

# Despliegue y Re-Evaluación de un modelo de Detección de Ganado

José Pablo Martínez Valdivia

## Introducción

**Trabajo original:** <https://github.com/JP-coder2000/cattle-segmentation>. El uso de visión computacional para la detección de ganado representa una herramienta valiosa para automatizar tareas dentro del ámbito pecuario. Este informe describe el proceso de despliegue y re-evaluación de un modelo de detección de objetos previamente desarrollado en el Tec de Monterrey, enfocado en la identificación y conteo de vacas dentro del Campo Agropecuario Experimental (CAETEC).

El objetivo de este trabajo es poner a prueba el modelo bajo nuevas condiciones, contrastar su rendimiento actual frente a las métricas originales y explorar su potencial para ser utilizado en entornos reales.

## Contexto del proyecto

Este trabajo parte del desarrollo realizado por un equipo anterior como parte del curso de Inteligencia Artificial Avanzada. Entre los modelos generados, se eligió uno basado en la arquitectura YOLOv5, entrenado para detectar vacas mediante la predicción de *bounding boxes* (cajas delimitadoras).

El modelo anterior planteaba una mejora superior al 90% de precisión para considerarse utilizable. Nuestra labor consistió en desplegar el modelo para generación de inferencias en masa, eval-

uarlo con datos actuales y analizar su capacidad de generalización.

## Despliegue del Modelo

El socio formador solicitó que el despliegue se realizara como un script de Python documentado, con el fin de facilitar futuras modificaciones y su integración en flujos de trabajo automatizados.

Es por esto que se evaluó las dependencias necesarias, orientando la solución a un entorno Linux ejecutándose sobre una Raspberry Pi. Se utilizó PyTorch en su versión para CPU, dadas las limitaciones del hardware disponible.

El script fue diseñado como herramienta de línea de comandos. Permite especificar el directorio de imágenes y seleccionar entre distintos modelos entrenados previamente, facilitando así comparaciones entre variantes del modelo original.

Todas las dependencias están especificadas en un archivo *requirements.txt*, lo que simplifica la instalación del entorno mediante *pip*.

## Evaluación

Con el fin de evaluar el modelo, se utilizaron imágenes recientemente capturadas en CAETEC. Estas fueron etiquetadas manualmente, indicando tanto la cantidad de vacas presentes como su ubicación por cama.

Se corrieron inferencias sobre este nuevo conjunto y se compararon con las etiquetas manuales (ground truth). Los resultados obtenidos fueron los siguientes:

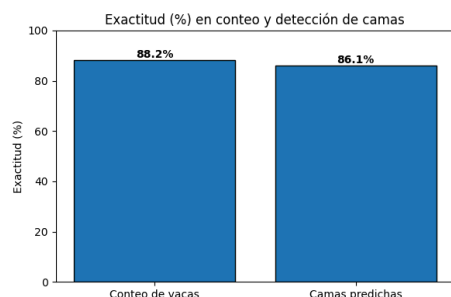


Figure 1: Resultados de predicciones contra ground truth

El modelo alcanzó una precisión del **88.2%**, ligeramente por debajo del umbral original. Si bien esto podría sugerir una degradación en el rendimiento, es importante matizar el análisis:

- No se evaluó sobre un conjunto exhaustivamente balanceado.
- Las métricas cuantitativas deben complementarse con observaciones cualitativas.

Durante la revisión visual se observaron fallos sistemáticos, como dificultades para detectar vacas rotadas o parcialmente visibles, lo que puede indicar un sesgo en el conjunto de entrenamiento original.



Figure 2: Predicción errónea de bounding box

## Discusión

Los resultados reflejan un modelo que, si bien sigue teniendo un rendimiento razonable, presenta signos claros de limitación ante condiciones nuevas. Este comportamiento es típico en modelos entrenados con datasets limitados en diversidad.

Se identifican oportunidades claras de mejora:

- Incorporar nuevas imágenes con mayor variabilidad de ángulos y posiciones.
- Ampliar el dataset con ejemplos difíciles para mejorar la robustez.
- Automatizar el proceso de etiquetado para facilitar la iteración.

## Conclusion

Este trabajo permitió validar el estado actual del modelo de detección de ganado entrenado previamente. Se logró desplegar exitosamente la solución en un entorno funcional, permitiendo realizar inferencias sobre nuevos datos.

Aunque el modelo mantiene un nivel aceptable de precisión, no cumple plenamente con el estándar propuesto originalmente. Las fallas observadas sugieren que no está listo para ser usado en producción sin ajustes adicionales.

Sin embargo, el proceso realizado establece una base sólida sobre la cual construir. Al re-entrenar el modelo con nuevos datos relevantes, es posible lograr mejoras sustanciales. Este trabajo demuestra tanto el potencial de estas herramientas como los retos asociados a su mantenimiento y actualización continua.

## Referencias

1. Joel Sánchez Olvera, Juan Pablo Cabrera Quiroga, Adrián Galván Díaz, Carlos Eduardo Velasco Elenes, y Arturo Cristián Díaz López. **ETAPA DE EVALUACIÓN**. 2024.