**Proyecto Final: Detección de Empleados sin Casco en Áreas de Trabajo**

**Reporte Ejecutivo**

**1. Resumen Ejecutivo**

Este proyecto, desarrollado en el marco de un programa de maestría en Ciencia de Datos, busca mejorar la seguridad laboral a través de la visión por computadora. Con un enfoque en la detección de empleados sin casco en áreas de trabajo, se ha implementado un sistema basado en **YOLO v11**, que aprovecha técnicas de deep learning para reconocer de forma automática la ausencia de este elemento de protección.

A lo largo del desarrollo, se recopilaron imágenes de distintos escenarios laborales, representando tanto empleados con casco como sin él, en diferentes condiciones de iluminación y ángulos. Gracias a un proceso cuidadoso de preprocesamiento y anotación, se logró entrenar un modelo con resultados prometedores, medidos en términos de precisión, recall y F1-score.

**2. Metodología**

Para lograr los objetivos propuestos, se optó por la metodología **OSEMN**, que facilita la gestión integral de proyectos de ciencia de datos con un enfoque práctico y flexible:

1. **Obtención de Datos:** Se recopilaron imágenes de empleados en distintas situaciones, garantizando una muestra variada.
2. **Scrub (Limpieza de Datos):** Se llevaron a cabo procesos de balanceo de clases, aumentación de datos y etiquetado manual para mejorar la calidad del conjunto.
3. **Exploración:** A través de análisis estadísticos y visualizaciones, se identificaron patrones y posibles sesgos en el dataset.
4. **Modelado:** Se entrenó un modelo basado en **YOLO v11**, ajustando hiperparámetros y configuraciones para maximizar el rendimiento.
5. **Interpretación:** Se evaluaron los resultados aplicando diversas métricas de desempeño y, a partir de ellas, se introdujeron mejoras iterativas en el modelo.

Adicionalmente, se compararon brevemente otras metodologías como CRISP-DM, KDD y TDSP, para finalmente seleccionar OSEMN por su estructura amigable con proyectos de visión por computadora.

**3. Análisis de Datos y Resultados**

Durante la fase de entrenamiento y validación, el modelo obtuvo un rendimiento notable. A continuación, se presentan las métricas más relevantes:

|  |  |
| --- | --- |
| **Métrica** | **Valor** |
| **Precisión** | 0.9363 |
| **Recall** | 0.9155 |
| **F1-score** | 0.9255 |
| **mAP (IoU@0.5)** | 0.6611 |
| **mAP (IoU@0.5:0.95)** | 0.6547 |

* **Precisión (93.63%)**: Proporción de detecciones catalogadas como positivas que efectivamente son correctas.
* **Recall (91.55%)**: Capacidad del modelo para captar la mayoría de los casos sin casco.
* **F1-score (92.55%)**: Equilibrio logrado entre precisión y recall.
* **mAP (~65%)**: Indica que existe margen para afinar la localización de objetos.

En pruebas de campo, el sistema mostró algunas debilidades en escenarios con iluminación deficiente o con elementos que se asemejan a un casco. Sin embargo, estos desafíos pueden abordarse con técnicas adicionales de preprocesamiento y el uso de más ejemplos representativos en el dataset.

**4. Conclusiones y Recomendaciones**

El modelo propuesto demuestra su utilidad en la detección automatizada de empleados sin casco, lo que se traduce en un avance para la seguridad laboral y prevención de accidentes. Los resultados obtenidos, con una F1-score por encima del 90%, validan el enfoque adoptado.

No obstante, es importante mencionar ciertas áreas de oportunidad:

* **Ampliación del Dataset:** Recoger más imágenes y situaciones distintas (entornos nocturnos, diferentes tipos de casco, industrias variadas) para robustecer la red.
* **Optimización del Modelo:** Evaluar la implementación de versiones más ligeras de YOLO o aplicar técnicas como pruning y cuantización, especialmente para la ejecución en dispositivos de bajo rendimiento.
* **Refinamiento en el Postprocesamiento:** Explorar algoritmos avanzados de filtrado para reducir falsos positivos, particularmente en entornos llenos de objetos similares al casco.

En conjunto, este proyecto sienta bases sólidas para futuros desarrollos en la intersección de la seguridad industrial y la ciencia de datos. Con la integración de analíticas más complejas y la posibilidad de desplegar el modelo en sistemas de videovigilancia en tiempo real, se abre la puerta a soluciones escalables que contribuyan al bienestar de los trabajadores y a la prevención de riesgos en el entorno laboral.