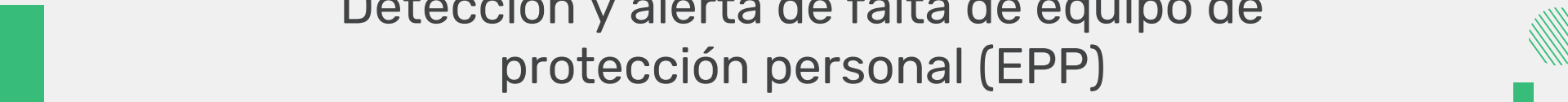




# Trabajo Final

Visión por Computador 2

Detección y alerta de falta de equipo de  
protección personal (EPP)



Kevin Guerra Huamán





# Descripción del problema



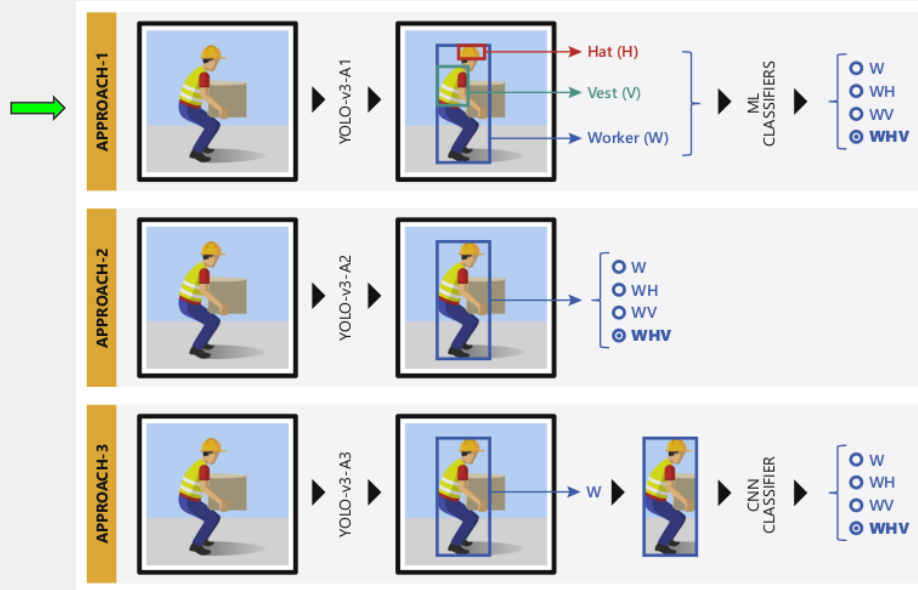
Las empresas exigen a sus trabajadores utilizar los EPP y para reforzar su uso se contempla capacitar a los supervisores de obras para que visualicen continuamente el empleo de cada EPP.

Debido a largas jornadas de trabajo y las múltiples tareas de los supervisores, a veces no logran detectar la falta de EPP en los trabajadores, infringiendo protocolos y exponiéndose a situaciones riesgosas. ::

El proyecto consta de utilizar algoritmos automáticos para detectar si el personal no emplea los EPP, estos algoritmos se ejecutan en tiempo real brindando alertas de forma rápida.



# × Métodos revisados en la literatura



Qualitative comparison of the three proposed approaches.

Criteria	Approach-1	Approach-2	Approach-3
Scalability	✓	✓	✓
Modularity	✓		✓
Robustness	✓	✓	
Adoptability	✓		



# Propuesta de desarrollo



Imagen

Las imágenes adquiridas son de un video con las siguientes características:

- Resolución: 1280 x 720 píxeles
- FPS: variable entre 12 a 25
- Entornos: variable iluminación
- Calidad: variable



Pre-procesamiento

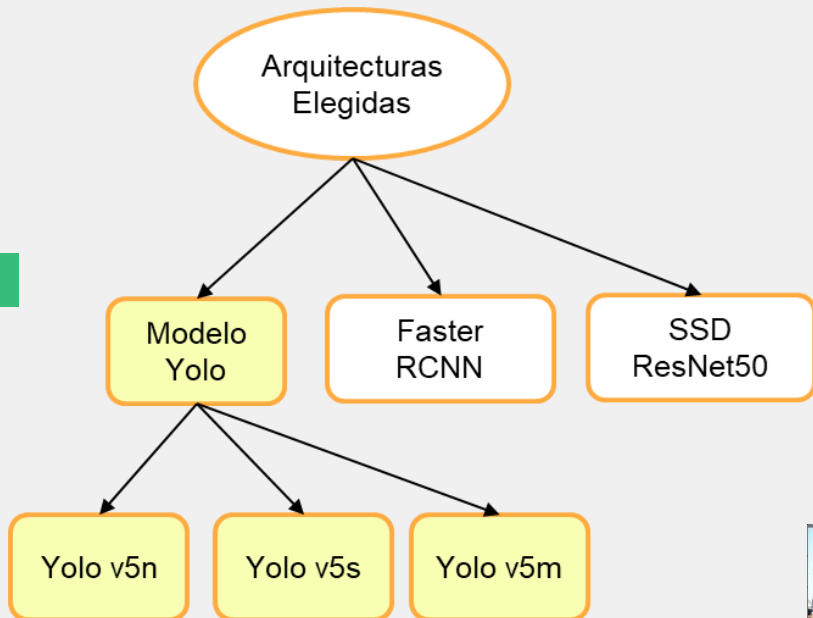




# Modelos revisados



## Estrategias de aumentación de datos y justificación



- Saturación: 0 a 40%
- Rotación: 0 a 80%
- Ruido: 6%
- Recorte (regiones): 6 cuadrantes y 6% de tamaño
- Mosaico: Se aplica para mejor la detección en objetos pequeños
- Blur: 0.5px (robustes en el enfoque de la cámara)



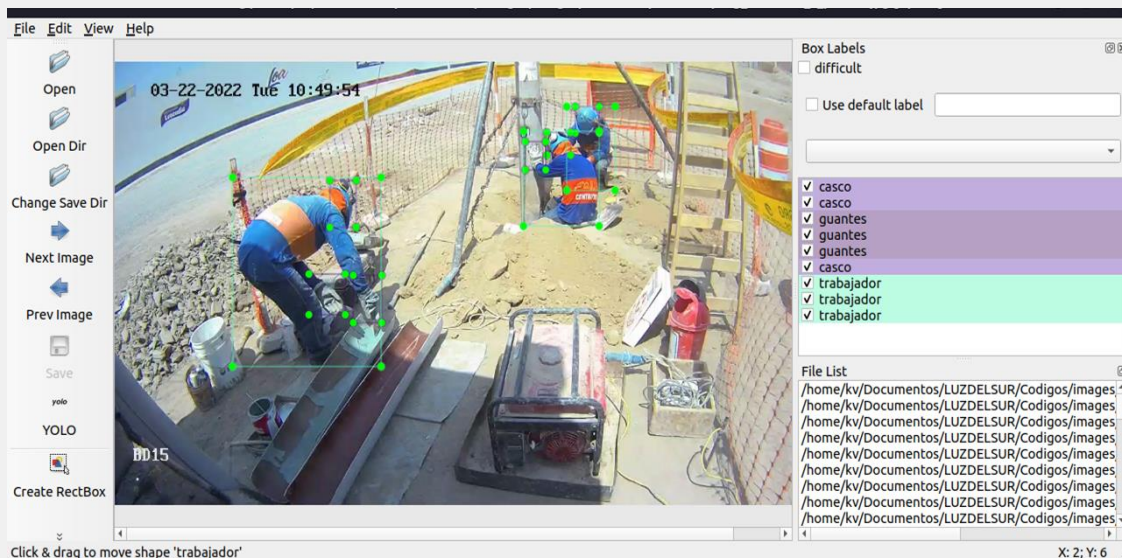


# Modelo elegido: Etiquetado



Yolov5

Se ha realizado el etiquetado manual de un total de 283 imágenes etiquetadas divididas entre entrenamiento y validación.





# Modelo elegido



## Yolov5

Para esta primera prueba con la data que se tiene se implementó detecciones de equipos EPP más no detección de falta de algún EPP(falta imágenes de trabajadores sin EPP en diferentes entornos).

Las características del entrenamiento de modelo de detección de objetos es la siguiente:

- Modelo Yolov5 : Small YOLOv5s
- Se utilizó transfer learning del entrenamiento de COCO
- Se etiquetó 163 imágenes en total.
- Se utilizó 6 clases : casco, trabajador, guantes, botas, lentes y no\_guantes.



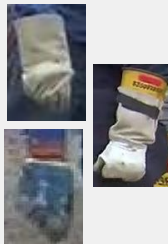
Casco



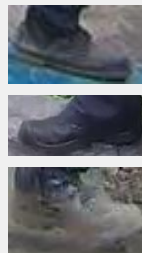
Trabajador



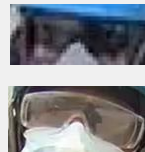
Guantes



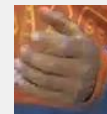
Botas



Lentes



No\_guantes



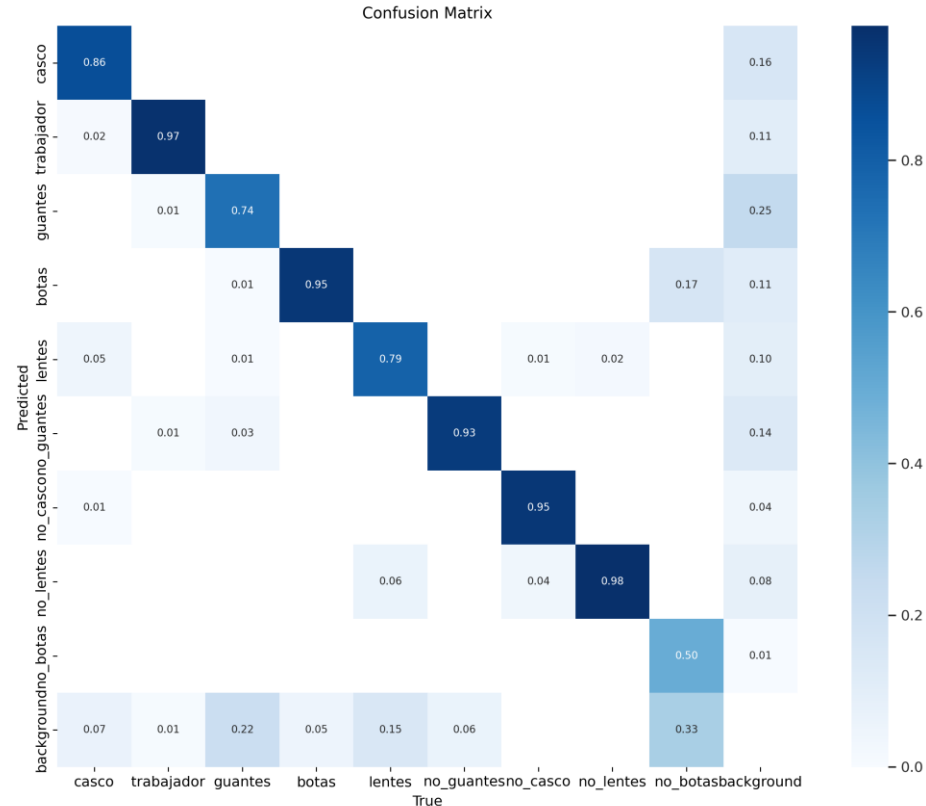
# Resultado en detección



Yolov5

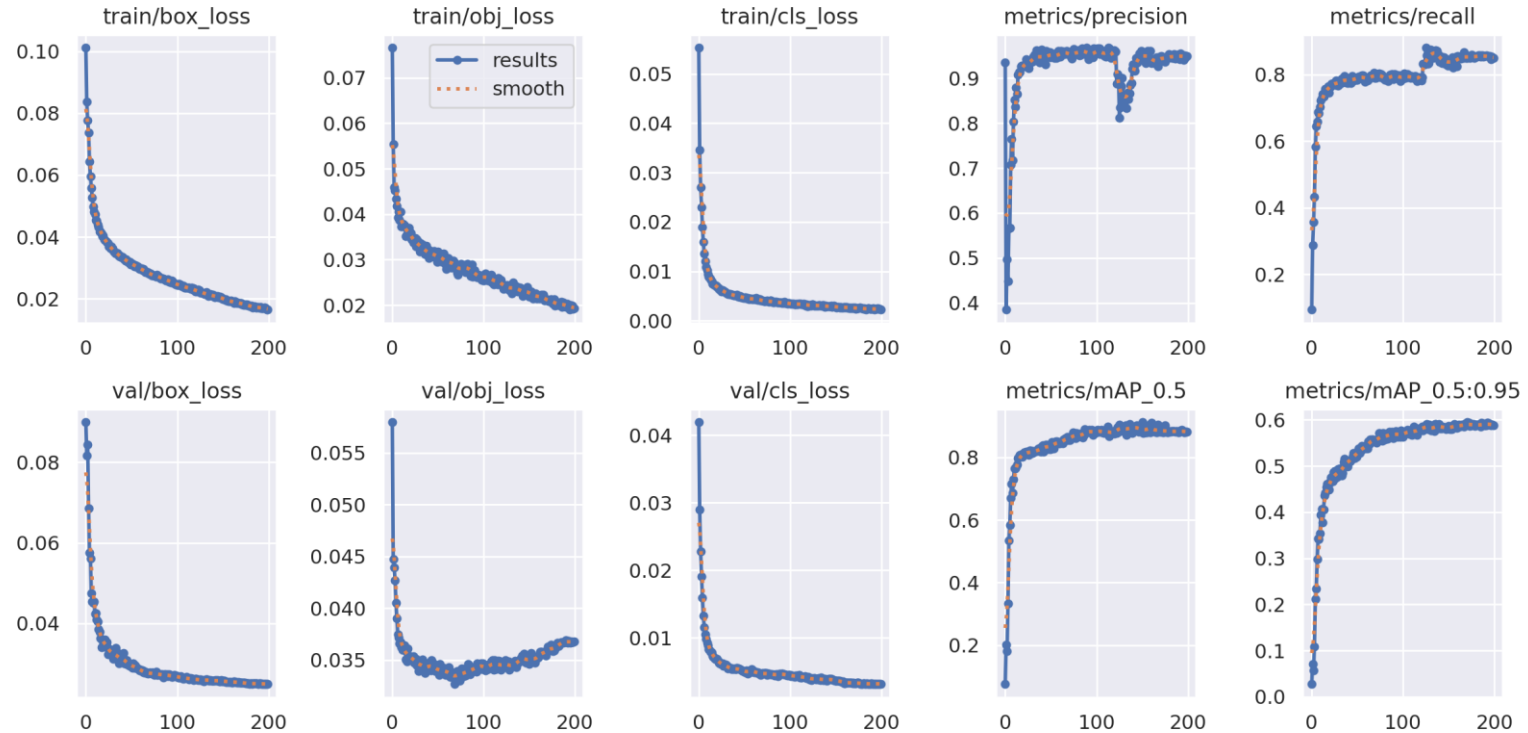
## RESULTADOS

De la matriz de confusión se observa que del entrenamiento se logra predecir **más del 85% para la mayoría de EPP y no EPP**. La etiqueta 'no botas' predice en promedio 50%, esto se debe a la poca cantidad de imágenes entrenadas y el polvo disminuye sus características.





# Resultado en detección





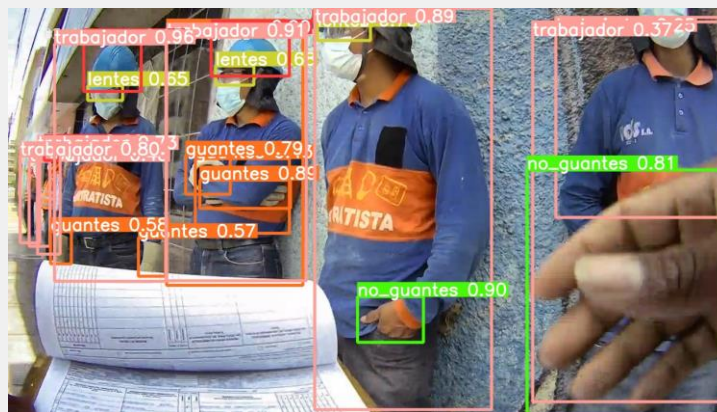
# Resultado en detección

Yolov5

## RESULTADOS

Video 1:

<https://drive.google.com/file/d/1qLYgoUECrTqxLSjoSoLEHdkuRUECpGA-/view?usp=sharing>



# ✕ Clasificador para validar detección

## Clasificador

Se ha implementado un algoritmo basado en reglas explícitas para clasificar o definir si la “falta de algún EPP” corresponde al trabajador.

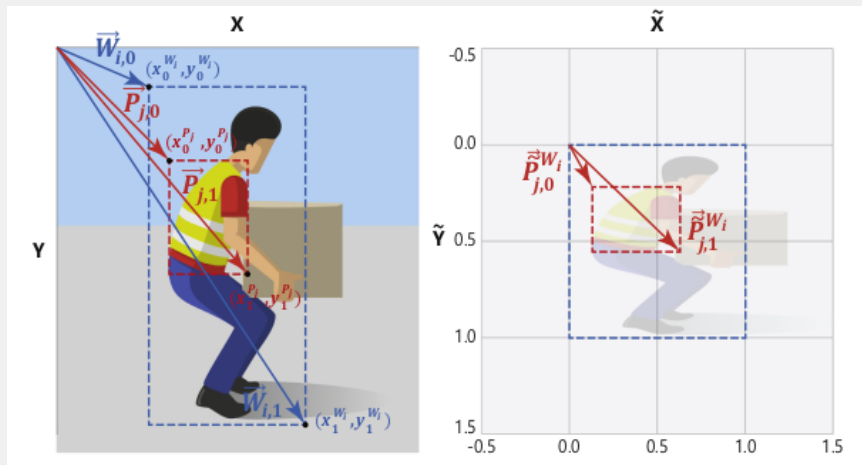
**Escenario de problema:** si se detecta manos (“sin guante”) puede ser del trabajador o una persona que pasa por la zona de captura de la imagen.

A continuación, se describe cada paso del algoritmo.

# ✕ Clasificador para validar detección

## Normalización

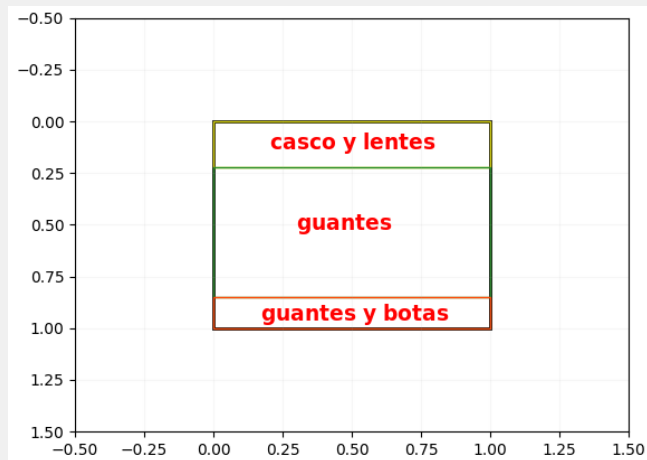
El proceso de normalización transforma la imagen del trabajador y la detección de la falta de alguno EPP en la escala unitaria, con el objetivo de obtener un espacio definido y de fácil interpretación para las reglas. A continuación, se observa el proceso de normalización entre trabajador y chaleco.



# ✕ Clasificador para validar detección

## Reglas de clasificación explícitas

Mediante la revisión de algunas imágenes se observa que el casco y los lentes se encuentran en la parte superior del área rectangular del trabajador, los guantes tienen un movimiento más amplio y las botas se encuentran en la parte inferior del área. Por lo tanto, se definió áreas que clasifiquen como la falta de algún EPP. En la siguiente figura se detalla las áreas definidas.



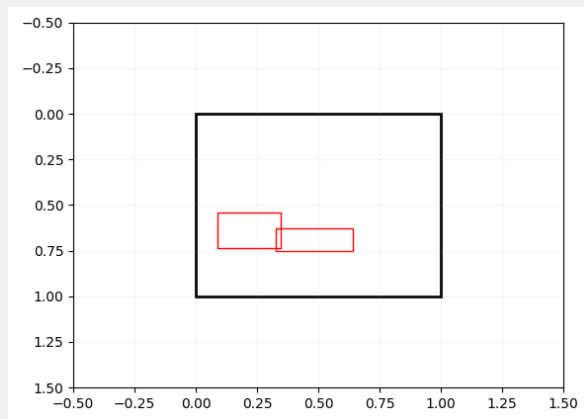
# ✖ Clasificador para validar detección

De la base de datos proporcionados se extrae frames donde un trabajador no tiene guantes, sirviendo de prueba para verificar el funcionamiento del clasificador.

Frame obtenido



Proceso de normalización



Cuadro negro : trabajador  
Cuadros rojos : no\_guantes



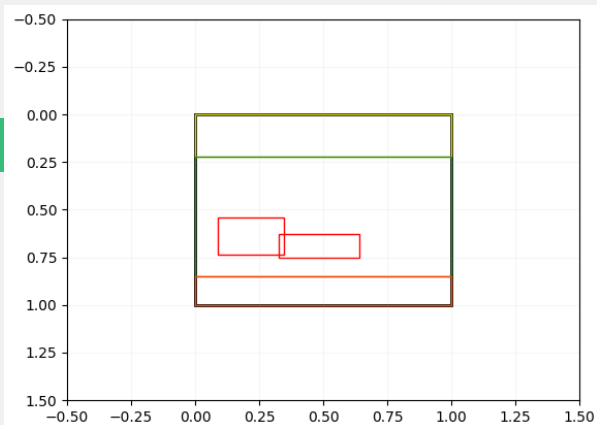
# Resultado del clasificador



Clasificador

Se etiqueta la detección de “no guantes” y se activar la alerta.

Se aplica las reglas definidas



PROBLEMS OUTPUT DEBUG CONSOLE TERMINAL

```
numero de trabajadores detectados: 2
ALERTA: TRABAJADOR NO TIENE GANTES
ALERTA: TRABAJADOR NO TIENE GANTES
```

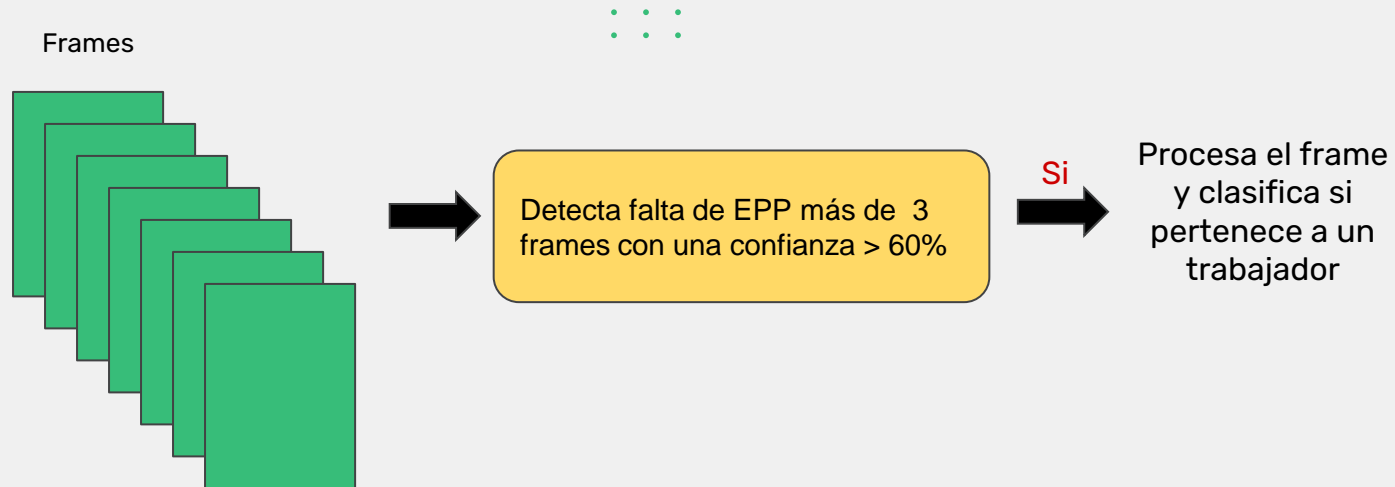
Se observa que los cuadros rojos(“no guantes”) están dentro del área definida como detección de no guantes.



# Confiabilidad en la generación de alerta

## Alerta

Como parte de una mejor certeza en la detección se realiza un algoritmo de toma de decisión que muestrea cada 7 imágenes detectadas. Si el modelo de detección predice en mayor proporción (mayor a 3) con una confianza mayor al 60%, entonces se considera que la etiqueta predecida tiene mayor probabilidad de certeza.





# Conclusiones



## Conclusiones:

- La elección del modelo Yolo vs Fast R-CNN se debe principalmente a la velocidad de ejecución.
- Se utilizó data augmentation debido a la poca cantidad de imágenes y mejorar la robustez en la detección a través de varias transformadas.
- El modelo logra predecir cada objeto etiquetado con un promedio mayor al 80%
- El algoritmo ejecutado en un PC sin GPU tiene una velocidad promedio de 8 FPS.



**A futuro**



# Propuesta en desarrollo



API Mensajería  
RabbitMQ

El esquema de funcionamiento es la siguiente:

