototipo basado en visión artificial para detectar el empleo de Equipos de Protección Personal (EPP) en lugares de construcción. Se recolectaron datos de la aplicación práctica del sistema en los casos de estudio Proyecto Marianita y Constructora Altivo S.A., lo que facilitó la evaluación de la efectividad del modelo YOLOv8, el rendimiento del proceso automatizado y su influencia en la administración de seguridad laboral. Los hallazgos se muestran a través de tablas, imágenes y gráficos que evidencian la exactitud del sistema para identificar chalecos reflectivos y cascos, además de la comparación con los procedimientos manuales tradicionales. Cada resultado se examina con base en los fines particulares establecidos, enfatizando los progresos tecnológicos obtenidos y las posibles restricciones que se detectaron a lo largo del proceso de validación.

Por último, se lleva a cabo un análisis crítico de los hallazgos más importantes, vinculando los resultados con la bibliografía consultada y las investigaciones anteriores sobre automatización

y seguridad industrial. El objetivo es establecer la efectividad, factibilidad y contribuciones del sistema desarrollado en el sector de la construcción ecuatoriana.

5.1. OBJETIVO 1:

Identificar los tipos de EPP más representativos y fácilmente detectables mediante visión artificial, justificando su elección en función de su relevancia en el ámbito de la seguridad industrial.

5.1.1. Identificación de los EPP más usados y seleccionados

Se estableció, a partir del análisis bibliográfico realizado en el apartado, que los equipos de protección personal más utilizados en áreas de alto riesgo (por ejemplo, la manufactura y la construcción) son el chaleco reflectivo y el casco de seguridad.

Esta tendencia está respaldada por varios estudios internacionales: en Turquía, el 44 % de los empleados se protege con casco y el 27 % con chaleco [13]; en cambio, en Etiopía, el 47,8 % de los trabajadores emplea algún tipo de equipo de protección personal (EPP), siendo el casco y el chaleco los más usados [5].

Según el Panorama Nacional de la Salud de los Trabajadores [57], en Ecuador, el 58 % de los empleados sostiene que emplea EPP de manera continua, haciendo énfasis una vez más en el uso del chaleco y el casco. Se escogieron estos dos componentes como los EPP esenciales para la implementación del sistema de detección automática, visibles en la Tabla 11 fundamentándose en esta información, a causa de su gran visibilidad, obligatoriedad normativa y relevancia funcional en el control de seguridad industrial.

Los guantes y las botas de seguridad, que forman parte de los equipos de protección personal empleados en la construcción, también son más difíciles de detectar automáticamente a través de visión artificial. Estos componentes generalmente tienen un área visible más pequeña en el campo de visión de las cámaras y muestran una gran diversidad en términos de colores, formas y ubicaciones durante la actividad laboral. Para su identificación exacta, sería necesario agregar más cámaras que se enfoquen en las extremidades del trabajador y aumentar la cantidad de imágenes utilizadas para entrenar el modelo de detección. El prototipo desarrollado en este estudio se centra, sobre todo, en el chaleco reflectante y el casco de seguridad, ya que estos presentan más visibilidad, estandarización cromática y son más fáciles de detectar a través de algoritmos de visión artificial.

Tabla 11. Selección de EPP

| EPP | Evidencia bibliográfica (%) | Obligatoriedad normativa (Ecuador) | Nivel de visibilidad para visión artificial | Justificación técnica para el prototipo |
|-------------------------|------------------------------------|-------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------|
| Casco de seguridad | 44–58 % uso reportado | Obligatorio en trabajos de riesgo | Alta (forma y color definidos) | Fácil detección por geometría y contraste |
| Chaleco reflectivo | 47–58 % uso reportado | Obligatorio en construcción | Muy alta (material reflectivo) | Alta diferenciación cromática |
| Guantes de seguridad | 35–52 % uso reportado | Recomendado según tipo de actividad | Baja (tamaño reducido) | Difícil detección por tamaño reducido y variabilidad de colores |
| Gafas de seguridad | 30–45 % uso reportado | Obligatorio en trabajos con riesgo ocular | Baja (dimensiones pequeñas y posible ocultamiento por el casco) | Tamaño reducido y posible oclusión por el casco |
| Botas de seguridad | 40–60 % uso reportado | Obligatorio en obras de construcción | Media (ubicación en la parte inferior del cuerpo y menor contraste visual) | Requiere cámaras orientadas a la zona inferior del trabajador |
| Mascarilla / respirador | 30–50 % uso reportado | Obligatorio en ambientes con polvo o partículas | Media (variabilidad de formas y posible confusión con rasgos faciales) | Puede confundirse con otros elementos faciales |

5.1.2. Selección de colores en cascos y chalecos de seguridad

La selección del color para los cascos y chalecos de seguridad no es una elección casual, sino que obedece a factores de visibilidad, determinación de funciones, regulaciones técnicas y seguridad en las operaciones. En ambientes de trabajo como la edificación, la manufactura o el transporte, el color desempeña un papel dual: potencia la percepción visual del empleado y simplifica la rápida identificación de su posición o rango jerárquico. Por lo tanto, hay colores normalizados que se emplean frecuentemente en los Equipos de Protección Personal (EPP) de gran visibilidad [58]. Para los chalecos, las tonalidades más destacadas son el amarillo fluorescente y el naranja fluorescente. Los dos colores son los más sugeridos por normativas como la ANSI/ISEA 107 (americana) y la ISO 20471 (a nivel internacional), dado que ofrecen un contraste elevado tanto durante el día como en situaciones de escasa luz. El amarillo fluorescente posee una longitud de onda visible superior, lo que lo hace sobresalir con luz solar, mientras que el naranja proporciona un contraste superior sobre superficies naturales como la

vegetación o el asfalto. Estos tonos generalmente se combinan con bandas reflectantes de color plateado para potenciar aún más la visibilidad durante las horas nocturnas [59].





En relación a los cascos, a pesar de que también se pueden hallar en amarillo o naranja por razones de visibilidad, su color frecuentemente se emplea para distinguir funciones dentro del espacio laboral. Por ejemplo, generalmente el color blanco se relaciona con ingenieros, supervisores o personal técnico, mientras que el color amarillo es exclusivo para trabajadores o empleados generales. Frecuentemente se utiliza el azul para personal técnico, electricistas o aprendices, el rojo para brigadistas o equipos de emergencia, y el verde para personal de seguridad o recién ingresados. Esta programación contribuye a optimizar la estructura interna y acelera la toma de decisiones en circunstancias de riesgo o emergencia [58].

Para actividades que demandan gran visibilidad, no se aconseja el uso de colores como el negro, gris o marrón, ni modelos de cascos con tonalidades oscuras. De acuerdo con Oregon OSHA, es necesario que los chalecos sean de tonalidades como rojo intenso, naranja, amarillo, amarillo-verde o fluorescentes, pues estos generan un contraste adecuado con el ambiente para resaltar al empleado incluso a distancias considerables (hasta 300 m) y en condiciones de luz baja [60]. Igualmente, la guía de IHSA para ropa de alta visibilidad en la prevención de riesgos laborales dicta que la ropa principal debe ser de color naranja internacional o fluorescente blaze, ya que absorben luz natural y reflejan energía visible, lo que facilita la identificación del empleado incluso en días nublados o con luz tenue [61].

La selección de cascos y chalecos como componentes clave para la detección automatizada no solo se basa en su gran visibilidad y uso frecuente, sino también en que son los equipos que tienen una prioridad explícita en la legislación ecuatoriana de seguridad y salud laboral, que requiere su suministro y supervisión en actividades de edificación, fabricación y transporte. Los colores más empleados en cascos y chalecos son: amarillo fluorescente, naranja fluorescente, blanco, azul y rojo, cada uno desempeñando una función o beneficio específico dependiendo del ambiente de trabajo.

Estas elecciones se muestran en la Tabla 12 que no solo se rigen por la estética o la tradición, sino que también se apoyan en regulaciones de seguridad internacional, investigaciones sobre visibilidad y la importancia de definir jerarquías definidas en el ambiente de trabajo.

Tabla 12. Colores seleccionados de EPP

| EPP | Color | Imagen | Función operativa | Ventaja para visión artificial |
|---------|-----------------------|-------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------|------------------------------------------|
| Chaleco | Amarillo fluorescente |  | Alta visibilidad diurna | Alto contraste y reflectancia |
| Chaleco | Naranja fluorescente |  | Visibilidad en entornos naturales | Mejor contraste sobre asfalto/vegetación |
| Casco | Blanco |  | Identificación jerárquica (supervisión) | Buena segmentación cromática |
| Casco | Amarillo |  | Personal operativo | Alta diferenciación visual |
| Casco | Azul |  | Técnicos / Emergencia | Clasificación por color definida |

5.1.3. Procedimiento o criterio de selección del EPP

Se determinó un método técnico para elegir los equipos que se incluirían en el sistema de visión artificial propuesto, basándose en lo obtenido a través del análisis comparativo de la utilización de Equipos de Protección Personal y del examen de las regulaciones internacionales y nacionales.

Esta prueba apoya, desde un punto de vista técnico y operativo, la elección del casco y el chaleco como los equipos de seguridad personal más apropiados para su uso en un sistema de visión artificial. Esta selección se basa en su uso frecuente en ambientes industriales, su destacado contraste visual que simplifica la identificación automática, y su rol esencial en la observancia de las regulaciones de seguridad en el trabajo.

Se tomaron en cuenta los siguientes criterios de selección durante este proceso:

- Frecuencia de empleo: En las áreas de la construcción, los chalecos y cascos son los equipos de protección más usados, con un 58 % en Ecuador [57] y un 44 % y un 27 % respectivamente en Turquía [13].
- Contraste y visibilidad: Los dos muestran colores vivos y áreas extensas, lo que permite un mejor reconocimiento por visión artificial y una detección más precisa del modelo YOLOv8.
- Importancia normativa: Su empleo es requerido en entornos de la construcción, según las regulaciones ecuatorianas [17] y los estándares internacionales [16].
- Viabilidad técnica: Estos elementos tienen un tamaño, una forma y un color que hacen posible un entrenamiento fiable de los algoritmos de IA, lo cual disminuye la cantidad de falsos negativos durante la verificación del cumplimiento.

Por lo tanto, el chaleco reflectivo y el casco de seguridad fueron elegidos como los equipos de protección personal más apropiados para la implementación del sistema automatizado de control de EPP, ya que son ampliamente adoptados, se detectan fácilmente a simple vista y cumplen con las normativas vigentes en el país y en el extranjero.

5.2. OBJETIVO 2:

Entrenar un modelo de visión artificial capaz de detectar la presencia o ausencia de EPP seleccionados, utilizando técnicas de procesamiento de imágenes y aprendizaje automático.

5.2.1. Conjunto de datos empleado

Se empleó el conjunto de datos de "detección de EPP" que se encuentra en Roboflow Universe, una base pública de conjuntos de datos para visión por computadora, con el fin de entrenar el detector. Este conjunto de datos tiene 1.126 imágenes anotadas para la identificación de elementos de protección personal (como chalecos, cascos, etc.). Es accesible al público y está disponible en el siguiente vínculo: <https://universe.roboflow.com/ppe-detection-9yxff/ppe-detection-yj4rr>

La elección de este conjunto se justificó porque, entre las alternativas analizadas en Roboflow Universe para EPP, es la que tiene la mayor cantidad de imágenes y anotaciones preparadas para ser exportadas a formatos compatibles con YOLO. Esto ayuda a generalizar el modelo y agiliza tanto el preprocesamiento como la incorporación al pipeline de entrenamiento. La página del proyecto en Roboflow Universe tiene estos datos: el conteo de imágenes y la información pública.

5.2.2. Configuración del archivo data.yaml para YOLOv8

La Figura 7 ilustra las rutas empleadas por YOLOv8 para hallar las imágenes de cada subgrupo del dataset.

- train indica el archivo con las imágenes diseñadas para el entrenamiento del modelo; estas son las que permiten la actualización de los pesos. YOLOv8 anticipa las anotaciones en la ruta paralela. /train/labels/ con nombres de archivo idénticos en formato YOLO (id x_c y_c w h normalizados).
- val se refiere a las imágenes del subconjunto de validación, utilizadas durante la formación para la modificación de hiperparámetros y la elección del punto de control más adecuado. Sus marcas deben encontrarse en. /valid/labels/. El nombre del directorio podría ser "valid"; lo importante es que el camino sea adecuado.
- test define la carpeta de prueba final se denomina test, destinada para la evaluación objetiva del modelo después del entrenamiento; sus etiquetas deben encontrarse en. /test/labels/. Este subgrupo no se emplea para capacitar ni para modificar.

```
train: ../train/images
val: ../valid/images
test: ../test/images
```

Figura 7. Rutas de partición del conjunto de datos

La Figura 8 detalla la disposición de clases que YOLOv8 empleará durante la formación, validación y evaluación.

- nc indica el total de clases que conforman el problema. Debe ser precisamente la longitud de la lista de names.
- names organiza, de manera secuencial, los nombres de las clases. Ese orden establece las identificaciones que se encuentran en los archivos de etiquetas (.txt):

0 = Helmet, 1 = Boots, 2 = Person, 3 = Vest.

La relación entre estos identificadores y las anotaciones debe ser rigurosa; de lo contrario, el modelo adquirirá etiquetas incorrectas. Además, es esencial que los nombres se mantengan uniformes (mismo idioma, mayúsculas y singular/plural) a lo largo de todo el proyecto.

```
nc: 4
names: ['Helmet', 'Vest', 'Gloves', 'Boots']
```

Figura 8. Definición de clases del conjunto de datos

La Figura 9 documenta el bloque roboflow, que no participa en la lógica del modelo, pero documenta la procedencia y la rastreabilidad del dataset exportado desde Roboflow. Este bloque simplifica la repetición de los resultados y la adecuada referencia al conjunto de datos utilizado.

- workspace identifica el espacio de trabajo dentro de Roboflow se refiere al lugar donde se ubica el proyecto del dataset.
- projec indica el nombre exclusivo del proyecto que reúne versiones del mismo conjunto de información.
- version indica la versión precisa del dataset empleado; es esencial para duplicar el experimento utilizando los mismos datos.
- license indica la licencia de utilización del dataset (en este escenario, CC BY 4.0), que necesita atribuirse a la fuente en el texto.
- url ofrece el acceso público al dataset en Roboflow Universe, facilitando su comprobación y descarga por parte de terceros.

Este bloque se incluye a efectos de documentación; YOLOv8 usará principalmente las rutas de train/val/test y la definición de clases (nc, names) para el entrenamiento o la evaluación. Sin embargo, conservar estos metadatos es un buen método para garantizar transparencia.

```
roboflow:
  workspace: ppe-detection-9yxff
  project: ppe-detection-yj4rr
  version: 1
  license: CC BY 4.0
  url: https://universe.roboflow.com/ppe-detection-9yxff/ppe-detection-yj4rr/dataset/1
```

Figura 9. Metadatos del conjunto de datos

5.2.3. Resultados con comparativos de los modelos entrenados para la detección de EPP

La biblioteca Ultralytics YOLOv8 en Python se utilizó para entrenar el modelo de detección de EPP. El código posibilita la configuración de los hiperparámetros principales que tienen un impacto directo en los resultados logrados en las diferentes fases de entrenamiento que se presentan más adelante, se utilizó el enfoque de transfer learning para cargar el modelo base preentrenado YOLOv8n. Esto posibilita el ajuste de los pesos entrenados anteriormente para detectar específicamente chalecos y cascos.

En el código se especifican los parámetros que sufrieron cambios en las diferentes pruebas experimentales:

- **Épocas (epochs):** número de veces que el modelo recorre el dataset completo.
- **Batch (batch size):** cantidad de imágenes procesadas por iteración.
- **Tamaño de imagen (imgsz):** resolución a la que se redimensionan las imágenes antes del entrenamiento.

Los resultados de los modelos en términos de precisión, estabilidad y capacidad de detección se muestran en las tablas comparativas de entrenamientos, gracias a la variación controlada de estos parámetros, el código utilizado se presenta en la Figura 10:

```
enrenamiento.py > ...
1  from ultralytics import YOLO
2
3  # Cargar un modelo preentrenado (base YOLOv8n, el más ligero)
4  model = YOLO("yolov8n.pt")
5
6  # Entrenar con tu dataset
7  results = model.train(
8      data="C:/Users/User/OneDrive/Documentos/python/data.yaml", # 📁 coloca aquí la ruta al YAML
9      epochs=50,          # número de épocas (ajústalo según GPU/CPU)
10     imgsz=512,         # tamaño de imágenes
11     batch=8           # puedes bajar si tu PC no tiene mucha RAM/GPU
12 )
```

Figura 10. Código de entrenamiento del modelo YOLOv8

El primer entrenamiento se llevó a cabo con una configuración de 25 épocas, un tamaño de batch de 16 y una resolución de 416 píxeles. Con el propósito de analizar cómo se comporta el modelo al principio con una carga computacional moderada, estos parámetros fueron establecidos en el código al cambiar los valores de epochs, batch e imgsz.

La modificación de estos hiperparámetros hizo posible conseguir los resultados que se exponen en la Tabla 13, en los cuales se pueden apreciar las cifras de precisión (P), recall (R) y mAP.

Tabla 13. Entrenamiento 1 (25 épocas, batch 16, 416 px)

| Clase | Imágenes | Instancias | Box(P) | R | mAP50 | mAP50-95 |
|--------|----------|------------|--------|-------|-------|--------------|
| all | 226 | 994 | 0.958 | 0.949 | 0.975 | 0.786 |
| Helmet | 175 | 199 | 0.984 | 0.947 | 0.977 | 0.732 |
| Boots | 174 | 348 | 0.955 | 0.934 | 0.974 | 0.720 |
| Person | 176 | 185 | 0.953 | 0.977 | 0.976 | 0.892 |
| Vest | 214 | 262 | 0.940 | 0.939 | 0.973 | 0.802 |

Se cambio en el código los parámetros epochs, batch e imgsz, estableciendo 25 épocas, un tamaño de batch de 8 y una resolución de 512 px en el segundo entrenamiento. Esta configuración posibilitó analizar cómo se comportaba el modelo con una resolución de imagen más alta, logrando los resultados que se muestran en la Tabla 14: valores de precisión, recall y mAP obtenidos en esta ejecución.

Tabla 14. Entrenamiento 2 (25 épocas, batch 8, 512 px)

| Clase | Imágenes | Instancias | Box(P) | R | mAP50 | mAP50-95 |
|--------|----------|------------|--------|-------|-------|--------------|
| all | 226 | 994 | 0.951 | 0.950 | 0.977 | 0.790 |
| Helmet | 175 | 199 | 0.985 | 0.961 | 0.981 | 0.727 |
| Boots | 174 | 348 | 0.963 | 0.910 | 0.973 | 0.726 |
| Person | 176 | 185 | 0.936 | 0.989 | 0.971 | 0.895 |
| Vest | 214 | 262 | 0.920 | 0.939 | 0.981 | 0.809 |

Se definieron 25 épocas, batch de 4 y resolución de 640 px en el código, fijando estos valores en los parámetros imgsz, epochs y batch durante la tercera sesión de entrenamiento. Esta configuración posibilitó operar con una resolución de imagen más alta y un batch más pequeño, logrando los resultados mostrados en la Tabla 15, que representan los niveles de precisión, recall y mAP obtenidos en esta ejecución.

Tabla 15. Entrenamiento 3 (25 épocas, batch 4, 640 px)

| Clase | Imágenes | Instancias | Box(P) | R | mAP50 | mAP50-95 |
|--------|----------|------------|--------|-------|-------|----------|
| all | 226 | 994 | 0.943 | 0.954 | 0.977 | 0.786 |
| Helmet | 175 | 199 | 0.974 | 0.948 | 0.971 | 0.726 |
| Boots | 174 | 348 | 0.956 | 0.929 | 0.979 | 0.717 |
| Person | 176 | 185 | 0.927 | 0.984 | 0.982 | 0.911 |
| Vest | 214 | 262 | 0.916 | 0.955 | 0.976 | 0.792 |

Para el cuarto entrenamiento, se establecieron 50 épocas y un tamaño de batch de 8, así como una resolución de 512 px. Estos valores se modificaron en los parámetros del código: epochs, batch e imgsz. La ampliación de la cantidad de épocas permitió un tiempo más extenso para el aprendizaje del modelo, lo que llevó a los resultados expuestos en la Tabla 16, en la cual se incluyen los valores de precisión, recall y mAP alcanzados durante esta ejecución.

Tabla 16. Entrenamiento 4 (50 épocas, batch 8, 512 px)

| Clase | Imágenes | Instancias | Box(P) | R | mAP50 | mAP50-95 |
|--------|----------|------------|--------|-------|-------|--------------|
| all | 226 | 994 | 0.952 | 0.960 | 0.980 | 0.806 |
| Helmet | 175 | 199 | 0.990 | 0.963 | 0.981 | 0.749 |
| Boots | 174 | 348 | 0.939 | 0.945 | 0.976 | 0.743 |
| Person | 176 | 185 | 0.953 | 0.982 | 0.984 | 0.911 |
| Vest | 214 | 262 | 0.927 | 0.950 | 0.980 | 0.822 |

Se establecieron 50 épocas, un batch de 16 y una resolución de 416 px en el quinto entrenamiento, definiendo estos valores dentro del código en los parámetros imgsz, epochs y batch. Los resultados que se muestran en la Tabla 17, que incluyen los valores de precisión, recall y mAP obtenidos en esta ejecución, fueron producidos por esta configuración.

Tabla 17. Entrenamiento 5 (50 épocas, batch 16, 416 px)

| Clase | Imágenes | Instancias | Box(P) | R | mAP50 | mAP50-95 |
|--------|----------|------------|--------|-------|-------|--------------|
| all | 226 | 994 | 0.954 | 0.969 | 0.981 | 0.814 |
| Helmet | 175 | 199 | 0.975 | 0.962 | 0.982 | 0.764 |
| Boots | 174 | 348 | 0.965 | 0.966 | 0.981 | 0.746 |
| Person | 176 | 185 | 0.944 | 0.989 | 0.983 | 0.916 |
| Vest | 214 | 262 | 0.934 | 0.958 | 0.978 | 0.830 |

En el sexto entrenamiento se establecieron 35 épocas, un tamaño de batch de 4 y una resolución de 640 píxeles.

Estos parámetros fueron definidos en el código utilizando las variables imgsz, epochs y batch. En la Tabla 18 se pueden ver los valores de recall, precisión y mAP que se lograron con esta configuración.

Tabla 18. Entrenamiento 6 (35 épocas, batch 4, 640 px)

| Clase | Imágenes | Instancias | Box(P) | R | mAP50 | mAP50-95 |
|--------|----------|------------|--------|-------|-------|--------------|
| all | 226 | 994 | 0.955 | 0.959 | 0.980 | 0.801 |
| Helmet | 175 | 199 | 0.989 | 0.942 | 0.975 | 0.742 |
| Boots | 174 | 348 | 0.955 | 0.945 | 0.976 | 0.726 |
| Person | 176 | 185 | 0.929 | 0.996 | 0.984 | 0.915 |
| Vest | 214 | 262 | 0.947 | 0.950 | 0.984 | 0.821 |

Se definieron 50 épocas, un tamaño de batch de 8 y una resolución de 640 px en el séptimo entrenamiento, lo que se estableció dentro del código con los parámetros `imgsz`, `epochs` y `batch`. Los valores de precisión, recall y mAP que se obtuvieron con esta configuración se muestran en la Tabla 19.

Tabla 19. Entrenamiento 7 (50 épocas, batch 8, 640 px)

| Clase | Imágenes | Instancias | Box(P) | R | mAP50 | mAP50-95 |
|--------|----------|------------|--------|-------|-------|--------------|
| all | 226 | 994 | 0.957 | 0.971 | 0.982 | 0.814 |
| Helmet | 175 | 199 | 0.984 | 0.970 | 0.985 | 0.765 |
| Boots | 174 | 348 | 0.951 | 0.954 | 0.979 | 0.749 |
| Person | 176 | 185 | 0.958 | 0.995 | 0.985 | 0.920 |
| Vest | 214 | 262 | 0.934 | 0.965 | 0.980 | 0.823 |

En la octava sesión de entrenamiento, se establecieron los parámetros `epochs`, `batch` e `imgsz` en el código con los valores de 1 época, un tamaño de lote de 4 y una resolución de 480 píxeles. La Tabla 20 muestra los resultados logrados en esta ejecución. En ella se reflejan los valores de precisión, recall y mAP que fueron alcanzados.

Tabla 20. Entrenamiento 8 (1 época, batch 4, 480 px)

| Clase | Imágenes | Instancias | Box(P) | R | mAP50 | mAP50-95 |
|--------|----------|------------|--------|-------|-------|--------------|
| all | 226 | 994 | 0.839 | 0.814 | 0.880 | 0.605 |
| Helmet | 175 | 199 | 0.883 | 0.804 | 0.859 | 0.559 |
| Boots | 174 | 348 | 0.914 | 0.802 | 0.885 | 0.606 |
| Person | 176 | 185 | 0.668 | 0.957 | 0.913 | 0.687 |
| Vest | 214 | 262 | 0.892 | 0.695 | 0.864 | 0.570 |

Este último modelo, que solo fue entrenado durante un periodo de tiempo, obtuvo un mAP50 de 0.880 y un mAP50-95 de 0.605; estas cifras son significativamente inferiores. Esto demuestra que un entrenamiento inadecuado hace que el modelo no sea capaz de aprender debidamente los patrones del conjunto de datos. Su papel en este proyecto consistía, sobre todo, en servir de referencia para evidenciar la distinción entre un modelo que no fue entrenado lo suficiente y aquellos que se ajustaron apropiadamente.

Estos parámetros afectan directamente la exactitud y la habilidad del modelo para generalizar, pues establecen el tiempo que toma aprender, la estabilidad de la actualización de los pesos y el grado de detalle empleado en el procesamiento de las imágenes. La Tabla 21 muestra los resultados logrados en cada configuración, que se expresan con las métricas mAP50 y mAP50-

95. Estas últimas posibilitan calcular la precisión del modelo al detectar chalecos de seguridad y cascos.

Tabla 21. Comparación de los 8 entrenamientos del modelo YOLOv8

| Entrenamiento | Épocas | Batch Size | Resolución (px) | mAP50 | mAP50-95 |
|---------------|-----------|------------|-----------------|--------------|--------------|
| 1 | 25 | 16 | 416 | 0.958 | 0.786 |
| 2 | 25 | 8 | 512 | 0.951 | 0.789 |
| 3 | 25 | 4 | 640 | 0.954 | 0.787 |
| 4 | 50 | 8 | 512 | 0.968 | 0.805 |
| 5 | 50 | 16 | 416 | 0.982 | 0.812 |
| 6 | 35 | 4 | 640 | 0.980 | 0.801 |
| 7 | 50 | 8 | 640 | 0.983 | 0.814 |
| 8 | 1 | 4 | 480 | 0.880 | 0.605 |

Los modelos que alcanzaron las puntuaciones más altas fueron entrenados con el mayor número de épocas y resoluciones intermedias o elevadas. Concretamente, el Entrenamiento 7 (50 épocas, tamaño de lote 8, resolución de 640 px) alcanzó un mAP50 de 0.983 y un mAP50-95 de 0.814; es decir, fue el que obtuvo los resultados más altos entre todas las investigaciones realizadas. Estos valores reflejan una adecuada generalización y una buena capacidad de detección en diferentes condiciones de prueba. El modelo 7 alcanzó el balance más idóneo entre robustez y precisión, lo cual lo hizo la configuración perfecta para implementar el sistema de detección de cascos y chalecos de seguridad en tiempo real, a pesar de que otras configuraciones como las 5 y 6 también presentaron cifras elevadas.

La métrica mAP50 (mean Average Precision con IoU=0.5) muestra, en el plano interpretativo, qué tan preciso es el modelo al reconocer adecuadamente los objetos cuando hay un 50 % de superposición entre la predicción y la realidad. Valores cercanos a 1, como los que se obtuvieron en esta investigación (0.95-0.98), reflejan un rendimiento muy fiable. En cuanto a la métrica mAP50-95, que promedia varios niveles de IoU entre 0.5 y 0.95, es más rigurosa porque examina la solidez del modelo frente a diversos grados de superposición. Los resultados obtenidos (0.78–0.81 en la mayoría de las capacitaciones) demuestran que el modelo tiene una detección robusta y aceptable en aplicaciones industriales, dado que se considera que los valores por encima de 0.75 son apropiados para sistemas de visión artificial utilizados en la seguridad laboral, según lo indicado en la literatura [62]. Por otro lado, el Entrenamiento 8 tuvo resultados inferiores (mAP50=0.880 y mAP50-95=0.605) a causa de la cantidad insuficiente de épocas, lo que demuestra que un entrenamiento limitado no permite que el modelo sea capaz de aprender correctamente los patrones visuales.

En síntesis, las métricas logradas no solamente confirman la efectividad del modelo YOLOv8 para detectar EPP, sino que además apoyan la elección de configuraciones con un número más elevado de épocas y resoluciones intermedias-altas como las más apropiadas para asegurar precisión, confiabilidad y aplicabilidad en contextos de seguridad industrial [63].

5.2.4. Justificación de los entrenamientos

Con el fin de asegurar resultados coherentes y minimizar la influencia de factores aleatorios como la inicialización de pesos, el ordenamiento de lotes o las condiciones del entorno de cálculo en proyectos de aprendizaje automático, se aconseja ejecutar varias veces los procesos de entrenamiento. Investigaciones recientes han evidenciado que, incluso con entrenamientos iguales, es posible obtener resultados muy distintos, lo cual compromete la reproducibilidad de los hallazgos si solamente se lleva a cabo una única ejecución experimental. Esta variabilidad reafirma la importancia de realizar varias corridas y examinar el promedio o rango de resultados para lograr conclusiones fiables [64].

Se justifica el uso de 8 entrenamientos ya que es un número intermedio que posibilita balancear la necesidad de conseguir resultados estadísticamente válidos con el costo computacional. Según investigaciones metodológicas en aprendizaje profundo, un número moderado de repeticiones (de 5 a 10) es suficiente para reconocer la convergencia de las métricas sin que haya un gasto excesivo de recursos de hardware o tiempo computacional. Este hecho es particularmente importante en proyectos académicos con recursos limitados [65].

Además, la literatura destaca que el propósito de hacer múltiples corridas de entrenamiento es garantizar la robustez y la habilidad del modelo para generalizarse en situaciones reales. A partir de un determinado momento, el incremento de sesiones de entrenamiento más allá del nivel requerido no genera avances significativos, debido a que las métricas tienden a estabilizarse y las variaciones se vuelven marginales. En este contexto, estipular ocho entrenamientos posibilitó asegurar un margen de comparación adecuado sin redundar, lo que garantiza un proceso metodológico firme y respaldado en buenas prácticas de investigación en visión por computadora [30].

Para finalizar, la cantidad de entrenamientos que se llevan a cabo se basa en la necesidad de alcanzar un equilibrio entre el costo computacional, la validez estadística y la calidad de los resultados, cumpliendo con las sugerencias encontradas en la literatura científica sobre aprendizaje profundo. Por lo tanto, la elección de usar ocho entrenamientos garantiza que el modelo escogido para detectar cascos y chalecos no sea casual, sino el resultado de un

procedimiento sistemático y replicable que cuenta con el respaldo de la teoría y la práctica investigativa.

5.2.5. Configuración del entorno de desarrollo y estructura del código

En este apartado, se muestra cómo fue establecida la configuración inicial del ambiente de programación que se empleó para crear el sistema automatizado de detección de equipos de protección personal (EPP). El bloque principal del archivo `app_control_epp_tk.py`, que se presenta a continuación, define las bibliotecas usadas para el manejo de datos, la interfaz gráfica y la visión artificial. Esta estructura conforma la base operativa del sistema, posibilitando que el modelo de detección YOLOv8, la cámara de captura en tiempo real y los módulos de registro y visualización de resultados se integren.

El bloque inicial de la aplicación principal `app_control_epp_tk.py`, que se refiere al sistema de detección automatizada de equipos de protección personal (EPP), se muestra en la Figura 11. Este apartado representa la estructura fundamental de la aplicación, en el que se incorporan las bibliotecas requeridas para implementar el modelo de detección, gestionar datos e interactuar con la interfaz gráfica. Las líneas iniciales del código señalan el propósito del script, que consiste en fusionar visión artificial a través del modelo YOLOv8, conectarse con una cámara remota por medio de DroidCam, crear alertas sonoras y registrar automáticamente los resultados en archivos de tipo Excel y CSV.

A continuación, se importan las bibliotecas que hacen posible el funcionamiento completo del sistema:

- NumPy (`np`) y OpenCV (`cv2`): utilizadas para detectar imágenes en tiempo real y procesarlas.
- Requests y Pandas (`pd`): se usan para enlazar con la cámara IP y para organizar los datos.
- Ultralytics.YOLO: módulo que permite cargar el modelo entrenado para detectar chalecos y cascos.
- Tkinter y PIL: encargados de la representación gráfica de los elementos en el interfaz del usuario (GUI) y de la exhibición de imágenes dentro del entorno.
- Módulos estándar de Python como `os`, `sys`, `csv`, `time`, `threading` y `datetime`, que se utilizan para controlar el tiempo, gestionar el sistema y realizar tareas simultáneamente.

En general, esta primera parte otorga la estructura técnica esencial del sistema de detección de EPP, asegurando que la interfaz de control visual, el procesamiento de datos y la visión artificial se integren.

```
app_control_epp_tk.py > ...
1 # app_control_epp_tk.py
2 # Control EPP con YOLO + DroidCam + Beep + CSV + Excel robusto (openpyxl / xlswriter)
3 # Incluye color de casco -> rol, horas inicio/fin y duración
4
5 import os, sys, csv, time, threading, glob, re
6 from datetime import datetime
7
8 import cv2
9 import numpy as np
10 import requests
11 import pandas as pd
12 from ultralytics import YOLO
13
14 import tkinter as tk
15 from tkinter import ttk, messagebox
16 from PIL import Image, ImageTk
```

Figura 11. Configuración inicial e importación de librerías del sistema de detección de EPP

5.3. OBJETIVO 3:

Implementar un prototipo de detección en un entorno real, validando su funcionamiento mediante pruebas controladas.

5.3.1. Diagrama de proceso de verificación manual de EPP

El diagrama de verificación manual de EPP corresponde a la Constructora Marianita muestra el flujo normal que se realiza en los trabajos de construcción para supervisar el cumplimiento de los empleados. Dos actores principales participan en este proceso: el operario y el supervisor o guardia de seguridad. El proceso comienza cuando el empleado llega al punto de control y se le pide que se identifique utilizando su cédula o su registro de nombre. Después, el supervisor permite la entrada solo después de hacer una revisión visual del chaleco y casco.

Si no se cumple con lo requerido, se instruye al empleado para que use el EPP necesario, se documenta la observación y se le pide que firme en la planilla física. Por último, se permite la entrada cuando el operario cumpla las condiciones requeridas. Este procedimiento, a pesar de ser eficaz, requiere un tiempo significativo por cada individuo y depende completamente de la supervisión para evitar errores o demoras en la validación.

Dado que las dos compañías utilizan el mismo método de verificación manual de EPP y mantienen una estructura operativa parecida en lo que respecta a la supervisión del personal y al control de ingreso, no se creó un gráfico adicional para la Constructora Altivo.

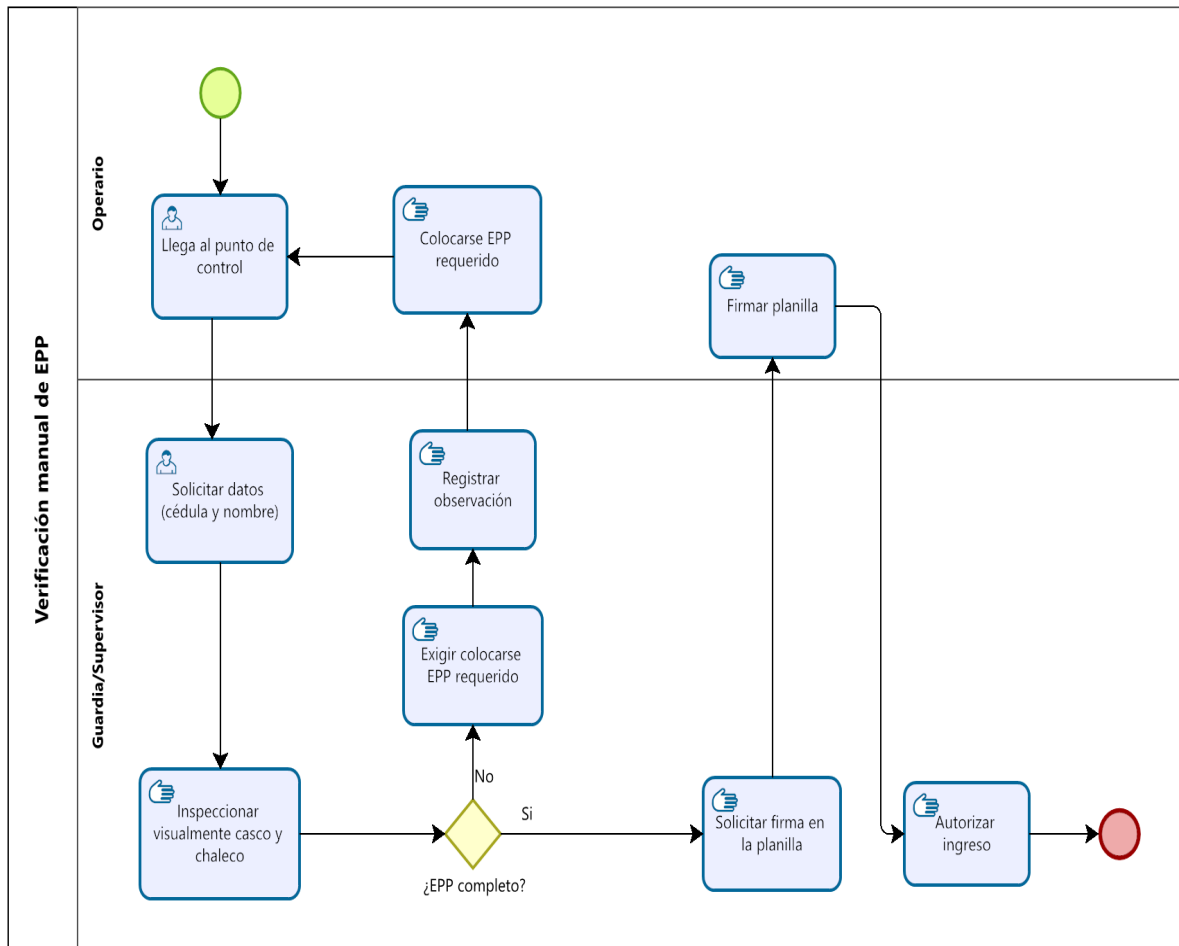


Figura 12. Diagrama del proceso de verificación manual de EPP

5.3.2. Diagrama de proceso de verificación automática de EPP

El funcionamiento del sistema implementado en la Constructora Marianita mediante visión artificial y el modelo YOLOv8, que fue diseñado para identificar chalecos y cascos en tiempo real, se representa mediante un diagrama del proceso de verificación automática de EPP.

En este proceso, el trabajador llega al punto de control e introduce su número de cédula o nombre para comenzar el registro. Posteriormente, el sistema pone en marcha la cámara por medio de la aplicación DroidCam, que toma la imagen del empleado y la envía al modelo de detección. YOLO examina la imagen y establece si hay un chaleco y un casco presentes. Si el

EPP está completo, el sistema registra automáticamente que se ha cumplido, almacena la evidencia y produce un registro en archivos de Excel y CSV.

En caso de incumplimiento, el sistema muestra una alerta visual en color rojo con el mensaje “Falta EPP”, guarda la evidencia correspondiente y reinicia la captura para el siguiente trabajador. Este procedimiento reduce significativamente los tiempos de verificación, elimina la dependencia de supervisión directa y proporciona un registro digital con evidencias visuales, fortaleciendo la trazabilidad y objetividad del control.

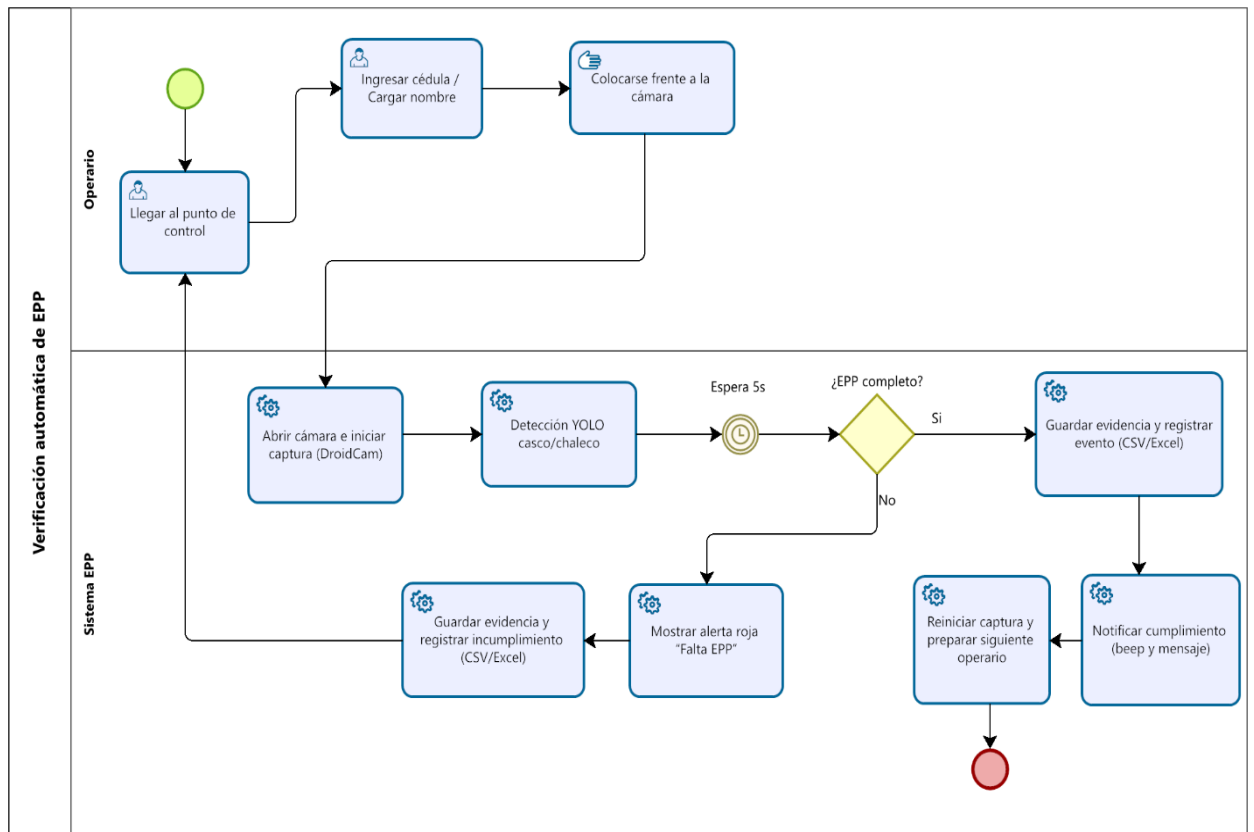


Figura 13. Diagrama del proceso de verificación automática de EPP

Ambos diagramas evidencian la evolución del control del uso de EPP desde un método dependiente de la observación humana hacia un sistema automatizado basado en inteligencia artificial. Esta transición permite optimizar los tiempos de inspección, reducir errores humanos y asegurar una gestión más eficiente y verificable mediante registros automáticos y evidencias gráficas.

Dado que la arquitectura del sistema automático, los componentes tecnológicos y el orden de operaciones se utilizaron en ambos casos de estudio bajo las mismas condiciones de implementación, no se creó un diagrama separado para la Constructora Altivo.

5.3.3. Desarrollo del dashboard web de monitoreo de EPP

El dashboard web se creó en Python, empleando el microframework Flask como entorno de backend para manejar, procesar y mostrar los registros que son producidos por el sistema automático de detección de Equipos de Protección Personal (EPP). La arquitectura utilizada posibilita la lectura en tiempo real de archivos CSV guardados localmente, su procesamiento a través de la biblioteca Pandas y la creación de indicadores clave de rendimiento (KPI) vinculados al cumplimiento del uso de chaleco y casco.

La ruta /dashboard es el foco de la lógica del sistema, en la que se valida el formato de entrada y se cargan los eventos pertinentes al día escogido. En ella se reciben los parámetros de consulta (cámara, rol y fecha). Luego, se aplican filtros según el perfil del usuario autenticado, limitando la visualización cuando es necesario. Se calculan las métricas de cumplimiento y se construyen las estructuras requeridas para crear tablas dinámicas y gráficos en la interfaz web, a partir del conjunto de datos procesados.

El fragmento de código que se relaciona con la implementación de la ruta principal del panel de control, en el cual se cargan los eventos, se aplican los filtros y se preparan los datos que aparecerán en la vista web, está representado en la Figura 14.

Además, el sistema incorpora mecanismos de control de roles y autenticación a través de Flask-Login, asegurando que la información mostrada en el dashboard cumpla con los estándares de seguridad y segmentación del acceso. Esta estructura posibilita que la plataforma opere como un instrumento de monitoreo en tiempo real, con trazabilidad digital de cada suceso anotado.

```

@app.route("/dashboard")
@login_required
def dashboard():
    date_str = request.args.get("date")
    cam_filter = request.args.get("cam_id","").strip()
    rol_filter = request.args.get("rol","").strip()

    try:
        | day = datetime.strptime(date_str, "%Y-%m-%d") if date_str else datetime.now()
    except ValueError:
        | day = datetime.now()

    df = load_daily_events(CSV_FOLDER, day)

    if current_user.role != "admin" and current_user.cedula:
        | df = df[df.get("cedula","").astype(str) == str(current_user.cedula)]
    if cam_filter and "cam_id" in df.columns:
        | df = df[df["cam_id"].astype(str) == cam_filter]
    if rol_filter and "rol" in df.columns:
        | df = df[df["rol"].astype(str) == rol_filter]

    cam_values = sorted(df["cam_id"].dropna().astype(str).unique()) if "cam_id" in df.columns else []
    rol_values = sorted(df["rol"].dropna().astype(str).unique()) if "rol" in df.columns else []

    metrics = kpis_for(df)

    preview_cols = [c for c in [
        | "_ts", "start_time", "end_time", "duracion",
        | "cedula", "nombre", "rol", "color_casco",
        | "casco", "chaleco", "cam_id", "evidencia_rel", "__source_file"
    ] if (not df.empty and c in df.columns) or c in ["_ts", "evidencia_rel", "__source_file", "duracion"]]

```

Figura 14. Ruta principal del dashboard en Flask.

5.3.4. Caso de estudio 1 Validación de EPP en la constructora Marianita

La primera evaluación de campo se llevó a cabo en el Proyecto Marianita, una obra residencial. En este caso, la condición mínima para garantizar la seguridad es que los trabajadores usen casco y chaleco. El proceso se llevó a cabo de la siguiente manera: el operador inserta su cédula (validación en CSV), pone en marcha la cámara y el detector YOLOv8 (modelo que ha sido entrenado con un conjunto de datos público de EPP) verifica, al mismo tiempo y en tiempo real, que haya una persona, un chaleco y un casco presentes con un umbral de confianza igual o mayor a 0.50 y NMS 0.50. Cada validación ocupó 10 segundos para ubicar al operario que le seguía en las pasadas. Las pruebas se llevaron a cabo durante tres días seguidos para garantizar la estabilidad del sistema bajo las condiciones reales de trabajo [9].

La Tabla 22 muestra los resultados totales que fue de 4/5 aciertos (80 %), con un 20 % de error asociado a falsos negativos, debido a prendas adicionales en la cabeza que alteran la detección del casco. Para minimizar el 20 % de error detectado, se sugiere aumentar la cantidad de datos para el entrenamiento con ejemplos de empleados que lleven gorras u otras prendas bajo el casco, emplear métodos de aumento de datos (como rotaciones, cambios en la iluminación y superposición de accesorios), y modificar los parámetros del umbral de confianza y del NMS con el fin de disminuir falsos negativos sin incrementar falsos positivos. Además, es posible implementar una verificación adicional en la etapa posprocesamiento que confronte la

detección del casco con su localización en la cabeza del trabajador, lo cual haría más sólido al sistema en situaciones reales.

Tabla 22. Resultados del Caso de Estudio 1 – Proyecto Marianita.

| Prueba | Decisión | Observación |
|---------------|-----------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 1 | Aprobado | Casco y chaleco visibles. |
| 2 | Aprobado | Casco y chaleco visibles. |
| 3 | Aprobado | Casco y chaleco visibles. |
| 4 | Rechazado | El operario llevaba una gorra debajo del casco; esto ocultó/alteró la silueta del casco y el modelo no lo confirmó. |
| 5 | Aprobado | Casco y chaleco visibles. |

Los datos expuestos en la Tabla 23 evidencian el tiempo que se necesita para llevar a cabo la revisión manual del uso de los equipos de protección personal en el primer estudio. Se constata que el procedimiento de inspección para cinco empleados duró 139 segundos en total, lo que equivale a un promedio de 27,8 segundos por trabajador.

Este periodo de tiempo equivale a la dedicación vinculada con la supervisión tradicional, que está sujeta a la observación directa del inspector y puede experimentar retrasos debido a factores humanos, como el cansancio o la falta de atención. Los datos adquiridos se utilizan como referencia inicial para comparar la eficacia del sistema automatizado creado en este estudio.

Tabla 23. Revisión de EPP manual (caso 1)

| Trabajador | Hora inicio | Hora final | Tiempo total (segundos) |
|-------------------|--------------------|-------------------|--------------------------------|
| 1 | 08:00:00 | 08:00:25 | 25 |
| 2 | 08:00:55 | 08:01:30 | 35 |
| 3 | 08:02:00 | 08:02:25 | 25 |
| 4 | 08:02:55 | 08:03:24 | 29 |
| 5 | 08:04:00 | 08:04:25 | 25 |
| | | Total, segundos | 139 |
| | | Promedio | 27.8 |

Los tiempos de verificación recogidos a través del sistema automatizado de detección de EPP, que se fundamenta en visión artificial, se muestran en la Tabla 24. Los hallazgos evidencian una disminución notable en la duración total de la inspección, que llega a 84,53 segundos para los cinco mismos trabajadores, con una media de 16,91 segundos por cada uno, este valor es desde que el operario introduce su cedula hasta el final de la detección. Esta reducción significa una mejora de cerca del 39 % en relación al método manual, lo que demuestra la efectividad del modelo YOLOv8 y de la interfaz desarrollada en Python (Tkinter). La automatización del

proceso no solo mejora la vigilancia, sino que también asegura una mayor exactitud y continuidad en el control de seguridad industrial en el lugar de trabajo.

Tabla 24. Revisión de EPP automático (caso 1)

| Trabajador | Hora inicio | Hora fin | Duración (s) |
|------------|-------------|-----------------|--------------|
| 1 | 08:00:00.00 | 08:00:16.46 | 16.46 |
| 2 | 08:00:26.46 | 08:00:41.78 | 15.32 |
| 3 | 08:00:50.78 | 08:01:08.34 | 17.56 |
| 4 | 08:01:18.34 | 08:01:35.48 | 17.14 |
| 5 | 08:01:44.48 | 08:02:02.53 | 18.05 |
| | | Total, segundos | 84.53 |
| | | Promedio | 16.91 |

El sistema produce un panel de indicadores clave de desempeño (KPIs) para visualizar los resultados que se han conseguido en la validación automática del Caso 1. En este panel se hace un resumen de los sucesos registrados, la cantidad de detecciones acertadas, los casos no detectados y el índice de cumplimiento del uso de EPP.

Los indicadores producidos de manera automática por el sistema durante la prueba del Proyecto Marianita están expuestos en la Figura 15.



Figura 15. Indicadores de rendimiento del sistema (Caso 1).

El sistema muestra, además de las cifras numéricas, una representación gráfica del grado de cumplimiento del uso de EPP a través de un diagrama circular, el cual favorece la interpretación instantánea de los resultados logrados.

La distribución porcentual de los trabajadores detectados y no detectados durante el Caso 1 se presenta en la Figura 16.

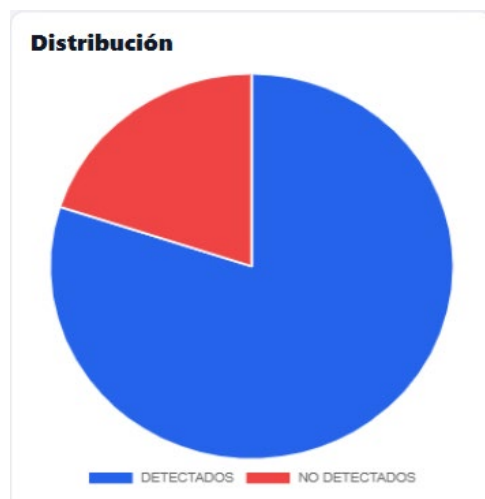


Figura 16. Distribución porcentual de cumplimiento del uso de EPP (Caso 1).

Además, el sistema produce un registro detallado y automático de cada verificación hecha, que guarda datos como la fecha, la hora de comienzo, la hora de finalización, el tiempo que duró el evento y el estado de cumplimiento. Esta funcionalidad posibilita asegurar que el proceso de control tenga soporte digital y trazabilidad.

La validación del Caso 1 produce un registro automático que el sistema genera, y este se muestra en la Figura 17.

| Eventos (vista rápida) | | | | | | |
|-------------------------------|------------|------------------------------|-----------|-------------|-------|---------|
| duracion | cedula | nombre | rol | color_casco | casco | chaleco |
| 5.48 | 502256753 | Angel Hermenegildo Cord... | Ingeniero | white | True | True |
| 5.5 | 1850668169 | Richard Paul Medina Salaz... | Albañil | orange | True | True |
| 5.49 | 1804522991 | Nestor Emilio Maisanche ... | Albañil | orange | True | True |
| 5.23 | 502197189 | Holguer Reimundo Cordo... | nan | desconocido | False | True |
| 5.54 | 1805304662 | Francisco Alejandro Espin... | Oficial | blue | True | True |

Figura 17. Registro automático de eventos del sistema (Caso 1).

Además, el sistema posibilita la exportación de los registros a formato Excel (.CSV), lo que simplifica su análisis y almacenamiento posterior. El resumen del archivo exportado para los cinco trabajadores analizados en el Caso 1 se muestra en la Figura 18.

| | A | B | C | D | E | F | G | H | I | J |
|---|---------------------|---------------------|---------------------|------------|------------|-----------------------------------|-----------|-----------|--------------|-----------|
| 1 | timestamp | start_time | end_time | duration_s | cedula | name | helmet | vest | helmet_color | role |
| 2 | 2025-09-19 07:56:10 | 2025-09-19 07:56:04 | 2025-09-19 07:56:10 | 5,48 | 502256753 | Angel Hermenegildo Cordones Esla | VERDADERO | VERDADERO | white | Ingeniero |
| 3 | 2025-09-19 07:57:10 | 2025-09-19 07:57:05 | 2025-09-19 07:57:10 | 5,5 | 1850668169 | Richard Paul Medina Salazar | VERDADERO | VERDADERO | orange | Albañil |
| 4 | 2025-09-19 07:57:36 | 2025-09-19 07:57:31 | 2025-09-19 07:57:36 | 5,49 | 1804522991 | Nestor Emilio Maisanche Masabanda | VERDADERO | VERDADERO | orange | Albañil |
| 5 | 2025-09-19 07:58:24 | 2025-09-19 07:58:19 | 2025-09-19 07:58:24 | 5,23 | 502197189 | Holguer Reimundo Cordones Mejia | FALSO | VERDADERO | desconocido | |
| 6 | 2025-09-19 07:59:10 | 2025-09-19 07:59:19 | 2025-09-19 07:59:24 | 5,54 | 1805304662 | Francisco Alejandro Espinosa Vaca | VERDADERO | VERDADERO | blue | Oficial |

Figura 18. Registro exportado automáticamente en formato Excel (Caso 1).

Se estableció el porcentaje de disminución del tiempo en comparación con el procedimiento manual para medir la mejora lograda mediante la puesta en marcha del sistema automatizado para detectar EPP. Los datos utilizados para este cálculo se extraen de los resultados experimentales que se muestran en las Tabla 23 y Tabla 24, pertenecientes al primer caso analizado.

El promedio del tiempo de verificación manual fue 27,8 segundos y el del sistema automático fue 16,91 segundos. La Ecuación (1) se utilizó, con base en estos valores, para estimar el porcentaje de disminución del tiempo en función de la diferencia entre los dos métodos:

Formula:

$$Reducción (\%) = \frac{TM - TA}{TM} \times 100 \quad (1)$$

Sustituyendo valores

- Tiempo manual (TM) promedio=27.8 s
- Tiempo automático (TA) promedio=16.91 s

$$Reducción = \frac{27.8 - 16.91}{27.8} \times 100$$

$$Reducción = \frac{10.89}{27.8} \times 100$$

$$Reducción = 39.2\%$$

El análisis de los tiempos de revisión del EPP muestra que el promedio del método automático es 16.91 s, en comparación con 27.8 s para el manual. Según la fórmula de reducción porcentual, el sistema automático reduce el tiempo en un 39,2 % comparado con el manual. Esta disminución refleja un notable avance en la eficiencia de las operaciones, ya que se reduce el esfuerzo de supervisión y se acelera la regulación del uso de EPP. La productividad aumenta con la automatización, ya que esta disminuye los errores y los tiempos en procesos repetitivos,

de acuerdo con [63]. De forma parecida, [62] subrayan que los sistemas de visión artificial mejoran la comprobación del EPP en el sector de la construcción. Los resultados obtenidos confirman que la automatización del control de seguridad es un progreso que se puede medir y justificar en lo concerniente a la productividad y la fiabilidad del proceso.

5.3.5. Caso de estudio 2: Validación de EPP en la constructora Altivo

La constructora Altivo fue el escenario de la segunda evaluación de campo, donde la normativa interna establece que como requisito mínimo de seguridad se debe utilizar un casco y un chaleco reflectante. El proceso fue igual que en la primera investigación: el trabajador introduce su cédula en la interfaz (validación en CSV), activa la cámara y el detector YOLOv8 comprueba, en tiempo real, si hay chaleco y casco con un umbral de confianza ≥ 0.50 y NMS de 0.50. Las pruebas fueron hechas de forma ininterrumpida con cinco empleados diferentes, todos ellos detectando correctamente desde el primer intento y sin problemas por ropa extra. Las pruebas se llevaron a cabo durante tres días seguidos para garantizar la estabilidad del sistema bajo las condiciones reales de trabajo.

En esta ocasión, el sistema obtuvo una efectividad del 100 % (5 aciertos de 5), como se muestra en la Tabla 25, lo que evidencia que todos los empleados fueron correctamente validados sin requerir ajustes o repeticiones adicionales. Este rendimiento demuestra la robustez del modelo en situaciones de campo, ya que identifica rápidamente los elementos de protección personal necesarios. Además, la contraposición entre el proceso automático y la revisión manual verifica que el sistema tiene la capacidad de mejorar los procedimientos: al disminuir los períodos de verificación y reducir potenciales errores humanos, se fortalece la fiabilidad del control de EPP en la gestión de seguridad del constructor.

Tabla 25. Pruebas iniciales (segundo estudio)

| Prueba | Decisión | Observación |
|--------|----------|---------------------------|
| 1 | Aprobado | Casco y chaleco visibles. |
| 2 | Aprobado | Casco y chaleco visibles. |
| 3 | Aprobado | Casco y chaleco visibles. |
| 4 | Aprobado | Casco y chaleco visibles. |
| 5 | Aprobado | Casco y chaleco visibles. |

La verificación manual de la utilización de equipos de protección personal (EPP) en el segundo estudio hecho en obra se observa en los resultados presentados en la Tabla 26.

Se tardaron 162 segundos en total para examinar a los cinco empleados, lo que da un promedio de 32,4 segundos por cada uno este valor es desde que el operario introduce su cedula hasta el final de la detección. Este procedimiento manual se basa totalmente en la supervisión directa, lo que puede provocar retrasos y variaciones en los resultados a causa del cansancio, el entorno o la lejanía de los empleados. Estos datos corroboran que la revisión manual es un procedimiento útil, pero con limitaciones en términos de rapidez y consistencia cuando se necesita hacer evaluaciones continuas a amplios grupos de operarios.

Tabla 26. Revisión de EPP manual (segundo estudio)

| Trabajador | Hora inicio | Hora final | Tiempo total (segundos) |
|-----------------|-------------|------------|-------------------------|
| 1 | 08:00:00 | 08:00:27 | 27 |
| 2 | 08:00:55 | 08:01:32 | 37 |
| 3 | 08:02:00 | 08:02:38 | 38 |
| 4 | 08:02:55 | 08:03:25 | 30 |
| 5 | 08:04:10 | 08:04:40 | 30 |
| Total, segundos | | | 162 |
| Promedio | | | 32.4 |

Los resultados que se han obtenido a través del sistema de detección automatizado de EPP, que utiliza visión artificial y se aplicó a los cinco mismos empleados del segundo estudio, están expuestos en la Tabla 27. El procedimiento de inspección duró en total 84.13 segundos, con un promedio de 16,83 segundos por empleado, lo que equivale a una disminución cercana al 48 % en comparación con el método manual. Este resultado evidencia la efectividad del sistema creado con el modelo YOLOv8, que posibilita una detección instantánea de chalecos y cascos de seguridad en situaciones reales de trabajo. El proceso de automatización no solamente hace más eficientes los tiempos de revisión, sino que además ofrece un monitoreo más preciso y continuo, lo cual ayuda a incrementar la seguridad y el cumplimiento de las normas en el espacio de trabajo.

Tabla 27. Revisión de EPP automático (segundo estudio)

| Trabajador | Hora inicio | Hora fin | Duración (s) |
|-----------------|-------------|-------------|--------------|
| 1 | 08:00:00.00 | 08:00:16.72 | 16.72 |
| 2 | 08:00:18.72 | 08:00:35.50 | 16.78 |
| 3 | 08:00:36.50 | 08:00:53.14 | 16.64 |
| 4 | 08:00:55.14 | 08:01:12.03 | 16.89 |
| 5 | 08:01:14.03 | 08:01:31.13 | 17.10 |
| Total, segundos | | | 84.13 |
| Promedio | | | 16.83 |

Se muestran los indicadores automáticos que produce el tablero web para demostrar el rendimiento del sistema en la validación hecha en la Constructora Altivo. Estos indicadores resumen el total de verificaciones realizadas, las detecciones validadas y el porcentaje general de cumplimiento en el uso de EPP. Los KPIs relacionados con el Caso de Estudio 2 se muestran en la Figura 19.

| KPIs del día | |
|----------------------|---------------|
| Total de eventos | 5 |
| Detectados | 5 |
| No Detectados | 0 |
| Tasa de cumplimiento | 100.0% |

Figura 19. Indicadores automáticos del sistema (Caso 2).

Además, el sistema muestra a través de un gráfico circular el grado de cumplimiento, lo que posibilita la identificación visual del porcentaje de empleados que usaron casco y chaleco de manera adecuada durante la inspección. La distribución porcentual del Caso 2 se puede ver en la Figura 20.



Figura 20. Distribución porcentual del uso de EPP (Caso 2).

El sistema crea un registro minucioso de cada evento, guardando datos como la hora de comienzo y de finalización, la duración total del proceso y el estado de detección del chaleco y el casco. Esta función asegura la trazabilidad digital y el soporte documental de lo controlado. El registro automático creado durante la validación del Caso 2 se presenta en la Figura 21.

Eventos (vista rápida)

| time | end_time | duracion | cedula | nombre | rol | color_casco | casco | chaleco |
|-----------------|---------------------|----------|------------|---------------------------------|-----------|-------------|-------|---------|
| -09-26T07:55:31 | 2025-09-26T07:55:36 | 5.52 | 1752341626 | Franklin Patricio Astudillo ... | Ingeniero | white | True | True |
| -09-26T07:57:18 | 2025-09-26T07:57:23 | 5.54 | 1707203830 | Segundo Juan Andres Ern... | Albañil | orange | True | True |
| -09-26T07:58:32 | 2025-09-26T07:58:37 | 5.47 | 1802841427 | Luis Ginzalo Toapanta Ullco | Albañil | orange | True | True |
| -09-26T07:59:31 | 2025-09-26T07:59:37 | 5.53 | 2450856907 | Manuel Mesias Caiza Panc... | Albañil | orange | True | True |
| -09-26T08:00:19 | 2025-09-26T08:00:25 | 5.52 | 1802176154 | Juan Efrain Lema Cujano | Albañil | orange | True | True |

Figura 21. Registro automático de verificaciones (Caso 2).

El sistema permite la exportación de los resultados en formato Excel (.CSV), lo cual favorece su almacenamiento y posterior análisis. La Figura 22 presenta el resumen de los cinco empleados evaluados en la Constructora Altivo.

| | A | B | C | D | E | F | G | H | I | J |
|---|---------------------|---------------------|---------------------|------------|------------|--------------------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 1 | timestamp | start_time | end_time | duration_s | cedula | name | helmet | vest | elmet_col | role |
| 2 | 2025-09-26 07:55:36 | 2025-09-26 07:55:31 | 2025-09-26 07:55:36 | 5,52 | 1752341626 | Franklin Patricio Astudillo Coray | VERDADERO | VERDADERO | white | Ingeniero |
| 3 | 2025-09-26 07:57:23 | 2025-09-26 07:57:18 | 2025-09-26 07:57:23 | 5,54 | 1707203830 | Segundo Juan Andres Ernades Ernandes | VERDADERO | VERDADERO | orange | Albañil |
| 4 | 2025-09-26 07:58:37 | 2025-09-26 07:58:32 | 2025-09-26 07:58:37 | 5,47 | 1802841427 | Luis Ginzalo Toapanta Ullco | VERDADERO | VERDADERO | orange | Albañil |
| 5 | 2025-09-26 07:59:37 | 2025-09-26 07:59:31 | 2025-09-26 07:59:37 | 5,53 | 2450856907 | Manuel Mesias Caiza Panchano | VERDADERO | VERDADERO | orange | Albañil |
| 6 | 2025-09-26 08:00:25 | 2025-09-26 08:00:19 | 2025-09-26 08:00:25 | 5,52 | 1802176154 | Juan Efrain Lema Cujano | VERDADERO | VERDADERO | orange | Albañil |

Figura 22. Registro exportado automáticamente (Caso 2).

El estudio de los tiempos demuestra que el sistema automático tiene un rendimiento constante en todas las pruebas, con diferencias muy pequeñas entre los empleados y una duración media cercana a los 17 segundos. Esta homogeneidad contrasta con el examen manual, en el cual los tiempos son más variables debido a la interacción entre el operario y el supervisor. Como resultado, el sistema garantiza no solamente la verificación inmediata del chaleco y casco, sino que además normaliza el proceso de control, creando registros consistentes y más fiables para propósitos de trazabilidad.

La manera como se calcula el porcentaje de disminución del tiempo de verificación entre el sistema automatizado y el método manual se ilustra en la Ecuación (2). Esta fórmula posibilita determinar una relación directa entre la diferencia de los tiempos promedios y el valor de referencia del método tradicional, cuantificando con exactitud el progreso en la eficiencia temporal.

El hecho de que el sistema automatizado complete la tarea de revisión en casi la mitad del tiempo que toma el proceso manual se refleja en un resultado equivalente a una disminución del 48,15 %. La automatización de la detección y el tratamiento de datos, que elimina las interrupciones humanas, acelera la recolección de información y unifica el proceso, es lo que explica esta disminución. Por ende, la ecuación muestra que la aplicación del sistema sugerido mejora considerablemente los tiempos de operación, lo cual contribuye a un aumento significativo en la productividad y el uso de recursos en el lugar de trabajo.

Formula:

$$\text{Reducción (\%)} = \frac{TM - TA}{TM} \times 100 \quad (2)$$

Sustituyendo valores

- Tiempo manual (TM) promedio= 32.4s
- Tiempo automático (TA) promedio= 16.83s

$$\text{Reducción} = \frac{32.4 - 16.83}{32.4} \times 100$$

$$\text{Reducción} = \frac{15.6}{32.4} \times 100$$

$$\text{Reducción} = 48.15\%$$

5.3.6. Verificación de normalidad y selección del tipo de prueba estadística

Con el fin de verificar si la diferencia temporal entre el sistema automático y el procedimiento manual era estadísticamente significativa, se utilizó la prueba t de Student para muestras emparejadas. Se incorporaron los datos de los dos casos de estudio en este análisis porque pertenecen a la misma rama comercial y tienen condiciones operativas similares, lo que posibilita una demostración consolidada de los resultados.

Antes de implementar la prueba T, se plantearon las siguientes hipótesis:

- Hipótesis nula (H_0): La disminución del tiempo de revisión no supera el 35%.
- Hipótesis alternativa (H_1): La duración de la revisión disminuye en más del 35%.

Luego, se definió un nivel de significación de $\alpha = 0.05$ (95% de confianza). Es crucial enfatizar que los datos tienen que tener una distribución normal antes de realizar una prueba paramétrica, como la t de Student. Por esta razón, se llevó a cabo un test de normalidad de Shapiro-Wilk, dado que se aconseja para muestras con menos de 50 observaciones. Se examinaron 10 datos en esta investigación, de los cuales 5 pertenecían al Caso 1 y otros 5 al Caso 2. La prueba Shapiro-Wilk arrojó una significación de 0.186, un valor que supera el umbral de 0.05, lo cual señala que los datos satisfacen la suposición de normalidad. Por lo tanto, dado que se trataba de un conjunto de datos con una distribución normal, era adecuado utilizar una prueba t de Student. En la Figura 23, que sigue a continuación, se muestra un esquema de decisión que representa el proceso seguido para establecer qué tipo de prueba estadística usar, en función del p-valor obtenido:

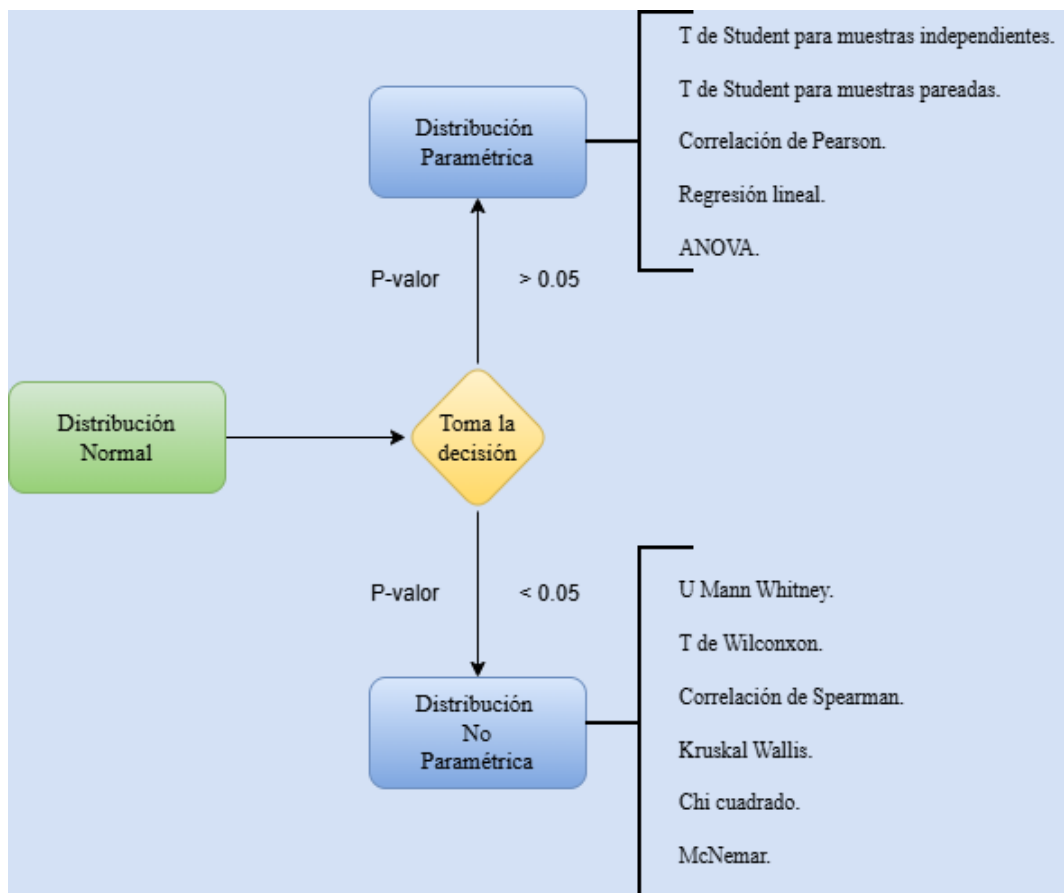


Figura 23. Diagrama de decisión para la selección del tipo de prueba estadística según normalidad.

Se tuvo que comprobar si las discrepancias en el tiempo entre el procedimiento manual y el sistema automático cumplían con la presunción de normalidad antes de aplicar la prueba t de Student. En esta investigación se examinaron 10 observaciones, las cuales correspondían a los dos casos de estudio. Por lo tanto, se usó la prueba de Shapiro-Wilk, que es aconsejable para muestras pequeñas. En el test de Kolmogorov-Smirnov los resultados indicaron un valor de significancia de $p = 0,200$ y en el test de Shapiro-Wilk, un valor de $p = 0,186$. No se descarta la hipótesis nula de normalidad porque los dos valores son más altos que el nivel de significancia $\alpha = 0,05$. Esto señala que los datos no muestran desviaciones significativas con relación a una distribución normal.

Además, los resultados se exponen en la Tabla 28. En ella se puede notar que el valor de p fue 0,186 para la prueba de Shapiro-Wilk y 0,200 para la de Kolmogorov-Smirnov. Como se observa en la tabla, los dos valores exceden el umbral de $\alpha = 0,05$. Esto confirma que las variaciones temporales estudiadas tienen una distribución normal y hacen posible seguir con una prueba paramétrica.

Tabla 28. Pruebas de normalidad

| | Kolmogorov-Smirnov ^a | | | Shapiro-Wilk | | |
|--------------------------------------------------------------|---------------------------------|----|--------|--------------|----|-------|
| | Estadístico | gl | Sig. | Estadístico | gl | Sig. |
| Diferencia | 0,186 | 10 | 0,200* | 0,894 | 10 | 0,186 |
| *. Esto es un límite inferior de la significación verdadera. | | | | | | |
| a. Corrección de significación de Lilliefors | | | | | | |

Se utilizó una prueba t de una sola muestra para establecer si la disminución del tiempo de revisión obtenida con el sistema automático excede el umbral que se había fijado en la investigación. Se estableció un valor de prueba de 10 segundos para este análisis, pues ese es el mínimo límite de mejora que se espera en los tiempos operativos. Este límite se determinó teniendo en cuenta las exigencias funcionales del proyecto y la necesidad de evidenciar que el sistema sugerido produce una reducción temporal importante en comparación con el proceso manual.

La Tabla 29, muestra los resultados logrados. El estadístico t tuvo un valor de 1,926 con 9 grados de libertad, y la significancia unilateral fue de $p = 0,043$, que está por debajo del nivel de significación $\alpha = 0,05$. Como se muestra en la tabla, la diferencia de promedios fue de 3,247 segundos y el intervalo de confianza al 95 % va desde $-0,5661$ hasta $7,0601$.

Estos resultados muestran que hay pruebas estadísticas suficientes para descartar la hipótesis nula y determinar que el promedio de disminución en los tiempos de revisión sobrepasa con creces el umbral de 10 segundos propuesto como referencia. Por lo tanto, el sistema automático muestra un rendimiento positivo y coherente con las metas de eficacia definidas en este estudio.

Tabla 29. Prueba para una muestra

| | Valor de prueba = 10 | | | | | | |
|------------|----------------------|----|----------------|-------------------|----------------------|------------------------------------------------|----------|
| | t | gl | Significación | | Diferencia de medias | 95% de intervalo de confianza de la diferencia | |
| | | | P de un factor | P de dos factores | | Inferior | Superior |
| Diferencia | 1,926 | 9 | 0,043 | 0,086 | 3,24700 | -0,5661 | 7,0601 |

5.3.7. Alcance y limitaciones del prototipo

➤ Alcance

Este estudio se limitó a desarrollar y validar un prototipo de visión artificial que permite la detección automática de equipos de protección personal (EPP) en ambientes de construcción. A pesar de que los trabajadores emplean diferentes elementos de protección en las actividades constructivas, como gafas, botas de seguridad, chaleco reflectivo y casco, el estudio se centró concretamente en la identificación del chaleco y el casco de seguridad.

El estudio se enfocó particularmente en la identificación de chaleco reflectivo y casco de seguridad de acuerdo con los criterios de selección de EPP establecidos en el apartado 3.1.3. La aplicación del modelo, la integración del sistema de monitoreo y la validación experimental del prototipo en situaciones reales fueron los principales aspectos abordados en la investigación, que correspondieron a los casos de estudio creados a lo largo del proyecto.

➤ Limitaciones

El prototipo creado tiene algunas limitaciones que están sobre todo vinculadas con las condiciones técnicas y operativas en las que se ejecutó su implementación. Primero, el modelo de detección se entrenó con un conjunto de datos de acceso libre, lo que permitió la creación y validación del sistema. No obstante, las alteraciones que ocurren en los ambientes reales de construcción (por ejemplo, cambios en la iluminación, ángulos de visión y condiciones ambientales) pueden afectar la habilidad del sistema para ajustarse a una gama más amplia de circunstancias.

Una restricción adicional tiene que ver con la capacidad de procesamiento disponible a lo largo del desarrollo del proyecto. El modelo fue entrenado y las pruebas se llevaron a cabo con

recursos computacionales de índole académica, lo que limitó la capacidad de trabajar con conjuntos de datos más extensos o realizar iteraciones de entrenamiento adicionales para mejorar el rendimiento del modelo.

La cobertura visual del entorno de trabajo se ve limitada porque el sistema se implementó solo con una cámara de captura. Esta decisión se adoptó teniendo en cuenta criterios de viabilidad económica durante el desarrollo del prototipo y también el enfoque del análisis, que se centraba en la validación inicial del sistema como base para futuras expansiones. En circunstancias reales, los trabajadores pueden ser vistos desde varios ángulos o puede haber obstáculos en el área de monitoreo, lo que podría limitar la visibilidad de los equipos de protección y, como resultado, la precisión de la detección.

Por último, para mejorar el rendimiento del sistema en futuras aplicaciones, sería imprescindible contemplar una expansión de la infraestructura tecnológica. Esto incluiría la incorporación de una capacidad de procesamiento más alta, conjuntos de datos más grandes y varios dispositivos de captura que posibiliten adquirir diferentes puntos de vista del área laboral.

5.4. PRESUPUESTO DE INVERSIÓN INICIAL DEL SISTEMA

Como se presenta en la Tabla 30, el presupuesto incluye los componentes y equipos requeridos para poner en marcha el sistema de control de EPP. La computadora portátil HP 250 G9, con un procesador Intel i7 de la 12^a generación y una memoria RAM de 16 GB, actúa como el sistema principal de procesamiento, mientras que el teléfono Samsung Galaxy A23 se emplea como dispositivo de captura de imágenes. Además, se agregan un trípode estándar para la fijación del dispositivo móvil y cables USB para su interconexión. El precio total es de 1.041 dólares lo cual se relaciona con la inversión inicial en componentes informáticos y accesorios. Es importante mencionar que las herramientas de software utilizadas (Python, OpenCV, VS Code y YOLOv8) no tienen costo, lo cual disminuye en gran medida los gastos de implementación.

La elección de los componentes empleados está basada en la viabilidad económica y la accesibilidad tecnológica, dando prioridad a equipos que se encuentran disponibles en el mercado y que son fáciles de implementar. Esto posibilita que el sistema propuesto se replique o se ajuste a distintos ámbitos laborales, sobre todo en compañías de construcción que desean implementar herramientas de supervisión fundamentadas en tecnologías digitales sin necesitar grandes inversiones en infraestructura especializada.

Tabla 30. Inversión inicial

| Ítem | Especificaciones | Cantidad | Precio unitario (USD) | Subtotal (USD) |
|--------------------------|--------------------------------------------------------|----------|-----------------------|----------------|
| Teléfono | Samsung Galaxy A23 | 1 | 275,00 | 275,00 |
| Laptop | Laptop HP 250 G9 (Intel i7 12 ^a Gen, 16 GB) | 1 | 750,00 | 750,00 |
| Trípode | Genérico para celular | 1 | 5,00 | 5,00 |
| Cables | USB | 1 | 11,00 | 11,00 |
| Total, costos operativos | | | | 1041,00 |

5.4.1. Mano de obra de implementación

Para calcular el tiempo de trabajo requerido para poner en marcha el sistema (ajustes, pruebas, configuración e instalación), se tomaron en cuenta 30 horas de trabajo técnico en total, que se reparten entre una variedad de tareas como las que se muestran en la Tabla 31. Dichas actividades comprenden la validación de resultados, la realización de documentación básica, la instalación de librerías y la prueba sobre el terreno. Dos alumnos del último semestre, que están próximos a graduarse, llevarán a cabo esas actividades, lo cual posibilita una valoración económica realista de su contribución.

Este desglose de horas permite una planificación más efectiva de los recursos y es la base para determinar el costo total de la mano de obra de implementación.

Tabla 31. Estimación de horas de trabajo para la implementación del sistema

| Actividad | Horas estimadas |
|-----------------------------------------------------|-----------------|
| Instalación de librerías y dependencias | 4 h |
| Configuración del modelo y prueba con cámara | 5 h |
| Ajustes del script y vinculación con Excel | 5 h |
| Pruebas en campo (2–3 sesiones) | h |
| Revisión de datos y validación de % de cumplimiento | 5 h |
| Documentación básica de instalación y uso | 5 h |
| Total, estimado | 30 h |

Para determinar el valor monetario de su trabajo, se considera el Salario de un ingeniero Industrial que es de USD 1000,00 [66].

El coste horario base se obtiene si este valor se distribuye en una jornada laboral estándar de 160 horas mensuales (40 h semanales multiplicadas por 4 semanas):

$$\text{Valor hora base} = \frac{Sm}{Hm} \quad (3)$$

Donde:

- Sm: Salario mensual (USD/mes)
- Hm: Horas laborales mensuales (h/mes)

$$\text{Valor hora base} = \frac{1000,00}{160} = 6,25\text{USD/h}$$

Sin embargo, en el caso de trabajos ejecutados bajo modalidad de servicios por proyecto, la remuneración se establece en función del conocimiento técnico y la especialización aportada, independientemente de la condición académica del profesional, se adopta el valor base de 6,25 USD/h como referencia para la estimación del costo del servicio técnico desarrollado.

$$Cs = He \times Vh \quad (4)$$

Donde:

- Cs: Costo del servicio profesional (USD)
- He: Horas estimadas de trabajo (h)
- Vh: Valor hora base (USD/h)

$$\text{Costo del servicio profesional} = 30 \times 6,25 = 187,50 \text{ USD}$$

Como los que ejecutarán las actividades son dos, se determina el costo total de la siguiente manera:

$$Ct = Ci \times Np \quad (5)$$

Donde:

- Ct: Costo total del servicio (USD)
- Ci: Costo individual por profesional (USD)
- Np: Número de profesionales participantes

$$\text{Costo total} = 187,50 \times 2 = 375,00 \text{ USD}$$

La inversión inicial incluye el costo total de mano de obra de implementación, que es de 375,00 USD, y se suma al presupuesto general del sistema.

$$I0 = Co + Cm \quad (6)$$

Donde:

- I0: Inversión inicial del sistema (USD)
- Co: Costos operativos y de materiales (USD)
- Cm: Costo de mano de obra (USD)

$$\text{Inversión inicial del sistema} = 1041,00 + 375,00 = 1.416,00\text{USD}$$

La cifra de 1.416,00 USD, que se ha calculado, representa la inversión inicial total necesaria para implementar el sistema. Este valor incluye tanto los medios materiales, que se expresan en los equipos y accesorios comprados, como la parte humana relacionada con la mano de obra de implementación.

5.5. COSTOS OPERATIVOS MENSUALES DEL SISTEMA

Los gastos de operación mensuales, es decir, los costos asociados al funcionamiento del sistema de control de EPP, se calculan para añadir a la inversión inicial. Estos abarcan el almacenaje en la nube para respaldar información, el consumo de energía eléctrica de los aparatos y un coste inferior al de mantenimiento preventivo de los equipos.

5.5.1. Cálculo del consumo eléctrico

El sistema consiste en una laptop HP 250 G9 (65 W de media) y un teléfono Samsung Galaxy A23 (10 W mientras se encuentra en uso). Para el cálculo se considera un tiempo efectivo de operación de 1 hora diaria durante 22 días laborables al mes, lo que corresponde a un total de 22 horas mensuales de funcionamiento.

La energía consumida se calcula con la fórmula:

$$E = \frac{P \times h}{1000} \quad (7)$$

Donde:

- E: Energía consumida (kWh)
- P: Potencia del equipo (W)

- h: Tiempo de funcionamiento (h)
- Laptop:

$$E_{laptop} = \frac{65 \times 22}{1000} = 1,43 \text{ kwh / mes}$$

- Teléfono:

$$E_{telefono} = \frac{10 \times 22}{1000} = 0,22 \text{ kwh / mes}$$

El sistema consume en total 1,65 kWh/mes. Considerando la tarifa promedio de 0,10 USD/kWh en Ecuador [67], el costo eléctrico mensual es:

$$C_e = E \times T \quad (8)$$

Donde:

- C_e : Costo eléctrico mensual (USD/mes)
- E: Energía consumida mensualmente (kWh/mes)
- T: Tarifa eléctrica promedio (USD/kWh)

$$\text{Costo eléctrico} = 1,65 \times 0,10 = 0,16 \text{ USD / mes}$$

5.5.2. Costo de almacenamiento en la nube

Los registros creados por mes (incluyendo hojas de cálculo e imágenes) ocupan entre 100 y 150 GB, lo que excede el límite gratuito de Google Drive (15 GB). Se contrata el plan de Google One con un costo de 200 GB:

$$C_{nube} = 3,00 \text{ USD / mes}$$

5.5.3. Mantenimiento menor del hardware

Además, se prevé un coste de mantenimiento inferior para el hardware del sistema, que contemple posibles cambios de cables, accesorios, limpieza y otros insumos en el transcurso del tiempo. Se puede calcular este concepto en proporción al coste de adquisición de los equipos. Como la inversión inicial en el portátil y el teléfono inteligente es de \$1.041 USD (un monto conocido del proyecto), se utiliza un porcentaje anual como base para calcular un costo mensual. En contextos tecnológicos, es habitual destinar aproximadamente el 5% del costo de hardware anualmente para la reposición y el mantenimiento menores.

$$C_{mnt} = \frac{C_{eq} \times P_{anual}}{12} \quad (9)$$

Donde:

- C_{mnt} : Costo mensual de mantenimiento (USD/mes)
- C_{eq} : Costo del equipo (USD)
- P_{anual} : Porcentaje anual de mantenimiento (5 % = 0,05)

$$C_{mnt} = \frac{1041 \times 0,05}{12} = 4,33 \text{ USD / mes}$$

5.5.4. Resumen de costos operativos

Como se observa en la Tabla 32, los costos operativos que ocurren cada mes incluyen el gasto de electricidad del teléfono y la computadora portátil, el mantenimiento preventivo de los dispositivos y el almacenamiento en la nube. Estos conceptos ascienden a un total de 8,65 USD al mes, lo que representa un gasto bajo y sustentable en comparación con la inversión inicial. Ese valor es el fundamento para valorar el rendimiento económico del sistema en funcionamiento.

Tabla 32. Costos operativos mensuales estimados

| Concepto | Costo mensual (USD) |
|-----------------------------------|---------------------|
| Costo eléctrico | 0,16 |
| Almacenamiento en la nube | 3,00 |
| Mantenimiento menor de hardware | 4,33 |
| Costo total, mensual de operación | 7,49 |

5.6. BENEFICIOS ECONÓMICOS MENSUALES DEL SISTEMA

El sistema de monitoreo automático de los EPP crea beneficios económicos medibles en tres áreas principales: disminución del tiempo de supervisión, reducción de infracciones e incidentes y ahorro administrativo debido a la producción automática de pruebas. Los cálculos y las hipótesis utilizadas se describen a continuación.

5.6.1. Ahorro por reducción de tiempo de supervisión

Según las pruebas experimentales, el sistema reduce en un 39,2 % el tiempo que lleva la verificación manual. El sistema no está diseñado para llevar a cabo una vigilancia constante de

ocho horas al día, sino que funciona solamente en los momentos críticos del control de EPP, particularmente cuando entran los trabajadores y después del almuerzo. El tiempo medio de verificación es de 30 minutos cada vez, lo que hace un total de 1 hora al día. Si se toma en cuenta que hay 22 días laborables al mes, se determina que el tiempo de supervisión efectiva es de 22 horas al mes. Esta delimitación de la metodología posibilita demostrar que los cálculos previos sobrestimaban las horas de control y garantiza que los resultados actuales se adecuen con mayor exactitud a la operatividad real del sistema, lo cual representa un fundamento más consistente para calcular los ahorros obtenidos.

$$H \text{ ahorradas} = H \text{ mensual} \times R_t \quad (10)$$

Donde:

- H ahorradas: Horas ahorradas mensualmente por reducción de supervisión (h/mes).
- H mensuales: Horas de supervisión efectiva al mes (h/mes).
- R_t: Porcentaje de reducción del tiempo obtenido experimentalmente (%).

$$H \text{ ahorradas} = 22 \times 0,392 = 8,62 \text{ h / mes}$$

En la obra en estudio, el salario de un supervisor de seguridad es de 1200 USD/mes. Considerando una jornada laboral de 176 horas al mes (8 horas × 22 días), el costo por hora equivale a:

$$Ch = \frac{Sm}{Hm} \quad (11)$$

Donde:

- Ch: Costo horario del supervisor (USD/h)
- Sm: Salario mensual (USD/mes)
- Hm: Horas laborales mensuales (h/mes)

$$Ch = \frac{1200}{176} = 6,82 \text{ USD / h}$$

Por lo tanto, el ahorro mensual es:

$$Ah_s = H_{ahorradas} \times Ch \quad (12)$$

Donde:

- Ah_s : Ahorro supervisión
- $H_{ahorradas}$: Horas de supervisión optimizadas al mes (h/mes)
- Ch : Costo horario del supervisor (USD/h)

$$Ahorro_{supervisión} = 8,62 \times 6,82 = 15,44 \text{ USD / mes}$$

5.6.2. Ahorro administrativo por generación automática de evidencias

El sistema automatizado de control de EPP no solo tiene la capacidad de detectar el cumplimiento de los equipos de protección personal, sino que también incorpora funciones analíticas y registrales que van mucho más allá del trabajo manual convencional. En un método tradicional, un supervisor o asistente tiene que invertir muchas horas en tomar fotografías, ordenar archivos, transcribir información en hojas de cálculo y crear informes gráficos; por el contrario, la herramienta sugerida ejecuta todas estas actividades de forma inmediata y concentrada. Por lo tanto, se calcula que estas tareas manuales requerirían cerca de 2 horas al día, lo que supone un ahorro significativo en términos administrativos por los 22 días laborables al mes. Si estimamos ese tiempo con un costo por hora comparable al de un supervisor 6,82 USD/hora [68].

$$Ah_{ad} = H_{ahorradas} \times Ch \quad (13)$$

Donde:

- Ah_{ad} : Ahorro mensual por optimización administrativa (USD/mes)
- $H_{ahorradas}$: Horas optimizadas al mes (h/mes)
- Ch : Costo horario del supervisor (USD/h)

$$Ahorro_{administrativo} = 44 \times 6,82 = 300,08 \text{ USD / mes}$$

5.6.3. Beneficio económico mensual y flujo neto

La suma de los tres elementos constituye el beneficio total mensual (B_{mes}):

$$B_m = Ah_s + Ah_{ad} \quad (14)$$

Donde:

- Bm: beneficio económico mensual
- Ahs: Ahorro de supervisión
- Ahad: Ahorro administrativo

$$B_m = 15,44 + 300,08 = 315,52 \text{ USD / mes}$$

Se calculó que el sistema tiene unos costos mensuales de operación de 7,49 USD. Por lo tanto, el flujo neto mensual es:

$$F_{nm} = B_m - C_{to} \quad (15)$$

Donde:

- Fnm: Flujo neto mensual
- Bm: Beneficio económico mensual
- Cto: Costo total, mensual de operación

$$\text{Flujo neto mensual} = 315,52 - 7,49 = 308,03 \text{ USD / mes}$$

5.6.4. Beneficio Total Mensual y Flujo Neto del Proyecto

Los beneficios económicos mensuales que produce el sistema, desglosados en ahorro por menos tiempo de supervisión, reducción de incidentes y multas y ahorro administrativo debido a la evidencia automática, se muestran en la Tabla 33. Estos valores posibilitan calcular el beneficio mensual total y, después, el flujo neto mensual después de deducir los costos operativos.

Tabla 33. Resumen de beneficios económicos mensuales aproximados

| Concepto | Ahorro mensual estimado (USD) |
|----------------------------------------------|-------------------------------|
| Ahorro por menor tiempo de supervisión | \$15,44 |
| Ahorro administrativo (evidencia automática) | \$300,08 |
| Beneficio económico mensual total (B_mes) | \$315,52 |
| Flujo neto mensual (B_mes ,OpEx \$7,49) | \$308.03 |

5.6.5. Ahorro neto anual

El beneficio neto anual se obtiene proyectando el flujo neto mensual a 12 meses, considerando un flujo constante:

$$Ah_a = F_{nm} \times 12 \quad (16)$$

Donde:

- Ah a: Ahorro neto anual (USD/año)
- Fnm: Flujo neto mensual

$$Aha = 308,03 \times 12 = 3.696,36 \text{ USD / anual}$$

5.7. PERIODO DE RECUPERACIÓN DE LA INVERSIÓN (PAYBACK)

El tiempo que se tarda en recuperar el capital inicial invertido mediante los beneficios económicos que el sistema produce cada mes se conoce como periodo de recuperación de la inversión (Payback). La simplicidad y claridad de este indicador, que posibilita calcular el tiempo que toma recuperar la inversión hecha, lo convierten en un instrumento ampliamente usado en la evaluación de proyectos [69].

$$Payback = \frac{\text{Inversión inicial}}{\text{Flujo neto mensual}} \quad (17)$$

Donde:

- I0: Inversión inicial del sistema (USD)
- Fnm: Flujo neto mensual (USD/mes)

Sustituyendo los valores reales del proyecto:

$$Payback = \frac{1.416,00}{308,03} = 4,59 \text{ meses}$$

La inversión inicial del sistema se devuelve en cerca de (4 meses y 18 días), lo cual equivale a un corto periodo de retorno y evidencia la factibilidad económica del proyecto.

5.8. RETORNO DE LA INVERSIÓN CON AHORRO ECONÓMICO

El ROI (Retorno de la Inversión) es un indicador financiero que posibilita evaluar la rentabilidad de un proyecto, calculando el porcentaje de ganancias logradas en función del capital invertido [70]. Como revela la eficacia económica de la inversión, es esencial en la valoración de proyectos de ingeniería.

La fórmula general del ROI anual es:

$$ROI(\%) = \frac{Aha - I0}{I0} \times 100 \quad (18)$$

Donde:

- ROI (%): Retorno anual de la inversión, expresado en porcentaje (%).
- Aha: Ahorro neto anual (USD/año).
- I0: Inversión inicial (USD).
- 100: Factor de conversión para expresar el resultado en porcentaje.

$$ROI(\%) = \frac{3.696,36 - 1.416,00}{1.416,00} \times 100 = 161,04\%$$

El prototipo no incrementa las ganancias de la compañía a través de las ventas, sino que la ayuda a ahorrar dinero al disminuir el tiempo dedicado a supervisión y tareas administrativas, el ROI del 161,04 % anual quiere decir que el sistema ahorra mucho más de lo que costó su implementación.

La compañía invirtió 1.416,00 USD y ahorra anualmente 3.696,36 USD tras cubrir los gastos mensuales del sistema. En otras palabras, obtiene un ahorro significativo extra y recupera lo que invirtió. Esto evidencia que la rentabilidad del proyecto se debe a que disminuye los gastos, no a que produzca nuevos ingresos.

6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.1. CONCLUSIONES

Se determinó que los equipos de protección personal que tienen más contraste y presencia visual en ambientes industriales, como cascos, mascarillas y chalecos reflectantes, son detectados con mayor frecuencia por los algoritmos de visión artificial. Esta elección se basó en criterios técnicos de forma geométrica, colorimetría y visibilidad, lo que permitió que se diera prioridad a componentes de gran importancia para la seguridad industrial. En consecuencia, se creó una base firme para el diseño del modelo de capacitación, garantizando que las variables visuales del sistema y las condiciones reales coincidieran adecuadamente.

La arquitectura YOLOv8 mostró un desempeño excelente en la detección de los EPP elegidos, logrando una elevada precisión y velocidad de inferencia. El procesamiento en tiempo real se mejoró gracias a la integración con OpenCV, lo que permitió reconocer una variedad de elementos en un único flujo de video o imagen. La habilidad del sistema para generalizar adecuadamente frente a cambios de distancia, iluminación y ángulo se demostró en este entrenamiento, lo que consolidó su aplicabilidad en diversos contextos de seguridad industrial.

El empleo práctico del prototipo demostró que el sistema sugerido era viable, con una reducción notable en los tiempos de verificación respecto a la inspección manual y una detección eficaz. La estabilidad operativa del sistema y su habilidad para ajustarse a condiciones cambiantes se confirmaron mediante pruebas controladas en escenarios simulados y reales. Por lo tanto, se demostró que la solución basada en visión artificial es una herramienta tecnológica eficaz y confiable para reforzar los procedimientos de supervisión en términos de seguridad industrial.

6.2. RECOMENDACIONES

Para mejorar su capacidad de detección en diferentes áreas industriales y ampliar el alcance del sistema, se sugiere aumentar la base de entrenamiento del modelo YOLOv8 añadiendo nuevas categorías de EPP (como gafas, guantes o botas).

Es aconsejable implementar una interfaz web mejorada que permita centralizar la información de varios puntos de control y generar reportes estadísticos automáticos, fortaleciendo la trazabilidad de los datos y la toma de decisiones gerenciales.

Para garantizar que el sistema sea sostenible, es aconsejable formar a los técnicos en la utilización, mantenimiento y actualización del software, fomentando así su incorporación a los sistemas internos de administración de seguridad industrial.

Es aconsejable que el sistema de detección automática de EPP se aplique a lo largo de toda la jornada laboral, para asegurar que las condiciones de seguridad en obra estén bajo vigilancia constante. Aunque esta operación continua requiere de un consumo extra de recursos y energía, el sistema sugerido tiene un coste operativo reducido debido a la utilización de tecnologías de código abierto (OpenCV, YOLOv8) y dispositivos que son accesibles económicamente, como las cámaras que vienen integradas en los aparatos móviles. Por lo tanto, para pequeñas y medianas compañías del sector de la construcción y de la industria, su ejecución es factible y sostenible.

Por último, se sugiere continuar con la línea de investigación a través del desarrollo de modelos híbridos que integren el reconocimiento de conductas inseguras y la detección de EPP, haciendo uso de tecnologías complementarias como redes neuronales profundas o sistemas de IoT.

7. REFERENCIAS

- [1] S. Malaikrisanachalee, N. Wongwai, and E. Kowcharoen, “ESPCN-YOLO: A High-Accuracy Framework for Personal Protective Equipment Detection Under Low-Light and Small Object Conditions,” *Buildings*, vol. 15, no. 10, May 2025, doi: 10.3390/buildings15101609.
- [2] A. M. Vukicevic, M. Petrovic, P. Milosevic, A. Peulic, K. Jovanovic, and A. Novakovic, “A systematic review of computer vision-based personal protective equipment compliance in industry practice: advancements, challenges and future directions,” *Artif. Intell. Rev.*, vol. 57, no. 12, Dec. 2024, doi: 10.1007/s10462-024-10978-x.
- [3] International Organization for Standardization, “Occupational health and safety management systems-Requirements with guidance for use COPYRIGHT PROTECTED DOCUMENT,” 2018.
- [4] M. Ministerio del Trabajo del Ecuador (Ivonne Núñez Figueroa, “Acuerdo Ministerial MDT-2024-196: Normas generales para el cumplimiento y control de las obligaciones laborales en materia de seguridad y salud en el trabajo,” *Registro Oficial del Ecuador*, no. MDT-2024-196, Oct. 24AD.
- [5] R. Sehsah, A. H. El-Gilany, and A. M. Ibrahim, “Personal protective equipment (Ppe) use and its relation to accidents among construction workers,” *Medicina del Lavoro*, vol. 111, no. 4, pp. 285–295, Jul. 2020, doi: 10.23749/mdl.v111i4.9398.
- [6] A. Bochkovskiy, C.-Y. Wang, and H.-Y. M. Liao, “YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection,” Apr. 2020, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2004.10934>
- [7] R. M. A. G. M. A. T. E. Calle Quispe, “Detección precisa de cascos de seguridad mediante Scaled-YOLOv4 en entornos industriales,” *Ingeniare. Revista chilena de ingeniería*, no. 31(12), pp. 1–17, Apr. 2023.

- [8] M. I. B. Ahmed *et al.*, “Personal Protective Equipment Detection: A Deep-Learning-Based Sustainable Approach,” *Sustainability (Switzerland)*, vol. 15, no. 18, Sep. 2023, doi: 10.3390/su151813990.
- [9] 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*, vol. 21, no. 10, May 2021, doi: 10.3390/s21103478.
- [10] L. A. Trujillo-Lopez, R. A. Raymundo-Guevara, and J. C. Morales-Arevalo, “User-Centered Design of a Computer Vision System for Monitoring PPE Compliance in Manufacturing,” *Computers*, vol. 14, no. 8, Aug. 2025, doi: 10.3390/computers14080312.
- [11] “Using Data and AI to Gain Insights into Your Safety Program 2.”
- [12] A. Corallo, V. Del Vecchio, and A. Di Prizio, “Advanced AI-Based Solutions for Visual Inspection: A Systematic Literature Review,” in *International Conference on Enterprise Information Systems, ICEIS - Proceedings*, Science and Technology Publications, Lda, 2024, pp. 656–664. doi: 10.5220/0012618000003690.
- [13] M. Atasoy, B. A. Temel, and H. B. Basaga, “A Study on the Use of Personal Protective Equipment among Construction Workers in Türkiye,” *Buildings*, vol. 14, no. 8, Aug. 2024, doi: 10.3390/buildings14082430.
- [14] A. A. Alemu, M. Yitayew, A. Azazeh, and S. Kebede, “Utilization of personal protective equipment and associated factors among building construction workers in Addis Ababa, Ethiopia, 2019,” *BMC Public Health*, vol. 20, no. 1, May 2020, doi: 10.1186/s12889-020-08889-x.
- [15] S. A. Aram, B. M. Saalidong, A. Appiah, and I. B. Utip, “Occupational health and safety in mining: Predictive probabilities of Personal Protective Equipment (PPE) use among artisanal goldminers in Ghana,” *PLoS One*, vol. 16, no. 9 September, Sep. 2021, doi: 10.1371/journal.pone.0257772.
- [16] Ministerio del Trabajo del Ecuador, “Normas generales para el cumplimiento y control de las obligaciones laborales en materia de seguridad y salud en el trabajo,” *Ministerio del Trabajo – República del Ecuador*, pp. 1–50, Oct. 2024.
- [17] Ministerio de Salud Pública (MSP) & Ministerio del Trabajo (MDT), “Protocolo de Seguridad y Salud en el Trabajo para el Sector Público y Privado,” *Ministerio de Salud*

Pública y Ministerio del Trabajo – República del Ecuador, vol. N/A, no. MTT6-PRT-020, versión 1.0, pp. 1–31, Aug. 2020, Accessed: Nov. 08, 2025. [Online]. Available: <https://www.salud.gob.ec/>

[18] B. Lot Tanko, “International Journal of Real Estate Studies INTREST Compliance with the Use of Personal Protective Equipment (PPE) on Construction Sites in Johor, Malaysia,” 2020. [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/365426368>

[19] A. Jalil Al-Bayati, A. T. Rener, M. P. Listello, and M. Mohamed, “PPE non-compliance among construction workers: An assessment of contributing factors utilizing fuzzy theory,” *J. Safety Res.*, vol. 85, pp. 242–253, Jun. 2023, doi: 10.1016/j.jsr.2023.02.008.

[20] J. Karlsson, F. Strand, J. Bigun, F. Alonso-Fernandez, K. Hernandez-Diaz, and F. Nilsson, “Visual Detection of Personal Protective Equipment and Safety Gear on Industry Workers,” in *International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods*, Science and Technology Publications, Lda, 2023, pp. 395–402. doi: 10.5220/0011693500003411.

[21] Osha, “Personal Protective Equipment.”

[22] N. Arifin, C. N. Insani, M. Milasari, J. Rusman, S. Upa, and M. S. A. Utama, “Classification of Helmet and Vest Usage for Occupational Safety Monitoring using Backpropagation Neural Network Classification of Helmet and Vest Usage for Occupational Safety Monitoring using Backpropagation Neural Network,” *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 6, no. 3, pp. 1255–1266, Jun. 2025, doi: 10.52436/1.jutif.2025.6.3.4781.

[23] A. Teym and T. K. Zeleke, “Utilization of personal protective equipment and its key factors among WA oil factory workers in Debre Markos town, Ethiopia,” *Front. Public Health*, vol. 13, 2025, doi: 10.3389/fpubh.2025.1529436.

[24] D. Almaskati, S. Kermanshachi, A. Pamidimukkala, K. Loganathan, and Z. Yin, “A Review on Construction Safety: Hazards, Mitigation Strategies, and Impacted Sectors,” Feb. 01, 2024, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/buildings14020526.

- [25] T. H. Cormen, C. E. Leiserson, R. L. Rivest, and C. Stein, “Introduction to Algorithms, Third Edition.”
- [26] S. J. . Russell *et al.*, *Artificial intelligence : a modern approach*. Pearson, 2021.
- [27] “Final Document Machine Learning-enabled Medical Devices: Key Terms and Definitions AUTHORIZING GROUP Artificial Intelligence Medical Devices (AIMD) Working Group Preface,” 2022.
- [28] M. Smith, “Introduction to OpenCV.” [Online]. Available: <http://opencv.willowgarage.com/wiki/InstallGuide>
- [29] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, “You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection,” May 2016, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1506.02640>
- [30] M. Raghu, T. Unterthiner, S. Kornblith, C. Zhang, and A. Dosovitskiy, “Do Vision Transformers See Like Convolutional Neural Networks?,” Mar. 2022, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2108.08810>
- [31] A. Perisic and B. Perisic, “Digital Twins Verification and Validation Approach through the Quintuple Helix Conceptual Framework,” *Electronics (Switzerland)*, vol. 13, no. 16, Aug. 2024, doi: 10.3390/electronics13163303.
- [32] D. Hefft, N. Große, A. Kreyenborg, D. Kiklhorn, and M. Henke, “Approaches And Research Directions For Adapting Rapid Prototyping In Industrial Service Development: A Systematic Literature Review,” in *Procedia CIRP*, Elsevier B.V., 2024, pp. 562–572. doi: 10.1016/j.procir.2024.10.130.
- [33] L. Zhou, N. Wu, H. Chen, Q. Wu, and Y. Lu, “RRT*-Fuzzy Dynamic Window Approach (RRT*-FDWA) for Collision-Free Path Planning,” *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 13, no. 9, May 2023, doi: 10.3390/app13095234.
- [34] C. Heaton, A. Park, and C. Zedlewski, “Integrated Development Environments (IDEs) Technology Strategy.”
- [35] “Guide to Success on VSCode Contents.” [Online]. Available: <https://code.visualstudio.com/download>.
- [36] H.-P. Halvorsen, “Python Programming.” [Online]. Available: <https://www.halvorsen.blog>

- [37] L. López, J. Suárez-Ramírez, M. Alemán-Flores, and N. Monzón, “Automated PPE compliance monitoring in industrial environments using deep learning-based detection and pose estimation,” *Autom. Constr.*, vol. 176, Aug. 2025, doi: 10.1016/j.autcon.2025.106231.
- [38] Y. Horesh, R. Oz Rokach, Y. Kolben, and D. Nachman, “Real-Time Monitoring of Personal Protective Equipment Adherence Using On-Device Artificial Intelligence Models,” *Sensors*, vol. 25, no. 7, Apr. 2025, doi: 10.3390/s25072003.
- [39] J. Zhao, Z. Yang, B. Li, and Y. Zhao, “YOLO-DCRCF: An Algorithm for Detecting the Wearing of Safety Helmets and Gloves in Power Grid Operation Environments,” *J. Imaging*, vol. 11, no. 9, Sep. 2025, doi: 10.3390/jimaging11090320.
- [40] A. M. Vukicevic, M. Petrovic, P. Milosevic, A. Peulic, K. Jovanovic, and A. Novakovic, “A systematic review of computer vision-based personal protective equipment compliance in industry practice: advancements, challenges and future directions,” *Artif. Intell. Rev.*, vol. 57, no. 12, Dec. 2024, doi: 10.1007/s10462-024-10978-x.
- [41] R. Duan, H. Deng, M. Tian, Y. Deng, and J. Lin, “SODA: A large-scale open site object detection dataset for deep learning in construction,” *Autom. Constr.*, vol. 142, Oct. 2022, doi: 10.1016/j.autcon.2022.104499.
- [42] C. Shi, D. Zhu, J. Shen, Y. Zheng, and C. Zhou, “GBSG-YOLOv8n: A Model for Enhanced Personal Protective Equipment Detection in Industrial Environments,” *Electronics (Switzerland)*, vol. 12, no. 22, Nov. 2023, doi: 10.3390/electronics12224628.
- [43] M. L. Huang and Y. Cheng, “Dataset of personal protective equipment,” *Data Brief*, vol. 62, Oct. 2025, doi: 10.1016/j.dib.2025.111988.
- [44] E. Guney, H. Altin, A. Esra Asci, O. U. Bayilmis, and C. Bayilmis, “YOLO-Based Personal Protective Equipment Monitoring System for Workplace Safety,” *JITSI : Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, vol. 5, no. 2, pp. 77–85, Jun. 2024, doi: 10.62527/jitsi.5.2.238.
- [45] N. A. N. M. Nazli, N. Sabri, R. Aminuddin, S. Ibrahim, S. Yusof, and S. D. N. M. Nasir, “A real-time system for detecting personal protective equipment compliance using deep learning model YOLOv5,” in *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., 2024, pp. 647–656. doi: 10.1016/j.procs.2024.10.291.

- [46] Roberto Hernández Sampieri Carlos Fernández Collado María del Pilar Baptista Lucio, “metodologia_de_la_investigacion_-_roberto_hernandez_sampieri,” vol. 6, pp. 1–174, 2018.
- [47] K. G. Kim, “Book Review: Deep Learning,” *Healthc. Inform. Res.*, vol. 22, no. 4, p. 351, 2016, doi: 10.4258/hir.2016.22.4.351.
- [48] Graciela Tonon, “La utilización del método comparativo en estudios cualitativos en ciencia política y ciencias sociales: diseño y desarrollo de una tesis doctoral,” *Kairós. Revista de Temas Sociales*, no. 27, May 2011.
- [49] M. Medina, R. Rojas, W. Bustamante, R. Loaiza, C. Martel, and R. Castillo, *Metodología de la investigación: Técnicas e instrumentos de investigación*. Instituto Universitario de Innovación Ciencia y Tecnología Inudi Perú, 2023. doi: 10.35622/inudi.b.080.
- [50] Carlos Romero, *Análisis de las decisiones multicriterio*. Madrid, España: Isdefe, 1996.
- [51] Ltd. IMOU Technology Co., “6MP Dual Lens Outdoor P&T Camera Cruiser Dual 3MP Fixed Lens + 3MP Pan & Tilt Lens Two lens resolution total 6MP,” Hangzhou, China, May 2023. [Online]. Available: <http://www.imoulife.com>
- [52] EZVIZ Inc., “H8c Pro Safeguard your home with crisp details,” Shenzhen, China, Jul. 2023.
- [53] Ltd. Hikvision Digital Technology Co., “DS-2CD2043G0-I 4 MP IR Fixed Bullet Network Camera,” Hangzhou, China, Jun. 2022.
- [54] Ltd. Dahua Technology Co., “Lite Series | 4MP Lite IR Fixed-focal Bullet Network Camera Series Overview,” Hangzhou, China, Dec. 2020. [Online]. Available: www.dahuasecurity.com
- [55] Ltd. TP-Link Technologies Co., “Model: Tapo C320WS Outdoor Security Wi-Fi Camera Full-Time Color Weatherproof 2K HD Video Starlight Night Vision,” Shenzhen, China, Sep. 2021.
- [56] Inc. Samsung Electronics America, “Introducing Galaxy A23 5G,” Ridgefield Park, New Jersey, EE. UU., Aug. 2022. [Online]. Available: www.samsung.com.

- [57] E. De, C. De Trabajo, and Y. Salud, “PANORAMA NACIONAL DE SALUD DE LOS TRABAJADORES VERSIÓN I,” 2021.
- [58] “ANSI/ISEA 107-2020 Made Easier: A Quick Reference to the High-Visibility Safety Apparel Standard,” 2020. [Online]. Available: <http://mutcd.fhwa.dot.gov/resources/interpretations/index.html>*
- [59] “High visibility clothing for use around moving vehicles,” 2022.
- [60] Osha, “Personal Protective Equipment,” Washington, D.C., Feb. 2023. Accessed: Aug. 05, 2025. [Online]. Available: <https://www.osha.gov/sites/default/files/publications/OSHA3151.pdf>
- [61] O. Osha, “High-visibility safety apparel.”
- [62] M. Massiris, J. A. Fernández, J. Bajo, and C. Delrieux, “An automated system for monitoring the use of personal protective equipment in the construction industry,” *RIAI - Revista Iberoamericana de Automatica e Informatica Industrial*, vol. 18, no. 1, pp. 68–74, 2021, doi: 10.4995/RIAI.2020.13243.
- [63] H. Sheth, “The Impact of Automation on Business Process Efficiency and Accuracy: Enhancing Operational Performance in the Digital Age,” 2021.
- [64] H. V. Pham *et al.*, “Problems and Opportunities in Training Deep Learning Software Systems: An Analysis of Variance,” in *Proceedings - 2020 35th IEEE/ACM International Conference on Automated Software Engineering, ASE 2020*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Sep. 2020, pp. 771–783. doi: 10.1145/3324884.3416545.
- [65] S. Raschka, “Model Evaluation, Model Selection, and Algorithm Selection in Machine Learning,” Nov. 2020, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1811.12808>
- [66] PwC Asesores Empresariales Cía. Ltda., “Salario Básico Unificado 2025: Resolución del Ministerio del Trabajo del Ecuador,” *PricewaterhouseCoopers Ecuador – Boletín Informativo*, pp. 1–2, Dec. 2024, Accessed: Nov. 08, 2025. [Online]. Available: <https://www.pwc.com/ec>
- [67] A. De Regulación, “PLIEGO TARIFARIO DEL SERVICIO PÚBLICO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DIRECCIÓN TÉCNICA DE REGULACIÓN ECONÓMICA Y TARIFAS PLIEGO TARIFARIO DEL SERVICIO PÚBLICO DE ENERGÍA

ELÉCTRICA AÑO 2025 PLIEGO TARIFARIO DEL SERVICIO PÚBLICO DE ENERGÍA ELÉCTRICA CONTENIDO,” 2025.

[68] M. I. B. Ahmed *et al.*, “Personal Protective Equipment Detection: A Deep-Learning-Based Sustainable Approach,” *Sustainability (Switzerland)*, vol. 15, no. 18, Sep. 2023, doi: 10.3390/su151813990.

[69] A. Zicari, “El período de recupero: su uso en la evaluación de proyectos de inversión,” no. Thomson Reuters / Revista de Economía y Finanzas, pp. 1–10, May 2022, Accessed: Nov. 08, 2025. [Online]. Available: <https://www.thomsonreuters.com/>

[70] I. Contreras, “Analysis of the Economic Profitability (ROI) and Financier (ROE) In Business ventures and Bank companies in an Inflationary Context,” Feb. 2021.

8. ANEXOS

ANEXO 1: Carta de aceptación de artículo



ACCEPTANCE LETTER

Dear Marlon A. Laica, Lisbeth M. Guamán, Jose E. Naranjo
Technical University of Cotopaxi
Ecuador

On behalf of the WorldCIST'26 - The 2026 World Conference on Information Systems and Technologies, I am pleased to inform you that your submission "*A Deep Learning-Driven Computer Vision Framework for Real-Time PPE Detection and Automated Safety Inspection*" has been accepted as a Full paper for publication and oral presentation in this conference.

So, you are cordially invited to participate and present the paper in the WorldCIST'26 (<http://www.worldcist.org/>) to be held at University of Madeira (UMa), Funchal, Madeira, Portugal, between March 31 and April 2, 2026, an international scientific event sponsored and organized by UMa and ITMA - Information and Technology Management Association.

We sincerely hope that you will join us in making WorldCIST'26 a success. We look forward to seeing you next March.

Sincerely,

A handwritten signature in blue ink, which appears to read 'Álvaro Manuel Reis da Rocha', is positioned above the printed name.

Álvaro Manuel Reis da Rocha

WorldCIST'26, General Chair

ANEXO 2: Avalu de las empresas donde se valido el prototipo



AVAL DE LA EMPRESA

Latacunga, enero 2026

Ing. Francisco Alejandro Espinosa Vaca

Ingeniero Civil

Proyecto Marianita

Presente.

En mi calidad de **responsable del Proyecto Marianita**, me permito **aval** el **Proyecto de Investigación** titulado: **“DESARROLLO DE UN PROTOTIPO BASADO EN VISIÓN ARTIFICIAL PARA LA DETECCIÓN DE EPP”**, desarrollado por los estudiantes Lisbeth Maribel Guamán Santafé y Marlon Adrian Laica Lara, de la carrera de **Ingeniería Industrial de la Universidad Técnica de Cotopaxi**, como parte de su trabajo de titulación.

Se certifica que la propuesta tecnológica fue **implementada y puesta en funcionamiento dentro del Proyecto Marianita**, evidenciándose resultados satisfactorios en relación con los objetivos planteados, por lo que se manifiesta la **conformidad con el trabajo realizado** por los estudiantes.

En virtud de lo expuesto, se otorga el presente aval para los fines académicos y legales que los interesados consideren pertinentes.

Atentamente,

FRANCIS
CO
ALEJAN
DRO
ESPINOS
A VACA
Firmado digitalmente por FRANCISCO ALEJANDRO ESPINOSA VACA Fecha: 2026.01.27 18:23:56 -05'00'

Ing. Francisco Alejandro Espinosa Vaca

Ingeniero Civil

responsable del Proyecto Altivo



AVAL DE LA EMPRESA

Latacunga, enero 2026

Ing. Francisco Alejandro Espinosa Vaca

Ingeniero Civil

Proyecto Altivo

Presente.

En mi calidad de **responsable del Proyecto Altivo**, me permito **aval** el **Proyecto de Investigación** titulado: **“DESARROLLO DE UN PROTOTIPO BASADO EN VISIÓN ARTIFICIAL PARA LA DETECCIÓN DE EPP”**, desarrollado por los estudiantes Lisbeth Maribel Guamán Santafé y Marlon Adrian Laica Lara, de la carrera de **Ingeniería Industrial de la Universidad Técnica de Cotopaxi**, como parte de su trabajo de titulación.

Se certifica que la propuesta tecnológica fue **implementada y puesta en funcionamiento dentro del Proyecto Altivo**, evidenciándose resultados satisfactorios en relación con los objetivos planteados, por lo que se manifiesta la **conformidad con el trabajo realizado** por los estudiantes.

En virtud de lo expuesto, se otorga el presente aval para los fines académicos y legales que los interesados consideren pertinentes.

Atentamente,

FRANCIS
CO
ALEJAN
DRO
ESPINOSA
A VACA

Firmado digitalmente por FRANCISCO ALEJANDRO ESPINOSA VACA
Fecha: 2026.01.27 18:23:56 -05'00'

Ing. Francisco Alejandro Espinosa Vaca

Ingeniero Civil

responsable del Proyecto Altivo

Manual de Usuario del Sistema de Detección de Equipos de Protección Personal (EPP) mediante Visión Artificial



Índice

| | |
|-------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| 1. Puesto de trabajo del sistema | iii |
| 2. Puesta en marcha del sistema..... | iii |
| 3. Operación del sistema..... | v |
| 4. Consulta de registros en el dashboard web | v |
| 5. Cierre del sistema | v |
| <input type="checkbox"/> La aplicación no abre o el ejecutable fue eliminado | v |
| <input type="checkbox"/> No se visualiza la imagen de la cámara en el sistema | vi |
| <input type="checkbox"/> El nombre del trabajador no se carga correctamente | vi |
| <input type="checkbox"/> El sistema se bloquea o no responde | vi |
| <input type="checkbox"/> No se actualizan los registros en el archivo de Excel..... | vii |

1. Puesto de trabajo del sistema

El sistema se emplea en un punto de control estático situado en la entrada al área de trabajo o a la obra. En esta posición, el operador cuenta con un teléfono móvil que se ha configurado como cámara a través de DroidCam para enviar la imagen en vivo a la pantalla del sistema y con una computadora que ejecuta la aplicación de detección de EPP.

El empleado se sitúa delante de la cámara para comprobar que lleva el chaleco y el casco. Los resultados de la detección se exponen en la interfaz del sistema a través de los indicadores "Casco: "Chaleco" y "VERDADERO/FALSO": "VERDADERO/FALSO", lo cual posibilita que el operador valide al instante si se ha cumplido con el uso de EPP antes de entrar a la zona operativa.

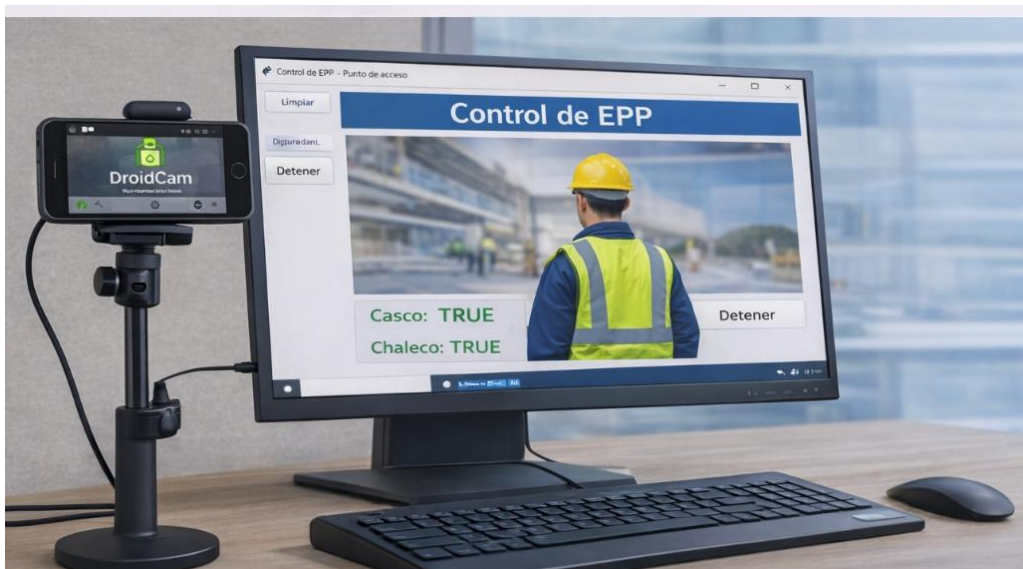


Figura 1. Puesto de trabajo del sistema

2. Puesta en marcha del sistema

Paso 1. Ejecución de la aplicación. Desde el escritorio de la computadora, el operador da clic en el icono de la aplicación “Control de EPP – Punto de acceso” para iniciar el sistema.

Paso 2. Ingreso del número de cédula. Una vez abierta la aplicación, se introduce el número de cédula del trabajador en el campo correspondiente de la interfaz principal.

Paso 3. Carga de datos del trabajador. Se selecciona la opción “Cargar/Nombre”, con lo cual el sistema recupera automáticamente el nombre del trabajador registrado en la base de datos.

Paso 4. Verificación de identidad. El operador verifica visualmente que el nombre mostrado en pantalla corresponda correctamente al trabajador que se encuentra en el punto de control, antes de continuar con el proceso.

Paso 5. Inicio del proceso de detección. Tras confirmar la identidad, se selecciona la opción “Iniciar” para poner en marcha el proceso de verificación automática del uso de EPP.

Paso 6. Interrupción del proceso (si aplica). En caso de que el proceso se haya iniciado por error o se requiera detener la verificación, se utiliza la opción “**Detener**”, lo que permite finalizar la ejecución actual y proceder con el siguiente registro.

Paso 7. Registro de nuevo trabajador (si aplica). Cuando el trabajador no se encuentra previamente registrado en el sistema, se selecciona la opción “**Nuevo trabajador**” e ingresan manualmente los datos básicos solicitados, quedando estos almacenados para futuros controles.

Paso 8. Consulta de registros diarios. Mediante la opción “**Abrir Excel**”, el operador puede visualizar el archivo de registros correspondiente a las verificaciones realizadas durante la jornada. Para que el sistema continúe guardando nuevos registros, el archivo debe cerrarse antes de seguir con nuevas ejecuciones.

Paso 9. Cierre de la aplicación. Al finalizar la jornada o cuando se requiera terminar el uso del sistema, se selecciona la opción “**Salir**” para cerrar la aplicación de forma segura.



Figura 2. Acceso a la aplicación desde el escritorio del computador

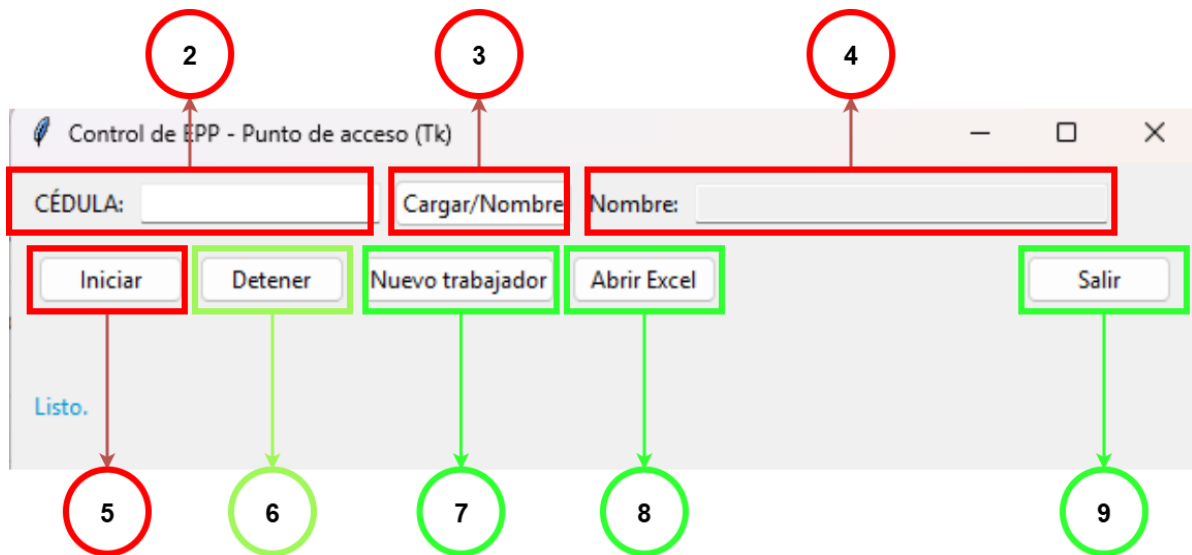


Figura 3. Interfaz principal del sistema “Control de EPP – Punto de acceso” para el ingreso de datos y ejecución del proceso de detección

3. Operación del sistema

Una vez que el sistema está funcionando, cada empleado debe situarse frente a la cámara en el punto de control para comprobar que use chaleco y casco. El operador puede ver en la pantalla del sistema los resultados de la detección automática a través de los indicadores "Casco: "Chaleco" y "VERDADERO/FALSO": "VERDADERO/FALSO", lo que posibilita verificar de inmediato si el empleado usa correctamente el equipo de protección personal.

Si alguno de los elementos de protección no es detectado, el operador pide al empleado que se ponga adecuadamente el EPP antes de seguir con la verificación. Este proceso se repite continuamente para cada trabajador durante el día de trabajo, lo que posibilita un control sistemático en la entrada al área laboral.

4. Consulta de registros en el dashboard web

El sistema cuenta con un panel de visualización (dashboard) en la web, que se puede acceder a través de un navegador usando la dirección local configurada (<http://192.168.1.11:5000>). Este panel posibilita la consulta de los registros de verificación que el sistema ha llevado a cabo en una fecha específica. Para este propósito, el operador escoge la fecha apropiada y tiene la posibilidad de filtrar los datos que aparecen según los criterios que están disponibles en el panel. El dashboard posibilita la aplicación de filtros según el rol del trabajador (por ejemplo, para ver solamente los registros de ingenieros o albañiles) y por cámara. Para que la información presentada en pantalla se actualice después de haber cambiado los filtros, hay que usar la opción "Actualizar". El panel también posibilita exportar los registros a Excel para su revisión o respaldo, dependiendo de lo que requiera la supervisión.

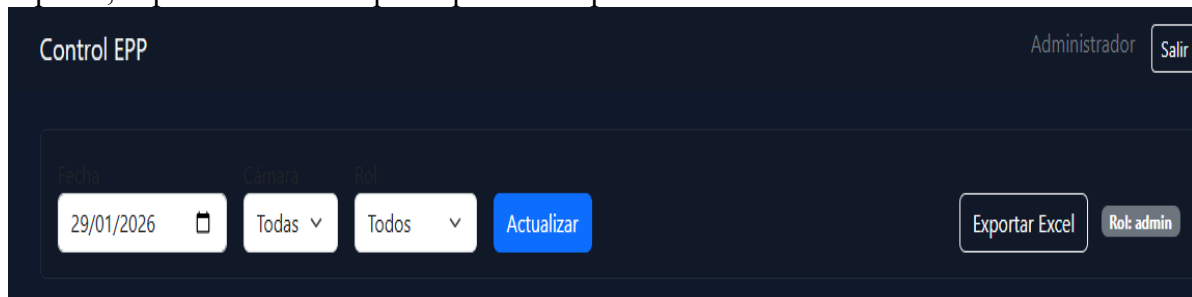


Figura 4. Dashboard web del sistema "Control EPP"

5. Cierre del sistema

Cuando termine el día de control o se necesite parar la operación del sistema, es necesario que el operador cierre adecuadamente la aplicación a través del botón de salida en la interfaz principal. Este método posibilita la terminación ordenada de la implementación del sistema y garantiza que los registros producidos durante el día se guarden adecuadamente.

Después de que la aplicación se cierra, el puesto de control puede no funcionar hasta el próximo turno laboral. El cierre apropiado del sistema asegura la integridad de los datos registrados y previene la realización de tareas no deseadas fuera del horario de funcionamiento.

6. Errores comunes y soluciones

- **La aplicación no abre o el ejecutable fue eliminado**

Descripción del error:

La aplicación no se ejecuta desde el escritorio debido a que el archivo ejecutable fue eliminado, movido de ubicación o el acceso directo fue borrado accidentalmente.

Solución:

Mantener un **respaldo del archivo ejecutable** en una carpeta segura o en un dispositivo externo (memoria USB o almacenamiento institucional). En caso de pérdida, reinstalar la aplicación a partir del respaldo y crear nuevamente el acceso directo en el escritorio.

- **No se visualiza la imagen de la cámara en el sistema**

Descripción del error:

La pantalla del sistema no muestra la imagen en tiempo real, lo que impide realizar la verificación del EPP.

Causa probable:

La aplicación DroidCam no se encuentra en ejecución en el teléfono móvil o no existe conexión activa entre el teléfono y la computadora.

Solución:

Verificar que **DroidCam esté abierta en el teléfono móvil** y que el dispositivo se encuentre correctamente conectado a la computadora (por cable USB o conexión WiFi). Reiniciar la aplicación del sistema una vez establecida la conexión.

- **El nombre del trabajador no se carga correctamente**

Descripción del error:

Luego de ingresar la cédula y presionar la opción de carga, el sistema no muestra el nombre del trabajador o presenta un nombre incorrecto.

Causa probable:

El trabajador no se encuentra registrado previamente en la base de datos o el número de cédula fue ingresado de forma incorrecta.

Solución:

Verificar que el número de cédula esté correctamente digitado. En caso de que el trabajador no exista en el sistema, utilizar la opción de **registro de nuevo trabajador** para ingresar sus datos.

- **El sistema se bloquea o no responde**

Descripción del error:

La aplicación se congela durante la ejecución o no responde a las acciones del operador.

Causa probable:

Uso prolongado del sistema sin reinicio o sobrecarga temporal de recursos del equipo.

Solución:

Cerrar la aplicación y volver a ejecutarla. Si el problema persiste, reiniciar la computadora antes de continuar con la operación del sistema.

-
- **No se actualizan los registros en el archivo de Excel**

Descripción del error:

Los nuevos registros de verificación no se reflejan en el archivo de Excel al abrirlo.

Causa probable:

El archivo de Excel se encuentra abierto durante la ejecución del sistema, lo que impide la actualización automática de los datos.

Solución:

Cerrar el archivo de Excel mientras el sistema se encuentra en ejecución. Una vez finalizadas las verificaciones, abrir nuevamente el archivo para visualizar los registros actualizados.

ANEXO 4: Registro de asistencia semanales



**FACULTAD DE
CIENCIAS DE LA
INGENIERÍA Y APLICADAS**

REGISTRO DE ASISTENCIA SEMANALES A TUTORÍAS

Título del proyecto de titulación: Desarrollo de un prototipo basado en visión artificial para la detección de EPP

Estudiantes: Lisbeth Maribel Guamán Santafé - Marlon Adrian Laica Lara

Cédula: 0504351974 - 0503188336

| Semana | Fecha | Hora | Actividad | Firma Estudiante | Observaciones |
|--------|------------|-----------------|--------------------------------------------------------------------------------|------------------|----------------------------------------|
| 2 | 13/10/2025 | 9:00 – 10:00 am | Aprobación del tema de tesis y delimitación del problema de investigación | | Se validó la pertinencia del proyecto |
| | | | | | |
| 3 | 20/10/2025 | 9:00 – 10:00 am | Definición de objetivos general y específicos del estudio | | Ajustes en la redacción de objetivos |
| | | | | | |
| 4 | 27/10/2025 | 9:00 – 10:00 am | Revisión del marco teórico sobre visión artificial, EPP y seguridad industrial | | Se sugirió ampliar fuentes científicas |
| | | | | | |
| 5 | 07/11/2025 | 9:00 – 10:00 am | Selección de los EPP a detectar (cascos y chalecos) y revisión normativa | | Se validó la selección según normativa |
| | | | | | |
| 6 | 10/11/2025 | 9:00 – 10:00 am | Diseño metodológico del sistema de visión artificial | | Aprobación del enfoque metodológico |
| | | | | | |

| | | | | | |
|----|------------|-----------------|-----------------------------------------------------------------------|--|-------------------------------------|
| 7 | 17/11/2025 | 9:00 – 10:00 am | Recolección y preparación del conjunto de imágenes para entrenamiento | | Se definió el dataset |
| | | | | | |
| 8 | 24/11/2025 | 9:00 – 10:00 am | Entrenamiento inicial del modelo de detección basado en YOLO | | Ajuste de parámetros del modelo |
| | | | | | |
| 9 | 01/12/2025 | 9:00 – 10:00 am | Evaluación de resultados preliminares del modelo | | Revisión de métricas de desempeño |
| | | | | | |
| 10 | 08/12/2025 | 9:00 – 10:00 am | Desarrollo del sistema de monitoreo y dashboard de visualización | | Se validó la estructura del sistema |
| | | | | | |
| 11 | 15/12/2025 | 9:00 – 10:00 am | Integración del sistema con el prototipo y pruebas funcionales | | Ajustes en el funcionamiento |
| | | | | | |
| 12 | 05/01/2026 | 9:00 – 10:00 am | Redacción del capítulo de metodología y desarrollo del prototipo | | Correcciones de estructura |
| | | | | | |
| 13 | 12/01/2026 | 9:00 – 10:00 am | Redacción del capítulo de resultados y análisis del sistema | | Incorporación de tablas y figuras |
| | | | | | |



| | | | | | |
|----|------------|-----------------|-----------------------------------------------------------|--|----------------------------------|
| 14 | 19/01/2026 | 9:00 – 10:00 am | Elaboración de conclusiones y recomendaciones | | Ajustes en la interpretación |
| | | | | | |
| 15 | 26/01/2026 | 9:00 – 10:00 am | Revisión general del documento de tesis | | Correcciones de forma y estilo |
| | | | | | |
| 16 | 02/02/2026 | 9:00 – 10:00 am | Validación final del documento con tutor previo a entrega | | Documento listo para Pre-defensa |
| | | | | | |

| | |
|-------------------------------------------|------|
| Porcentaje Total de Asistencia a tutorías | 100% |
|-------------------------------------------|------|

Ing. José Ezequiel Naranjo Robalino MSc.

TUTOR