

Verificación automática del uso de elementos de seguridad utilizando visión computacional

¹Cesar Gallardo [0000-0002-3227-487X], ¹Ricardo Selva [0000-0002-4843-1243], ¹Nicolas Ibarra [0000-0003-4654-8410], ¹Diego Alberto Godoy [0000-0002-7445-7375], ²Enrique Marcelo Albornoz [0000-0002-7044-020X],

¹ Centro de Investigación en Tecnologías de la Información y Comunicaciones (CITIC).
Universidad Gastón Dachary, Av. López y Planes 6519, 3300 Posadas - Argentina

² Instituto de investigación en Señales, Sistemas e Inteligencia Artificial - sinc(i), CONICET-UNL

cesar.cgallardo@gmail.com, ricardosel@gmail.com, Nicoibarra1@gmail.com, diego-godoy@citic.ugd.edu.ar, emalbornoz@sinc.unl.edu.ar,

Abstract. El uso de los elementos de protección personal (EPP) en las industrias es imperativo, existen normativas vigentes que dictan el uso obligatorio de diversos tipos de EPP dependiendo de la actividad que se realice. El correcto uso de estos elementos puede ser la diferencia entre un incidente y un accidente con graves consecuencias para las personas involucradas, que van desde lesiones leves hasta lesiones permanentes o, en el peor de los casos, la muerte del operario. En la planta de reciclaje de GIRSU (Gestión Integral de Residuos Sólidos Urbanos) en la ciudad de Posadas, los supervisores dedican una gran parte de su tiempo a controlar que los trabajadores utilicen correctamente sus EPP en todo momento mientras realizan sus actividades para cuidar la salud de los trabajadores. Este trabajo se centró en el desarrollo de un prototipo que permite detectar trabajadores que no usen sus EPP como un primer paso para poder implementar un sistema de control automático del uso de EPP, que pueda alertar a los supervisores cuando algún trabajador no lo esté utilizando. El prototipo implementa YOLOv5. Esta red es ampliamente utilizada en una gran variedad de escenarios por su buen desempeño y costo computacional relativamente bajo.

Keywords: Pytorch, Redes Neuronales Convolucionales, EPP, identificación de EPP.

1 INTRODUCCIÓN

Las personas involucradas en una organización son el activo más valioso, ya que de ellos depende que se realice una determinada actividad productiva como una tarea operativa manual o el manejo de determinadas máquinas. Cada día, los empleados están expuestos a los peligros del ambiente del trabajo, donde un accidente puede resultar en heridas, lesiones, discapacidades e incluso el deceso de uno o más trabajadores [1]. Además, en el ambiente laboral están presentes distintos agentes de riesgo que, en el largo plazo, pueden generar diversas enfermedades profesionales [2]. El

centro verde municipal [3] cuenta con una planta de reciclaje que contribuye con el desarrollo sostenible, que se encarga de la reducción de residuos enviados a los centros de depósitos finales, promoviendo la reutilización y reciclaje de los mismos. Parte de la Gestión de Residuos Sólidos Urbanos (GIRSU) [3] se realiza en dicha planta de reciclaje. Es un ambiente industrial con muchas maquinarias, que presentan diversos riesgos para la salud. Los operarios deben usar en todo momento sus elementos de protección personal, como cascos, guantes, zapatos y chaleco.

Detectar a las personas en estos ambientes, en términos computacionales, es una tarea compleja ya que se debe emular al cerebro humano para lograrlo: se requiere por un lado reconocer a cada trabajador y las partes de su cuerpo y, por otro lado, por cada parte del cuerpo, verificar que se esté utilizando el EPP correspondiente.

Dicha problemática también fue abordada en el trabajo “Sistema automatizado para monitorear el uso de equipos de protección personal en la industria de la construcción” [4], es la mala utilización de los EPP (Equipos de Protección Personal) por parte de los trabajadores y visitantes en los sitios donde se llevan a cabo proyectos de construcción. Así también como el trabajo relacionado [5] desarrolla un prototipo que se encarga de reconocer a la persona en una primera instancia y sobre ese resultado se realiza la identificación de EPPs. Por último, el trabajo [6] proponen una solución liviana y rápida para la detección de elementos de protección personal en ambientes industriales. En el trabajo se pretende detectar la falta de uso de cascos, chalecos refractarios, barbijos y guantes.

Este trabajo se centra en la utilización de tecnología para controlar el uso de cascos, chalecos refractarios y guantes mediante visión computacional, permitiendo la verificación e identificación de los EPP en los operarios que circulan por zonas de extremo cuidado. En la Figura 1 se pueden observar ejemplos de estos EPP.



Fig. 1. Ejemplos de cascos, chalecos y guantes

2 MATERIALES Y MÉTODOS

En esta sección se detalla por un lado el modelado del prototipo y la tecnología a utilizar. Luego se detalla el proceso de recopilación y preparación del dataset de imágenes que sirve para el entrenamiento, validación y testeo de la red neuronal, así como las pruebas que se realizan.

2.1 Modelado del prototipo

Esta fase consiste en analizar y diseñar un prototipo de solución que sea capaz de satisfacer la necesidad de identificar los EPP. Uno de los trabajos de referencia obtiene un muy buen porcentaje de confianza (0.99) en la identificación de EPP en la industria de la construcción. Aunque para ello fue necesario la inversión de un alto costo computacional, para lograrlo utilizan procesamiento de videos de alta calidad, se obtienen las imágenes del mismo, se identifican los puntos antropométricos y luego de ello se identifica si poseen los EPP. Con el objetivo de reducir los costos computacionales elevados que acarrea dicha implementación, se opta por resolver el problema de una manera más sencilla empleando una red neuronal convolucional de detección de objetos en una imagen. Para esta implementación se decide utilizar la red YOLOv5 debido a su gran precisión, bajo costo computacional y completa documentación [7] en el momento que se inicia el presente proyecto, razón por la cual se elige esa versión de la red. Se decide realizar el prototipo en lenguaje Python utilizando la librería Pytorch, que permite integrar fácilmente el modelo YOLOv5 y manipular sus resultados con facilidad.

El prototipo consta de dos etapas, entrenamiento y funcionamiento. La etapa de entrenamiento de la red requiere de un conjunto de imágenes etiquetadas con sus respectivas clases a fin de producir un conjunto de pesos que permitan ser utilizados a posteriori. En la etapa de funcionamiento, los pesos obtenidos en el aprendizaje son utilizados para configurar la red y las imágenes capturadas por un dispositivo son procesadas por la misma. En función de los pesos introducidos a la red y la fotografía utilizada como imagen de entrada, se obtendrá un conjunto de detecciones, las cuales sirven de entrada a un algoritmo de decisión que determinará si cada persona en la imagen está utilizando sus EPP.

2.2 Recopilación y preparación del dataset de imágenes

En esta tarea se deben recopilar las imágenes que van a formar parte en el dataset del proyecto. Por un lado se encuentran las imágenes del dataset Hard Hat Workers descrito en secciones anteriores. De este dataset solamente se pudieron utilizar 1280 imágenes debido a limitaciones del plan de precios de Roboflow al momento de realizar la importación. Por otro lado, se tomaron 136 fotos de los trabajadores realizando sus funciones en la planta de reciclado del centro verde (Figura 2) para evaluar el comportamiento del modelo con imágenes del escenario objetivo. En estas imágenes se pueden observar trabajadores cumpliendo sus tareas en la cinta transportadora, también se solicitó la ayuda de algunos de ellos para tomar imágenes de frente con su equipamiento completo y también solicitando que se quiten algunos elementos para poder realizar distintas pruebas.



Fig. 2. Trabajadores del centro verde realizando sus tareas

El dataset elaborado comprende una gran variedad de ejemplos y elementos que sirven para el entrenamiento, validación y testeo del prototipo, tal como refleja la Figura 3. En algunos casos se observan imágenes con augmentation (con cabezas que están invertidas a fin de poder mejorar el rendimiento de la red neuronal).

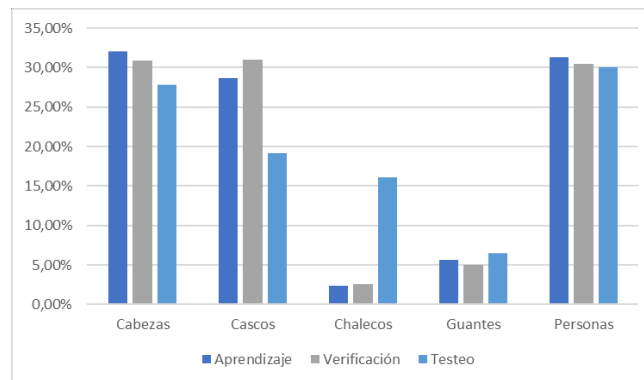


Fig. 3. Porcentaje de imágenes utilizadas para los procesos de entrenamiento, validación y testeo

2.3 Etiquetado de los datos

Se determinó que se etiquetara la clase casco delimitando el casco lo más precisamente posible, encerrando en las etiquetas la menor área posible de la cabeza de los trabajadores. Otra clase a etiquetar es la clase cabeza, se etiquetan las cabezas que no tienen casco, y también las cabezas que tienen casco englobando al mismo, como se observa en Figura 4. El propósito de esta etiqueta es que el prototipo pueda determinar si la persona se encuentra en una posición donde sea visible el casco, ya que si se puede visualizar su cabeza, debería ser posible visualizar su casco. En la Tabla 1 se describen las proporciones de clases de objetos por set de datos.

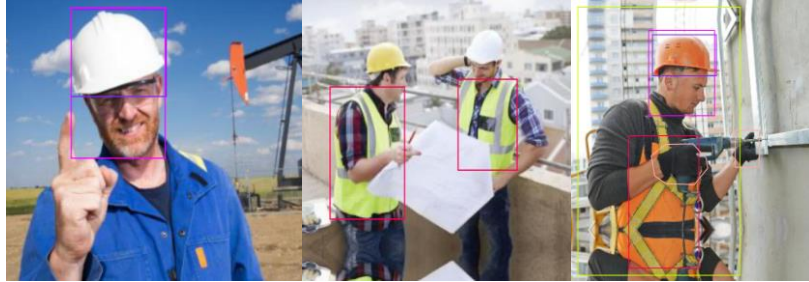


Fig. 4. Descripción del dataset *Hard Hat Workers Object Detection* [8]

Table 1. Descripción del dataset

	Aprendizaje	Verificación	Testeo
Cabezas	32,08%	30,94%	27,86%
Cascos	28,68%	31,02%	19,20%
Chalecos	2,38%	2,57%	16,10%
Guantes	5,59%	4,95%	6,50%
Personas	31,27%	30,52%	30,03%
% Totales	100%	100%	100%

3 EVALUACIÓN DEL PROTOTIPO

El prototipo es una red YOLO v5 la cual fue entrenada utilizando los datos proporcionados anteriormente. La misma arrojó los siguientes resultados en el laboratorio realizado, la salida de la red es procesada por un algoritmo de decisión que determina si las personas detectadas cumplen con los requisitos mínimos de uso de EPP. En las imágenes de la derecha se puede observar otra detección correcta, el prototipo no marca ninguna falta de EPP ya que la persona tiene todos sus elementos de protección a la vista. independientemente de su posición. Mientras que a la izquierda se logra observar la salida de la red Yolo v5 con sus respectivos valores de confianza.



Fig. 5. Prueba correcta en modo portal

Se realizó una segunda prueba en modo portal cuyos resultados pueden visualizarse en Figura 6. En esta prueba se obtuvo un resultado incorrecto como se puede ver en las imágenes la persona está utilizando correctamente todo su equipo, sin embargo en la imagen de la derecha se ilustra que el prototipo detecta que faltan sus guantes. Este problema se puede deber al contraste de brillo en la imagen, las áreas que están al sol provocaron que el resto de la imagen se vea más oscura y con un poco de ruido, lo que pudo provocar la falla en la detección de ambos guantes.



Fig. 6. Prueba en modo portal donde no se detectaron guantes

La Figura 7 una prueba sencilla, donde se ve a un único operario de cerca con un contraste aceptable y sus manos claramente visibles. A la izquierda se encuentra la salida gráfica de la red, donde es destacable que ninguno de los objetos de la cinta confundió a la red y todas las detecciones fueron correctas con buenos valores de confianza. A la derecha se encuentra la salida gráfica del prototipo, donde se puede observar que el mismo detecta que falta el chaleco y los guantes del trabajador. En esta prueba se destaca la detección del casco, ya que su color es distinto a los cascos

que normalmente se usan en el centro verde, esto indica que el prototipo es capaz de adaptarse a ligeros cambios en los EPP sin necesidad de reentrenar la red.



Fig. 7. Prueba correcta en la cinta transportadora

Al observar la Figura 8 puede notar que las personas más cercanas fueron detectadas correctamente junto con sus EPP mientras que en las personas más lejanas empiezan los inconvenientes. Por un lado, la que se encuentra agachada a la izquierda no fue detectada, tampoco fue detectado otro de los operarios de la izquierda. Los más lejanos fueron detectados, pero sus chalecos no.



Fig. 8. Prueba en la cinta transportadora con algunos errores

4 CONCLUSIONES

Se desarrolló un prototipo de un sistema de visión computacional para la identificación de EPP en escenarios industriales, en particular se probó en el centro verde municipal de la ciudad de Posadas. A partir de los resultados expuestos, es posible decir que resulta factible su implementación desde el punto de vista técnico y social ya que aporta mejoras significativas en el control y cuidado de las personas que trabajan en una industria. Por otro lado, si bien el escenario se centra en la industria del reciclado, es factible extrapolarlo a otra industria dado que los EPP son los mismos utilizados en otros ambientes.

5 TRABAJOS FUTUROS

Ya que se identificaron oportunidad de mejoras y áreas de mejora en los resultados obtenidos por la red, se considera fundamental continuar con el proceso de re-entrenamiento del modelo con el fin de obtener un mayor porcentaje de precisión en la clasificación de los elementos de protección personal. Se espera brindar especial atención al reconocimiento de manos y guantes. Es necesario destacar la importancia de esta acción para lograr una gestión eficiente y contribuir al cuidado de los trabajadores. Se plantea también la realización de una comparación entre distintas versiones de la red YOLO con el fin de evaluar su desempeño y determinar cuál de ellas se ajusta mejor a las necesidades del escenario propuesto. Se espera que esta evaluación permita identificar las fortalezas y debilidades de cada versión, así como los aspectos a mejorar para optimizar su uso. De esta manera, se podrá seleccionar la versión de la red que mejor se adapte a los objetivos de la entidad beneficiada.

6 REFERENCIAS

1. C. Ray Asfahl, *Seguridad industrial y administración de la salud*. Pearson Educación., 2010.
2. L. E. S. Chávez, J. W. U. Vicuña, and L. B. C. Camacho, “Evaluación de la Exposición a agentes de riesgo físico en centros de salud,” *Polo del Conocimiento: Revista científico - profesional*, vol. 5, no. 10, pp. 424–439, 2020.
3. Municipalidad de Posadas, “Centro Verde Municipal.” <https://posadas.gov.ar/sustentable/centro-verde-municipal/> (accedido 12/01/2022).
4. M. Massiris, J. A. Fernández, J. Bajo, and C. Delrieux, “Sistema automatizado para monitorear el uso de equipos de protección personal en la industria de la construcción,” *Rev. iberoam. autom. inform. ind.*, vol. 18, no. 1, pp. 68–74, 2021.
5. A. Sandru, G.-E. Duta, M.-I. Georgescu, and R. T. Ionescu, “SuPER-SAM: Using the Supervision Signal from a Pose Estimator to Train a Spatial Attention Module for Personal Protective Equipment Recognition,” Sep. 2020, doi: 10.48550/arXiv.2009.12339.
6. X. Ke, W. Chen, and W. Guo, “100+ FPS detector of personal protective equipment for worker safety: A deep learning approach for green edge computing,” *Peer-to-Peer Networking and Applications*, vol. 15, no. 2, pp. 950–972, Nov. 2021.
7. “Ultralytics/yolov5,” *GitHub*. <https://github.com/ultralytics/yolov5> (accedido 26/09/2022).
8. Northeastern University-China, “Hard Hat Workers Object Detection Dataset.” Sep. 30, 2022. 03/05/2023. [Online]. Disponible en: <https://public.roboflow.com/object-detection/hard-hat-workers>

