



**Control de Ingresos y Egresos de Vehículos en Patios de
Distribución mediante Redes Neuronales Convolucionales y
RFID en Raspberry Pi con Unidad Hailo-8L**

Profesora Titular: Ing. Grettel Barceló Alonso, PhD

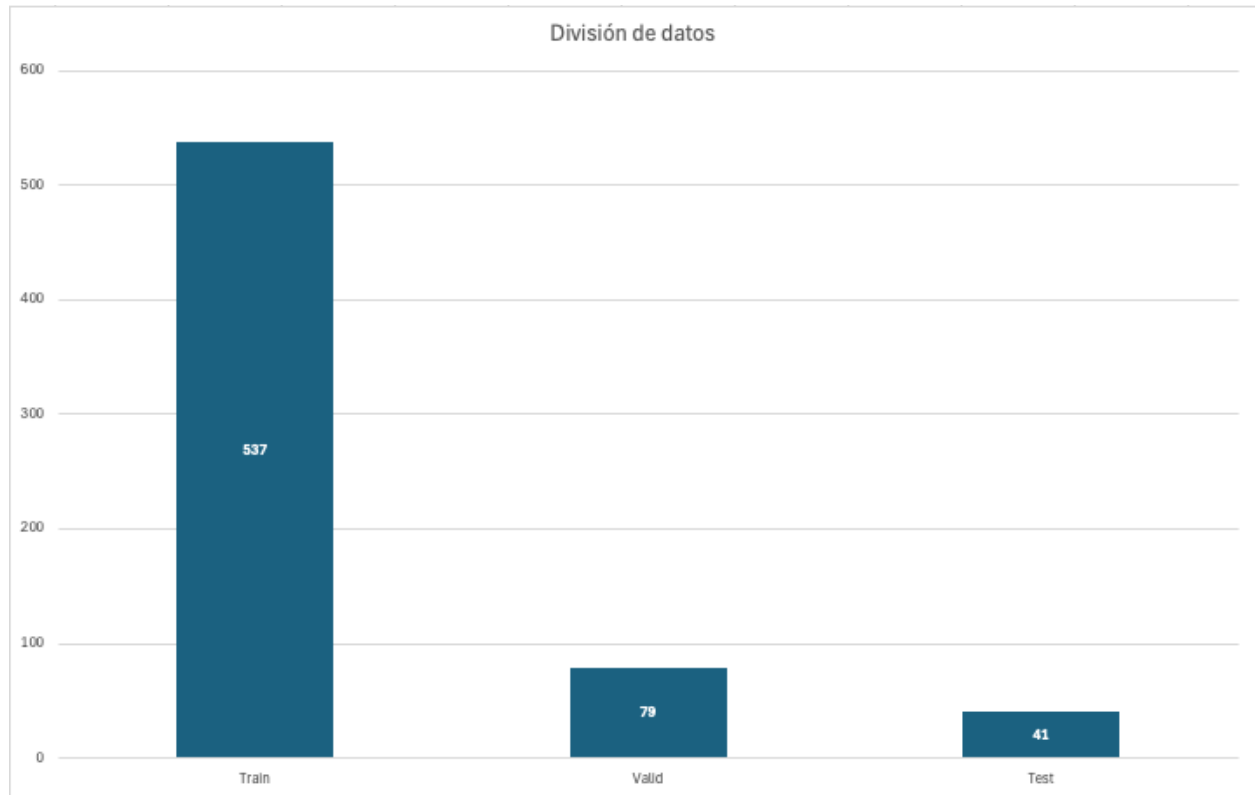
Equipo #20

Avance 5. Modelo Final

- A01794188 - Francisco Xavier Bastidas Moreno
- A01794653 - Raúl Jesús Coronado Aguirre
- A01794327 - Juan Sebastián Ortega Briones

Partición del Dataset.....	3
Modelo Yolo8s Entrenado.....	3
Modelo RTDETR	5
Comparativo de modelos	6
Distintos enfoques.....	7
Conclusiones.....	8
Bibliografía.....	8

Partición del Dataset



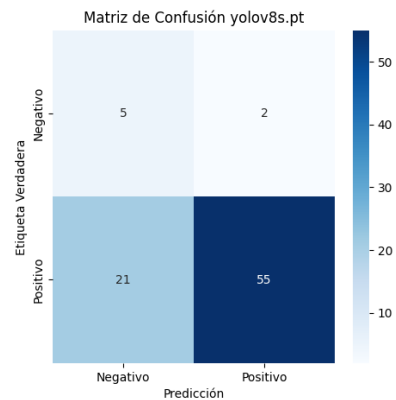
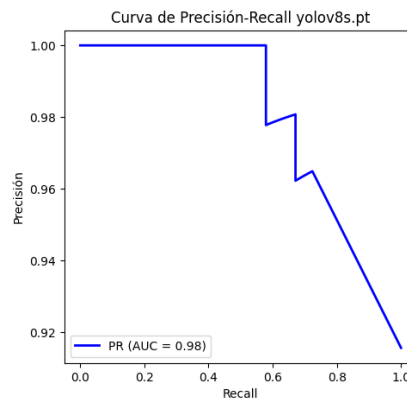
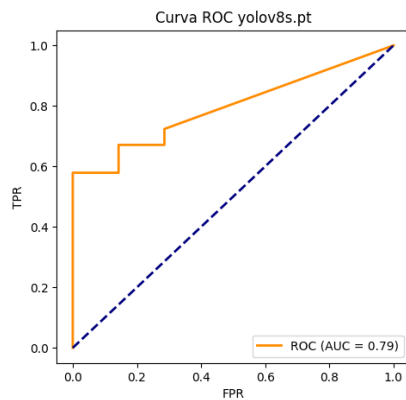
Modelo Yolo8s Entrenado

El entrenamiento se realizó con 100 épocas, los detalles se encuentran en este notebook:

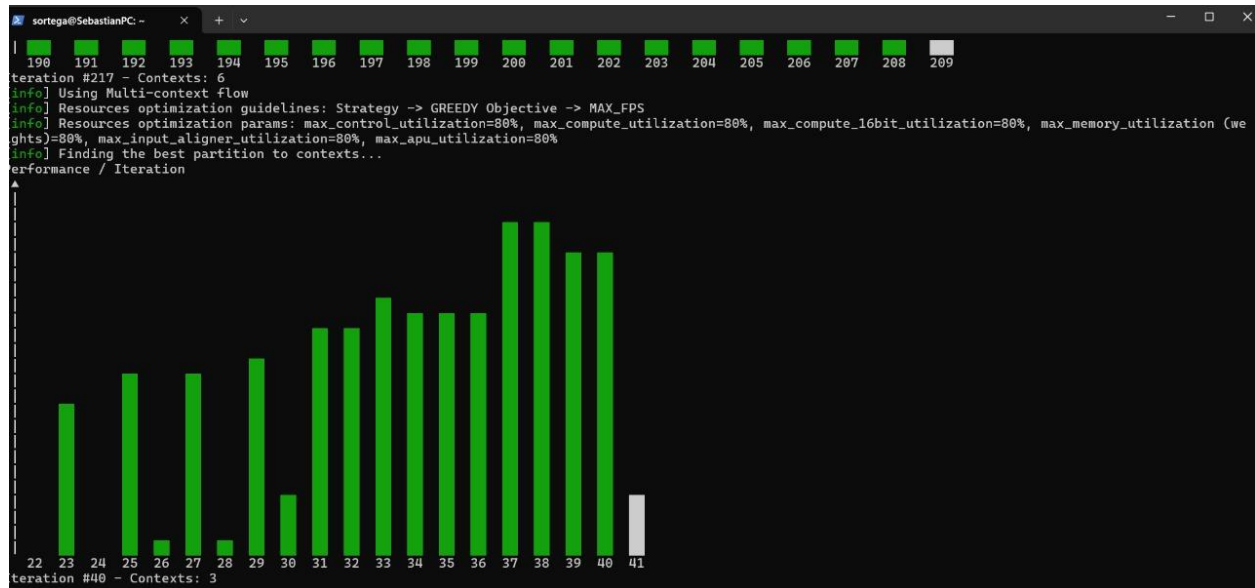
[Notebook con entrenamiento](#)



```
metrics/mAP50(B)      0.97186
metrics/mAP50-95(B)   0.88608
metrics/precision(B)  0.90797
metrics/recall(B)     0.99324
```



Este modelo entrenado se convirtió a .ONNX y después se compiló a .HEF que es el formato que soporta la tarjeta Hailo.



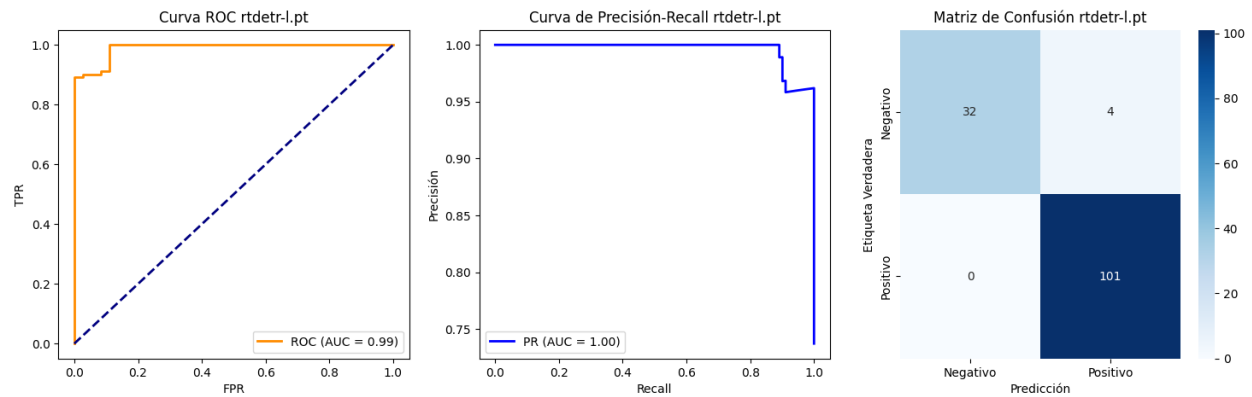
```
[info] Successful Mapping (allocation time: 6m 50s)
[info] Compiling context_0...
[info] Compiling context_1...
[info] Compiling context_2...
[info] Bandwidth of model inputs: 9.375 Mbps, outputs: 4.16565 Mbps (for a single frame)
[info] Bandwidth of DDR buffers: 0.0 Mbps (for a single frame)
[info] Bandwidth of inter context tensors: 32.8125 Mbps (for a single frame)
[info] Compiling context_0...
[info] Compiling context_1...
[info] Compiling context_2...
[info] Bandwidth of model inputs: 9.375 Mbps, outputs: 4.16565 Mbps (for a single frame)
[info] Bandwidth of DDR buffers: 0.0 Mbps (for a single frame)
[info] Bandwidth of inter context tensors: 32.8125 Mbps (for a single frame)
[info] Building HEF...
[info] Successful Compilation (compilation time: 26s)
[info] Saved HAR to: /home/sortega/yolov8s.har
<Hailo Model Zoo INFO> HEF file written to yolov8s.hef
```

El resultado final en la raspberry con Hailo se puede ver aquí:

<https://moviltrack->

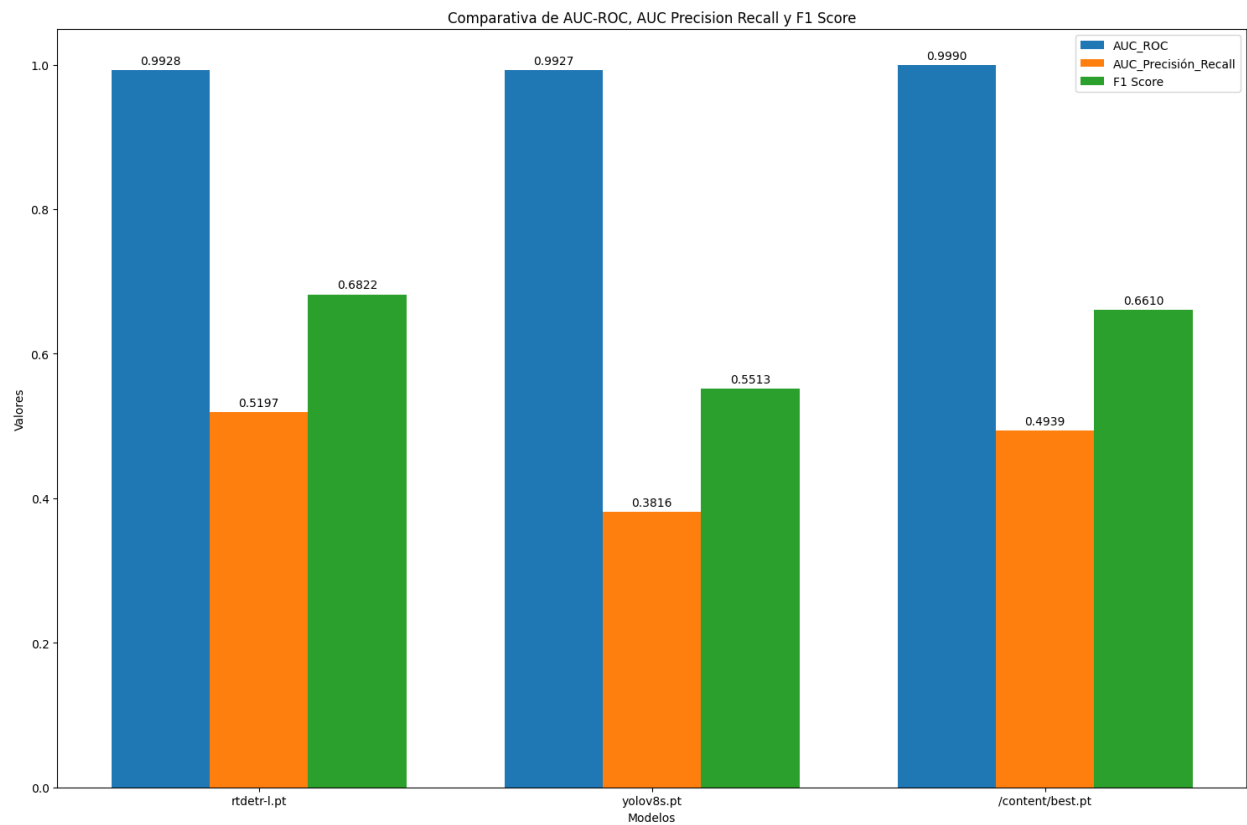
my.sharepoint.com/:v/p/sortega/EazH8PN5erRFo02zmmRCtKUBhOF-oPVHJgGDyPkMaOxjXA?e=DrycCF

Modelo RTDETR



[Notebook con comparación de Modelos](#)

Comparativo de modelos



En este gráfico comparativo, estamos evaluando tres modelos en función de tres métricas: AUC-ROC, AUC Precision-Recall y F1 Score.

AUC-ROC: Esta métrica mide la capacidad del modelo para distinguir entre clases. Los tres modelos tienen valores de AUC-ROC muy altos, especialmente el modelo /content/best.pt, que tiene el valor más alto (0.9990), lo cual indica una alta capacidad de discriminación.

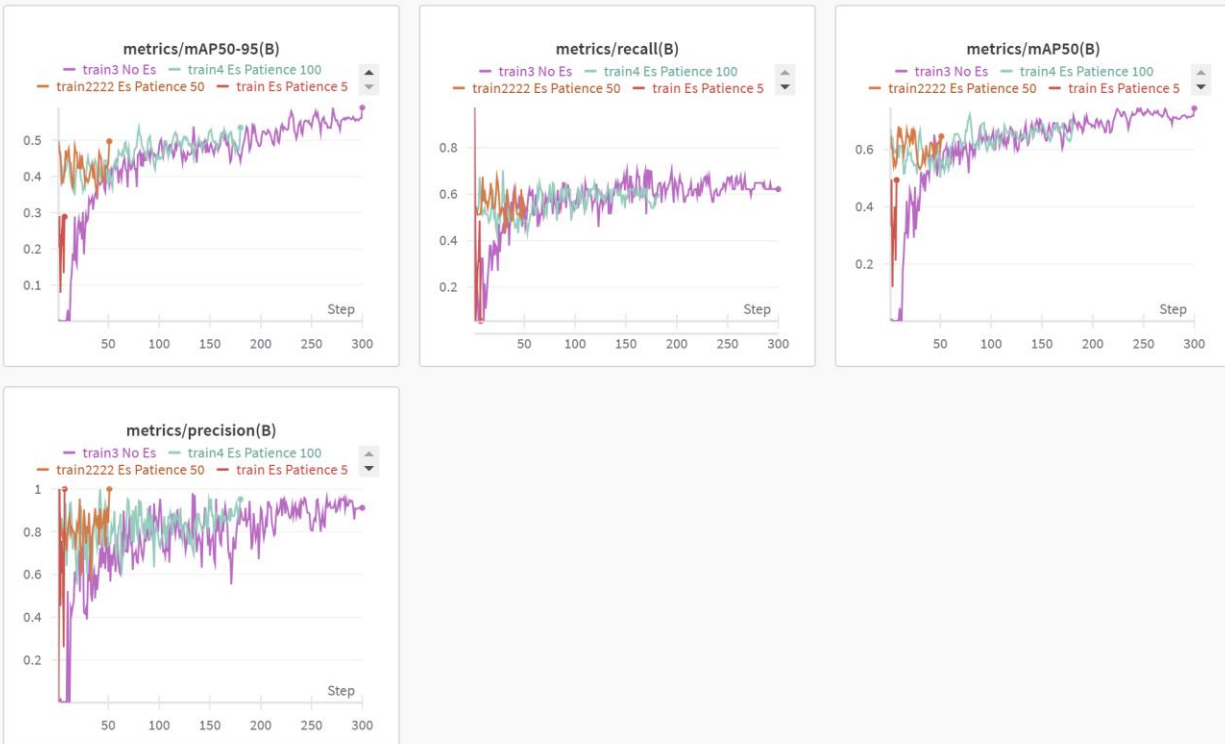
AUC Precision-Recall: Esta métrica es útil para conjuntos de datos desequilibrados. El modelo yolov8s.pt tiene el valor más bajo en esta métrica (0.3816), mientras que el modelo rtdetr-l.pt tiene el valor más alto (0.5197). Aunque el modelo /content/best.pt no es el mejor en esta métrica, sigue teniendo un valor aceptable (0.4939).

F1 Score: El F1 Score combina la precisión y el recall del modelo. En esta métrica, el modelo /content/best.pt obtiene el valor más alto (0.6610), lo cual indica un buen balance entre precisión y recall, superior al de los otros dos modelos.

Distintos enfoques

Se ajustó la distribución de los datos de validación, prueba y testing, y se sumaron mejores prácticas en el entrenamiento, como lo era el *early stopping*. En nuestro caso, presentaba algunas irregularidades al detenerse muy rápido con los niveles de paciencia recomendados, por lo que se entrenaron con diferentes parámetros, resultando el que no utilizaba *early stopping* como el más preciso entre ellos.

La siguiente gráfica representa los valores del mAP para cada caso, abreviando *early stopping* como ES, y la paciencia significa cuántas épocas se espera, aunque no mejore el modelo, para parar el entrenamiento.



Utilizamos la herramienta weights and biases para visualizar las métricas en comparación

<https://wandb.ai/fbastidas98-tecnol-gico-demonterrey/Ultralytics?nw=nwuserfbastidas98>

Conclusiones

El modelo /content/best.pt (El Yolo8s Entrenado), parece ser el mejor en general, ya que tiene el valor más alto en AUC-ROC y F1 Score, y un valor relativamente bueno en AUC Precision-Recall. Esto sugiere que tiene una alta capacidad de discriminación y un buen balance entre precisión y recall, lo que lo hace ideal para este caso de uso.

El desempeño ya en la raspberry con Hailo fue muy bueno de ve la diferencia el cómo no pierde los carros cuadro por cuadro, los sigue muy bien dentro del ROI.

Bibliografía

Scikit learn (2022) Receiver Operating Characteristic (ROC)
https://scikit-learn.org/1.1/auto_examples/model_selection/plot_roc.html

HAILO Dataflow Compiler

https://hailo.ai/developer-zone/documentation/v3-29-0/?sp_referrer=overview/overview.html

Ultralytics (2023) Machine Learning Best Practices and Tips for Model Training

<https://docs.ultralytics.com/guides/model-training-tips/#early-stopping>

Weights and biases (2024)What is W&B?

<https://docs.wandb.ai/guides/>