



Ingeniería de Sistemas Audiovisuales y Multimedia

Detección de Células mediante Deep Learning en Secuencias de Vídeo-Microscopía

Celia García Fernández

Índice de la Presentación



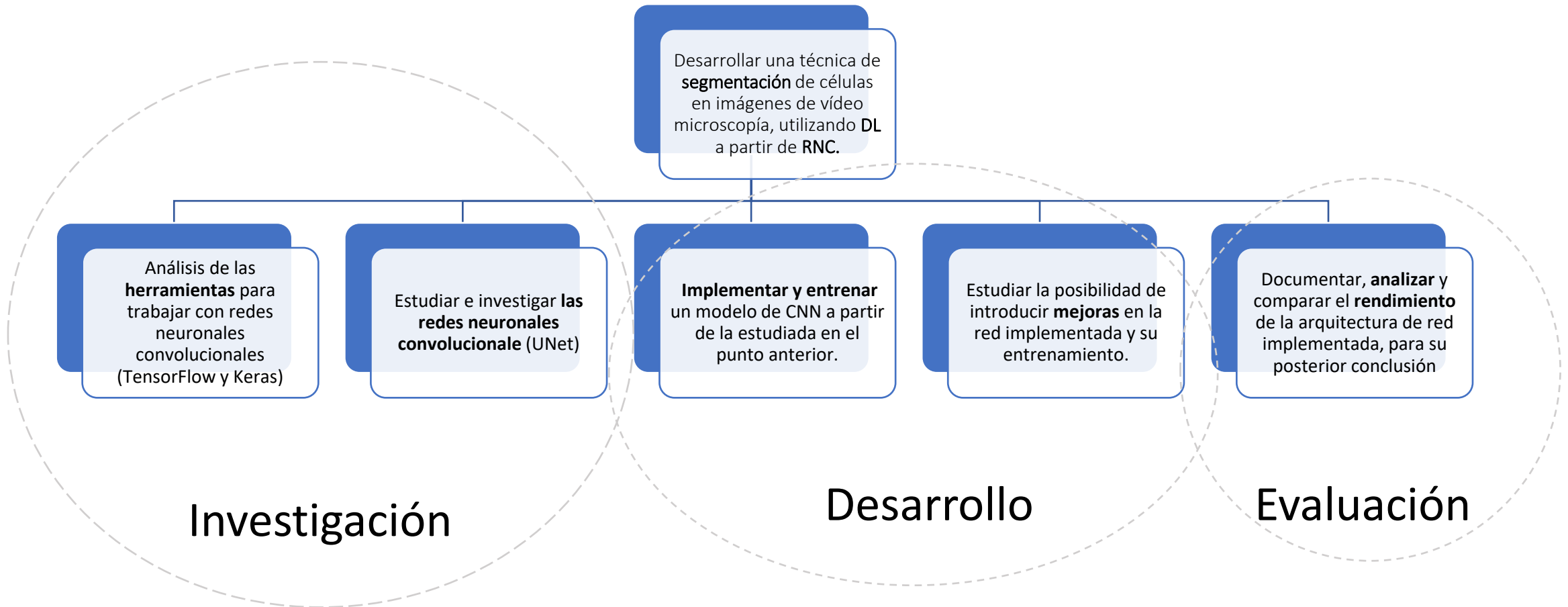
1. Objetivos del proyecto
2. Contexto
3. Segmentación de Células mediante Deep Learning
4. Resultados y Conclusiones



1. Objetivos

1. Objetivos

Detección de Células mediante Deep Learning en Secuencias de Vídeo-Microscopía





2. Contexto

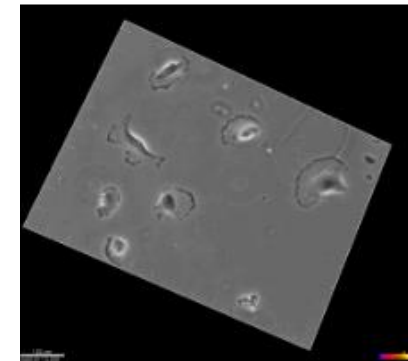
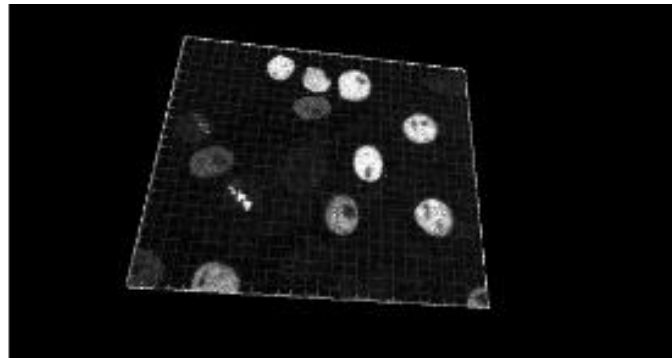
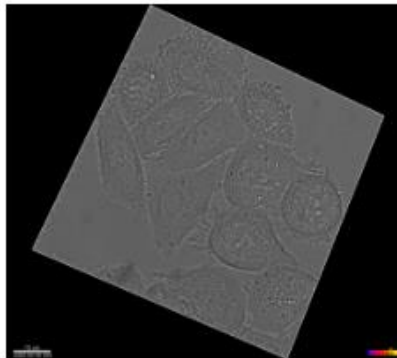
2. Contexto

Movimiento Celular

El análisis del movimiento celular mediante el microscopio es una herramienta clave para la investigación y el diagnóstico.

- Dinámica del movimiento celular.
- Cambios morfológicos que experimentan las células durante el movimiento.

Necesario el desarrollo de técnicas automatizadas de análisis.



2. Contexto

Cell Tracking Challenge

Una iniciativa dirigida a promover el desarrollo y la evaluación objetiva de segmentación celular y algoritmos de seguimiento.

CELL TRACKING CHALLENGE Participation Datasets Latest Results More Details News

Cell Segmentation Benchmark

The following table presents the best three results for every dataset in terms of OP_{255} , SEG, and DET measures, respectively. Refer to Evaluation Methodology for an explanation of these measures and to Participants for a detailed description of individual algorithms.

	BF-C2DL-HSC	BF-C2DL-MuSC	DFC-C2DL-HeLa	Fluo-C2DL-MSC	Fluo-C2DL-A49	Fluo-C2DL-H127	Fluo-C2DL-MDA231	Fluo-N2DL-GOWT1	Fluo-N2DL-MDA1	Fluo-N2DL-CE	Fluo-N2DL-CVO	Fluo-N2DL-DRO	Fluo-N2DL-TRC	PC-C2DL-TRF	PC-C2DL-U937	Fluo-C2DL-A49-SM	Fluo-N2DL-SM+	Fluo-N2DL-SM++
OP_{255}	0.872	0.888	0.912	0.746	0.952	0.889	0.770	0.826	0.945	0.816	0.913	0.742	0.797	0.792	0.952	0.848	0.943	0.897
SEG	0.809	0.743	0.676	0.645	0.908	0.888	0.642	0.927	0.919	0.771	0.917	0.738	0.821	0.776	0.827	0.720	0.955	0.832
DET	0.757	0.709	0.863	0.641	0.903	0.855	0.632	0.923	0.903	0.705	0.899	0.567	0.618	0.627	0.824	0.713	0.886	0.825

Legend: BGU-IL (1.5), FR-GE, KTH-SE (1.5), MU-Lux-CZ, SZU-CN, FR-RO-GE, LEID-NL, ND-US, TUG-AT, CUP-ICZ, ND-HK-GE, MPI-GE, DK-UK, UC5B-US, CVUT-CZ, HIT-CN, MU-Akb-CZ, PURD-US, UVA-NL, DKFZ-GE, KIT-SG-GE, MU-CZ, RWTH-GE (1.3), WARW-UK

Inter-annotator variability

2020-08-01: New submission WARW-UK included.

2020-07-28: New submission DKFZ-GE included. The submission CALT-US updated.

2020-06-05: The submission CALT-US updated. The submission RWTH-GE split into RWTH-GE (1), RWTH-GE (2), and RWTH-GE (3).

2020-04-03: All ISBI 2020 submissions included.

2020-02-12: The submission UVA-NL updated.

2020-01-27: New submission PURD-US included.

2020-01-14: New submission BGU-IL (3) included.

2019-12-19: New submissions OX-UK and UVA-NL included. The submission MU-Lux-CZ updated.

2019-11-30: The scores for Fluo-N2DL-CE and Fluo-N2DL-DRO updated.

2019-10-14: The submission MU-Akb-CZ updated.

2019-09-02: The submission MU-Lux-CZ updated.

2019-07-15: The submission MU-Lux-CZ updated.

2019-04-30: The submission HIT-CN updated.

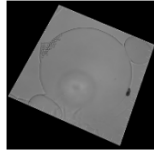
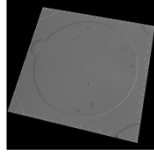
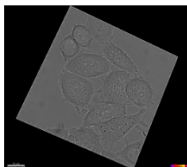
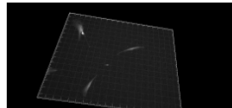
2019-04-08: All ISBI 2019 submissions included. The segmentation benchmark opened for online submissions.

2018-10-15: The segmentation benchmark initiated.

*The previous leaderboards can be accessed via clicking on the date of individual records.

CELL TRACKING CHALLENGE Participation Datasets Latest Results More Details News

2D+Time Datasets

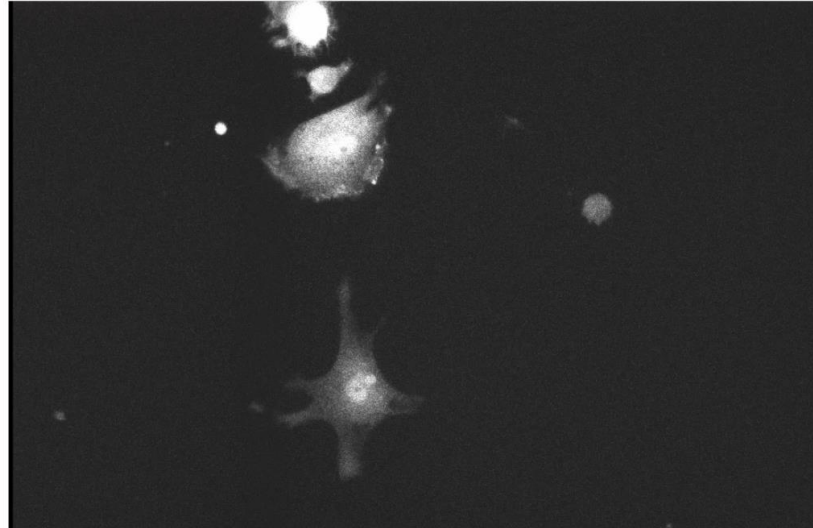
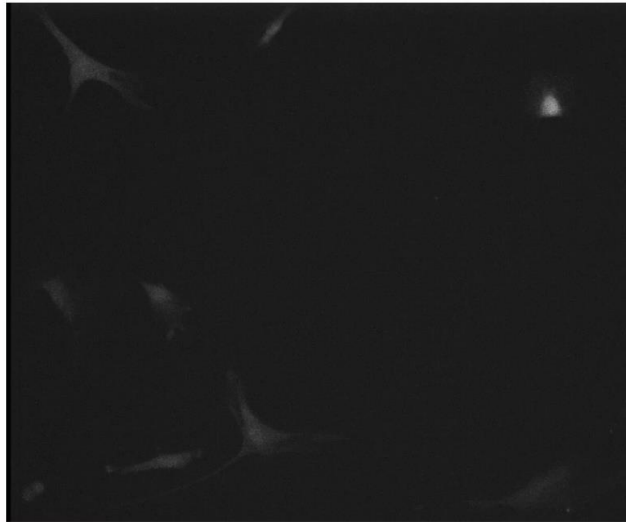
<p>Mouse hematopoietic stem cells in hydrogel microwells</p> <p>Dr. H. Blau, Baxter Laboratory for Stem Cell Biology, Stanford University, USA</p> <p>Training dataset: http://data.celltrackingchallenge.net/training-datasets/BF-C2DL-HSC.zip (1.6 GB)</p> <p>Challenge dataset: http://data.celltrackingchallenge.net/challenge-datasets/BF-C2DL-HSC.zip (1.6 GB)</p> <p>More details</p>	
<p>Mouse muscle stem cells in hydrogel microwells</p> <p>Dr. H. Blau, Baxter Laboratory for Stem Cell Biology, Stanford University, USA</p> <p>Training dataset: http://data.celltrackingchallenge.net/training-datasets/BF-C2DL-MuSC.zip (1.2 GB)</p> <p>Challenge dataset: http://data.celltrackingchallenge.net/challenge-datasets/BF-C2DL-MuSC.zip (1.3 GB)</p> <p>More details</p>	
<p>HeLa cells on a flat glass</p> <p>Dr. G. van Cappellen, Erasmus Medical Center, Rotterdam, The Netherlands</p> <p>Training dataset: http://data.celltrackingchallenge.net/training-datasets/DIC-C2DL-HeLa.zip (37 MB)</p> <p>Challenge dataset: http://data.celltrackingchallenge.net/challenge-datasets/DIC-C2DL-HeLa.zip (41 MB)</p> <p>More details</p>	
<p>Rat mesenchymal stem cells on a flat polyacrylamide substrate</p> <p>Dr. F. Prósper, Cell Therapy Laboratory, Center for Applied Medical Research (CIMA), Pamplona, Spain</p> <p>Training dataset: http://data.celltrackingchallenge.net/training-datasets/Fluo-C2DL-MSC.zip (72 MB)</p> <p>Challenge dataset: http://data.celltrackingchallenge.net/challenge-datasets/Fluo-C2DL-MSC.zip (71 MB)</p> <p>More details</p>	

2. Contexto

Cell Tracking Challenge



Dataset de entrenamiento escogido para realizar este proyecto:



2. Contexto

Redes Neuronales Convolucionales



Inteligencia Artificial

Machine Learning

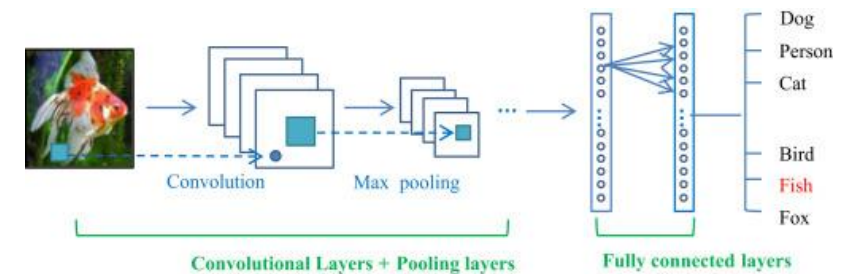
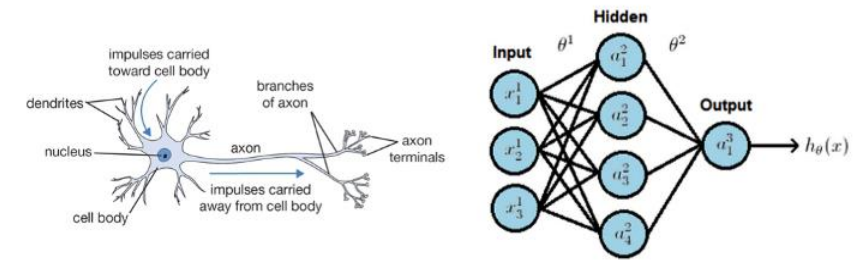
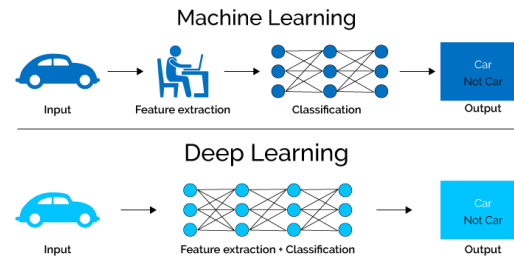
Redes Neuronales Artificiales

Deep Learning

Visión Artificial

Redes Neuronales Convolucionales

- Éxito en tareas de Visión Artificial, en matrices bidimensionales.
- Clasificación y Segmentación de imágenes.

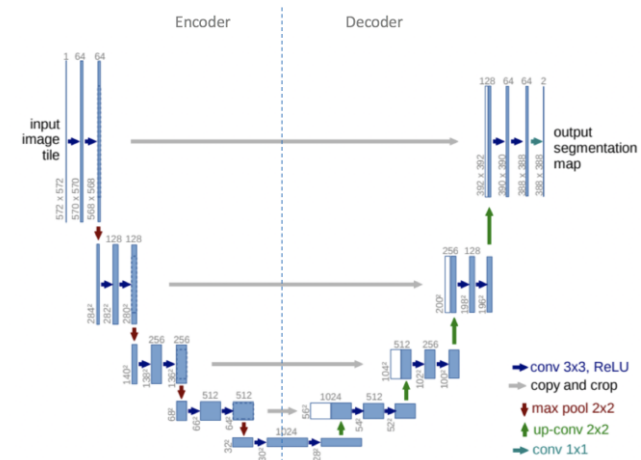
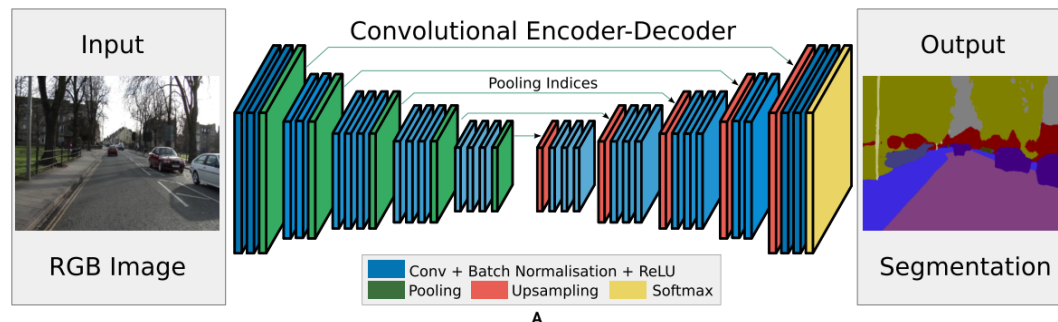


2. Contexto

Segmentación Semántica

Arquitectura Red Neuronal Convolutiva basada en **encoder-decoder**

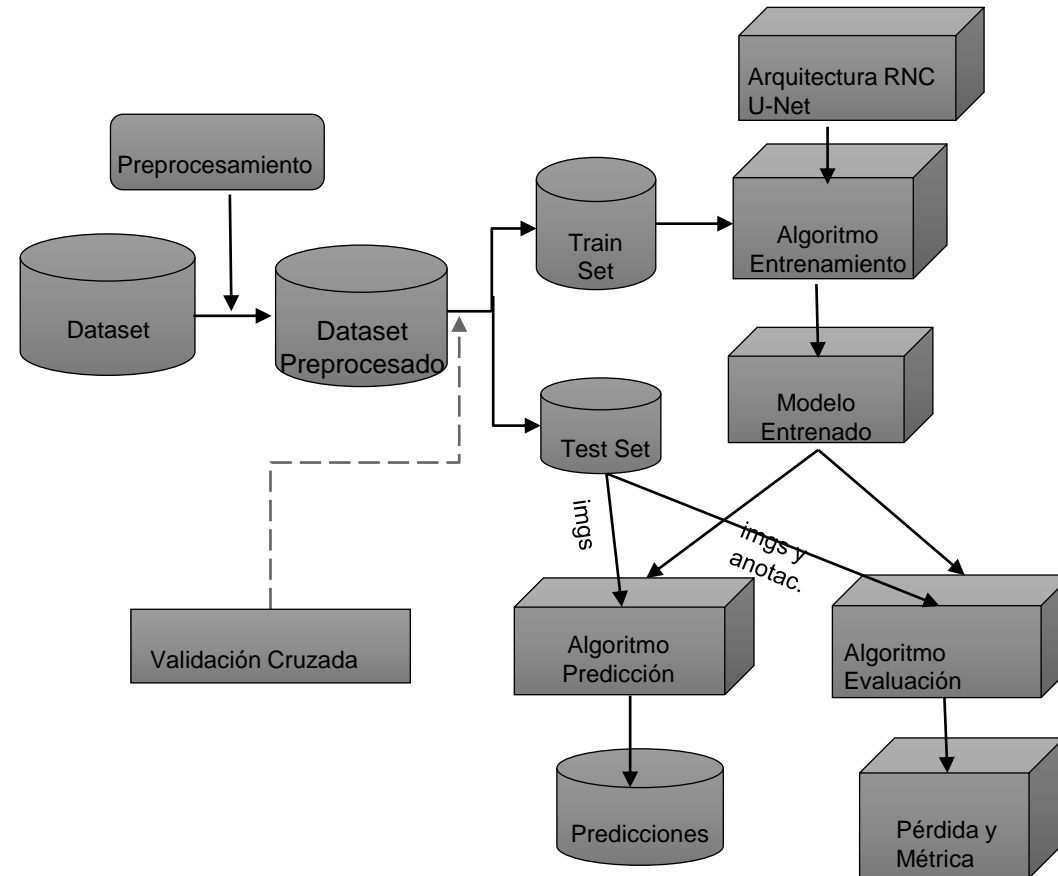
Entregan una salida por píxel, por lo que se utilizan para la segmentación de imágenes.



3. Segmentación de Células mediante Deep Learning

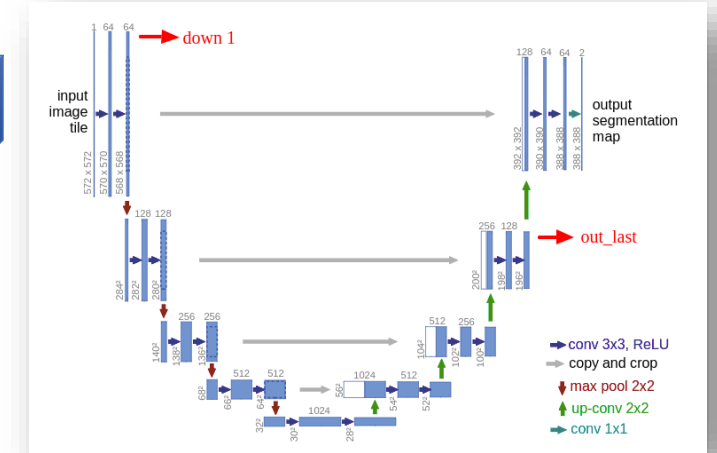
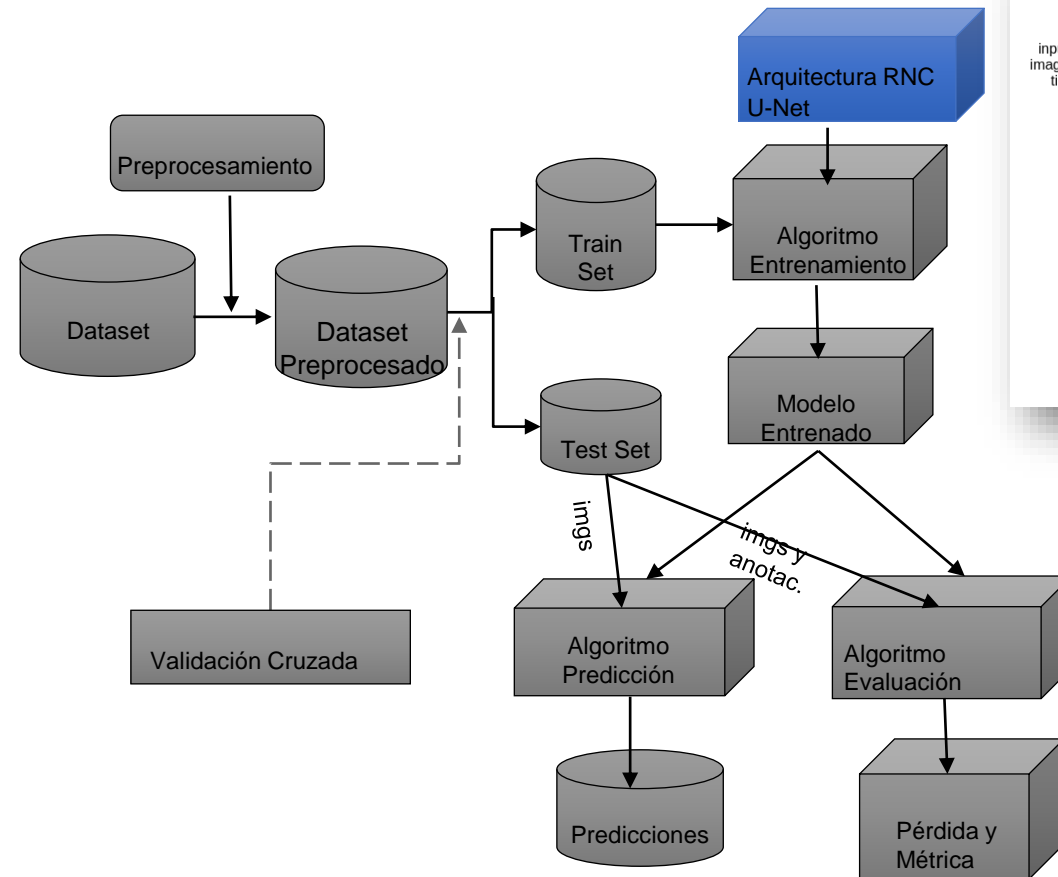
3. Segmentación de Células mediante DL

Sistema de Segmentación



3. Segmentación de Células mediante DL

Arquitectura de RNC





3. Segmentación de Células mediante DL

Arquitectura UNet

Arquitectura U-Net

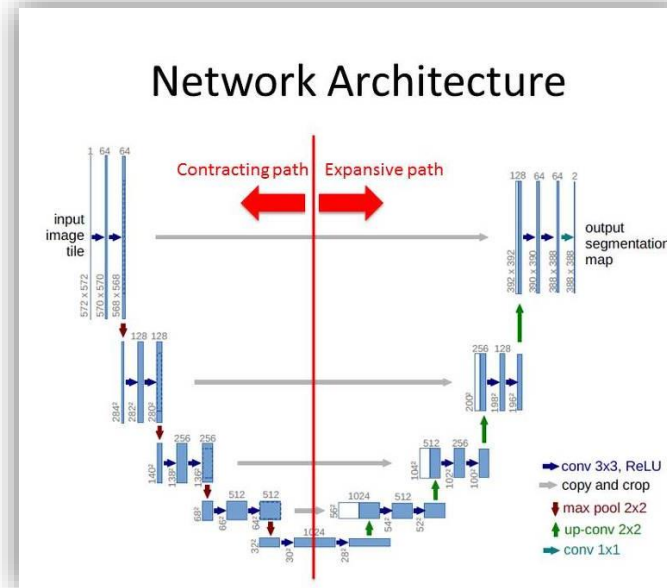
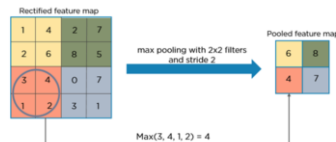
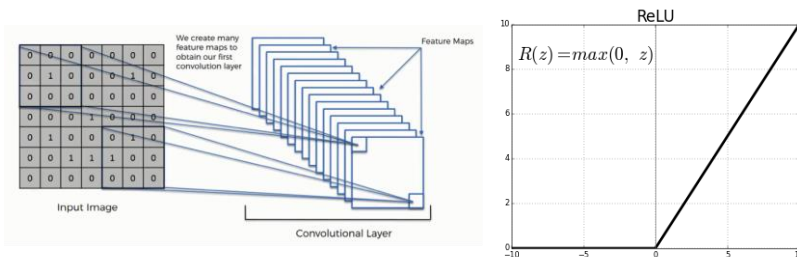
- Se diseñó por primera vez especialmente para la segmentación **de imágenes médicas** en 2015. Segmentación de imágenes rápida y precisa.
- Arquitectura **codificador-decodificador (U, simétrica)**. Codifica la información de entrada capturando el **contexto** y decodifica la información hasta alcanzar una localización precisa y recuperando la **información espacial**. Combina contexto y localización.
- No utiliza ninguna capa completamente conectada y el número de parámetros del modelo se reduce. Se puede entrenar con un **pequeño conjunto de datos etiquetado**.

3. Segmentación de Células mediante DL

Arquitectura UNet. Estructura.

Ruta de contracción. Extraer contexto de la imagen de entrada (qué). Sintetizar la información de la imagen de entrada. Clasificación.

- 3x3 Capa de convolución + función de activación ReLU
- 3x3 Capa de convolución + función de activación ReLU
- 2x2 Capa de Agrupación. Agrupación máxima 2x2



Ruta de expansión simétrica. Localización precisa (dónde) combinada con la información contextual de la ruta de contracción. La concatenación utiliza las características extraídas por el encoder, para una segmentación más precisa.

- 2x2 Capa convolucional traspuesta, con stride 2
- Concatenación con el mapa de características correspondiente
- 3x3 Capa convolucional + función de activación ReLU
- 3x3 Capa convolucional + función de activación ReLU

En la capa final:

- 1x1 Capa convolucional + función de activación Softmax

◆ Transforming activation to probability (?)

◆ Sigmoid:

$$\sigma(v) = \frac{1}{1 + e^{-v}} = \frac{e^v}{1 + e^v}$$

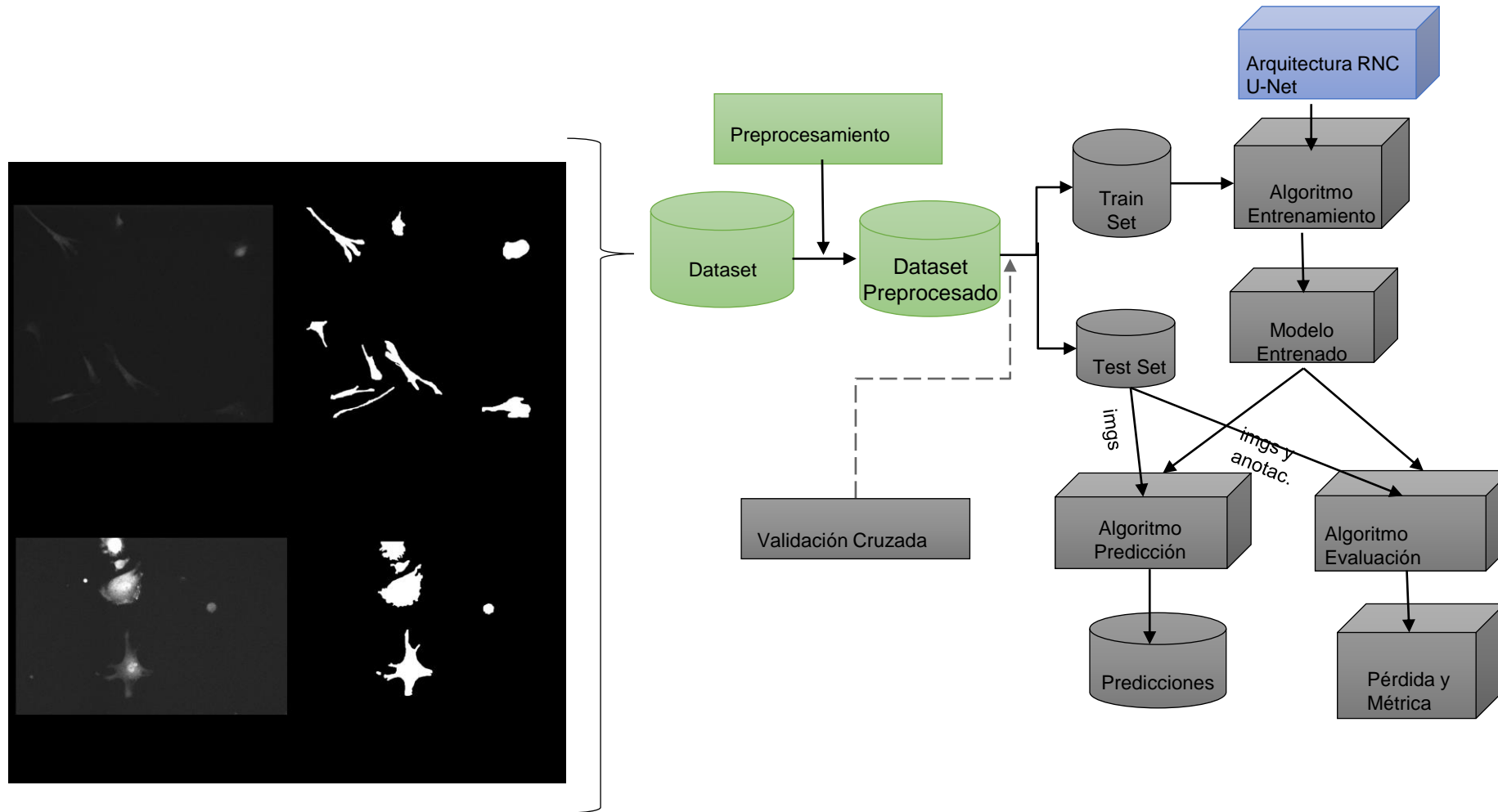
◆ Softmax:

$$g_k(T) = \frac{e^{T_k}}{\sum_{i=1}^K e^{T_i}}$$

■ Just like multilogit model

3. Segmentación de Células mediante DL

Preprocesamiento



3. Segmentación de Células mediante DL

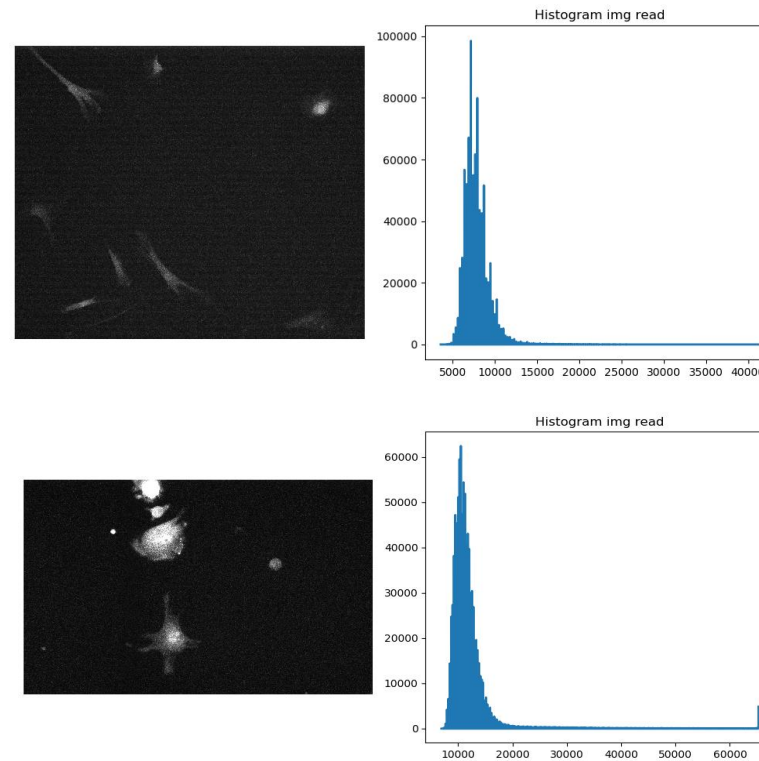
Preprocesamiento



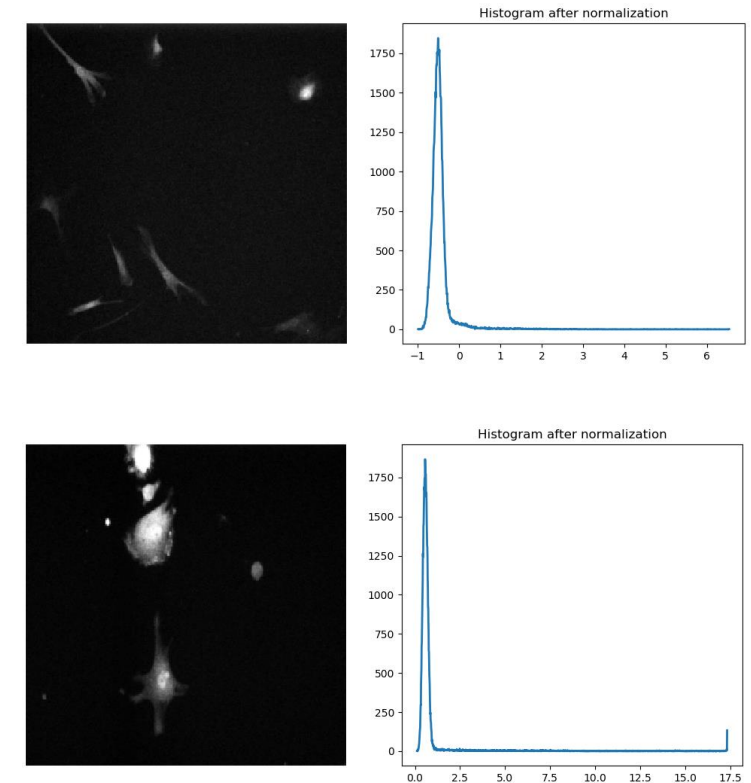
Preprocesamiento de imágenes:

- Resize
- Reshape
- Normalización

Originales



Preprocesadas



3. Segmentación de Células mediante DL

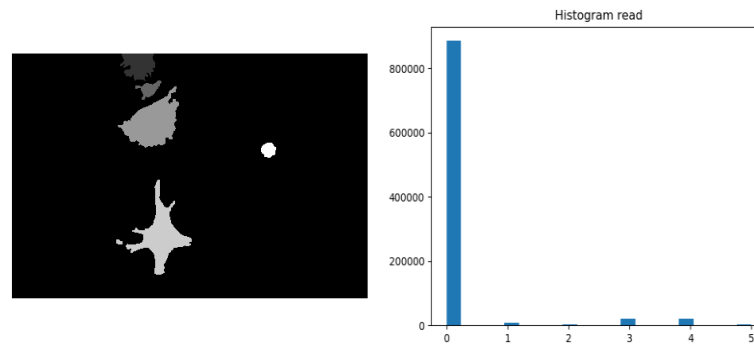
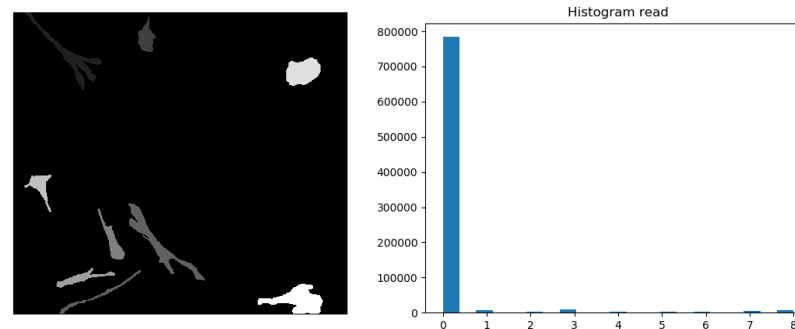
Preprocesamiento



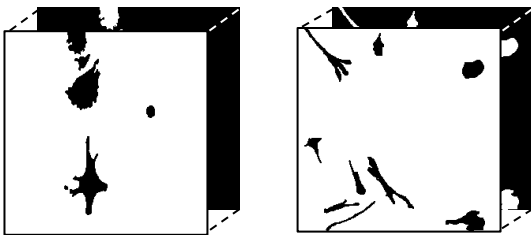
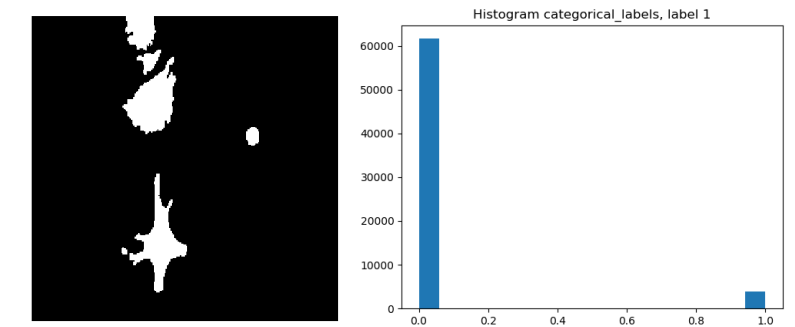
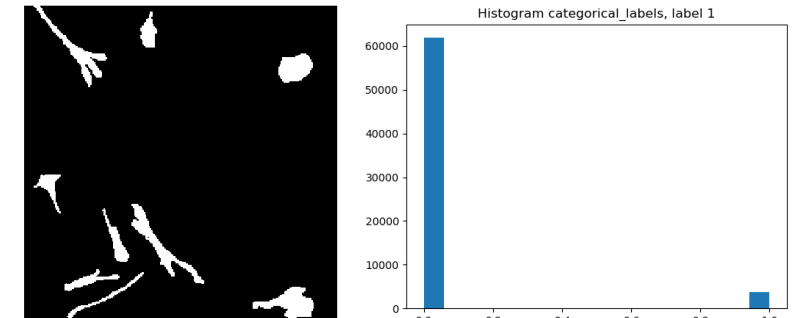
Preprocesamiento de anotaciones:

- Binarización
- Resize
- Categorical labels

Originales

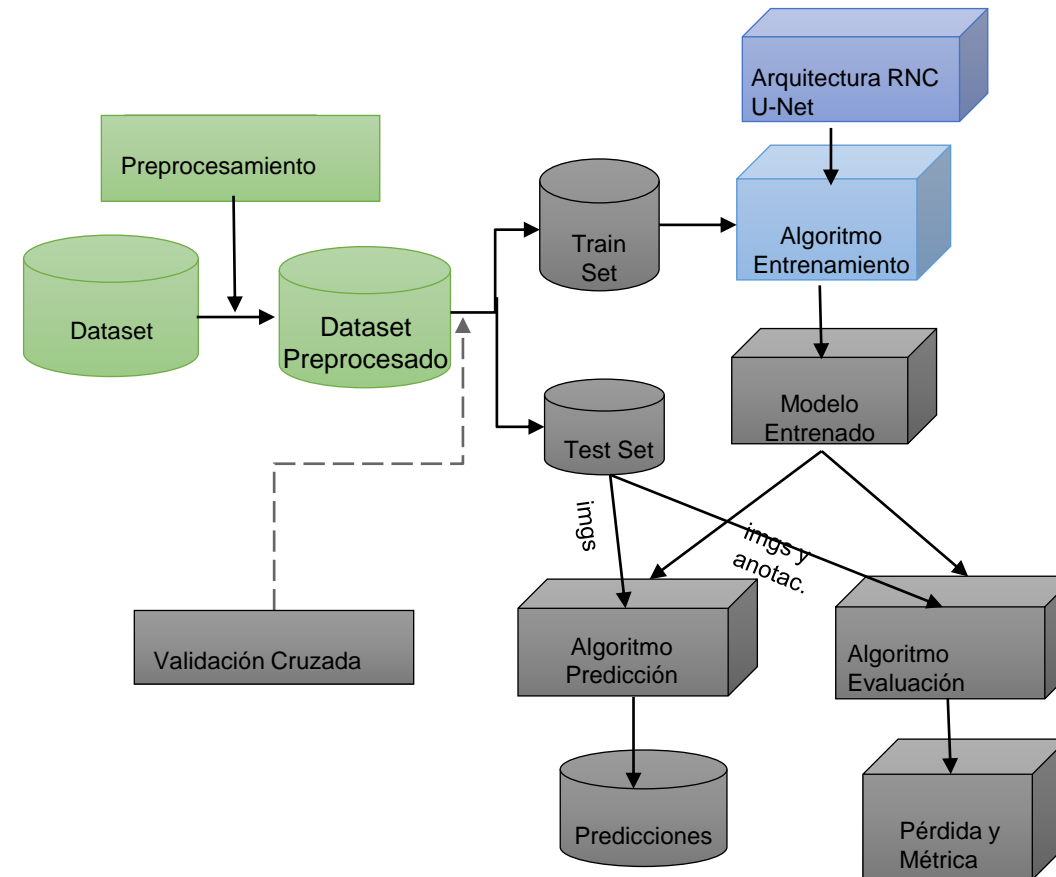


Preprocesadas



3. Segmentación de Células mediante DL

Compilación Modelo



3. Segmentación de Células mediante DL

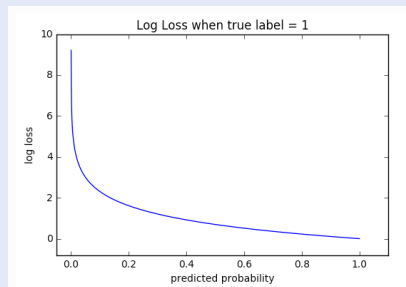
Compilación Modelo



Función de Pérdida

Entropía cruzada categórica

Diferencia o **error**, entre la predicción y la verdad fundamental, en cada lote.



Optimizador

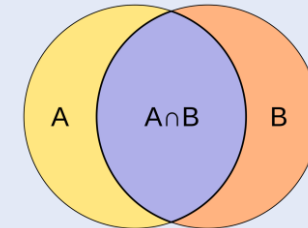
Adam

Se encarga de **minimizar el error** en cada iteración, actualizando los valores de los filtros convolucionales.

Métrica

Coeficiente Dice

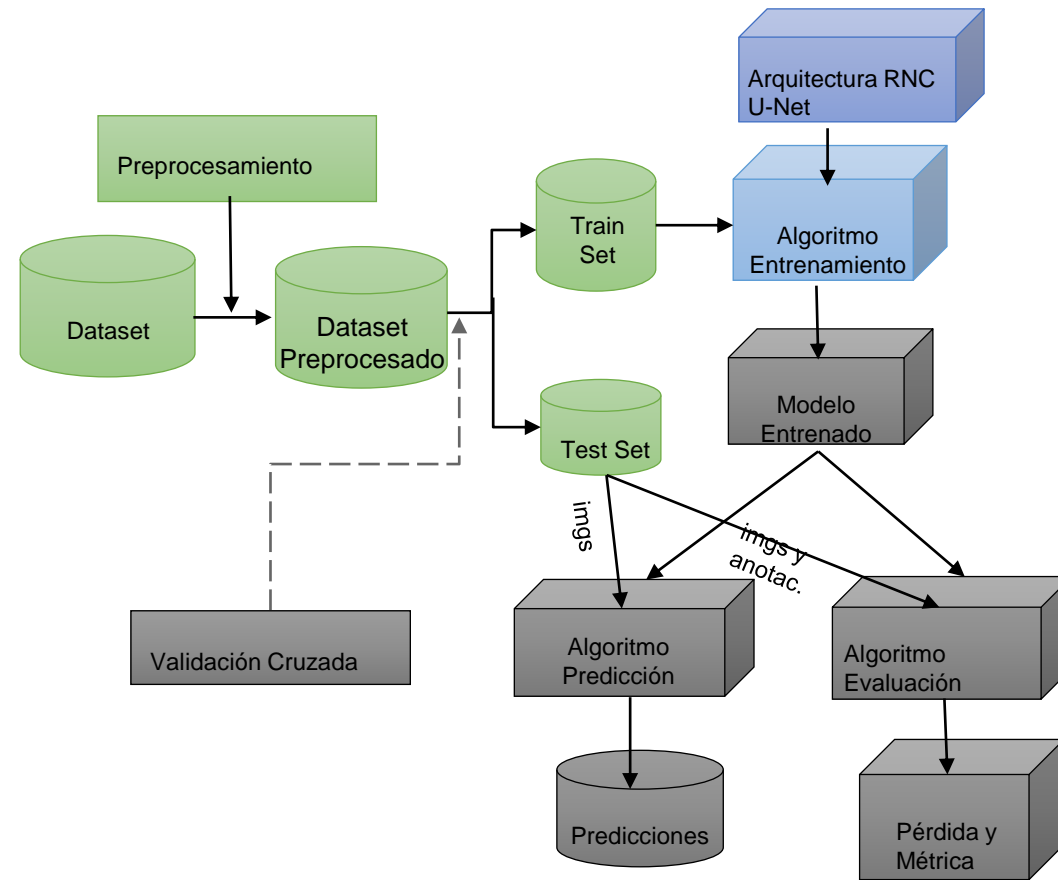
Diferencia de píxeles entre la verdad básica (A) y su segmentación predicha correspondiente (B).



Evalúa el rendimiento durante entrenamiento y pruebas. No se utilizan para entrenar el modelo.

3. Segmentación de Células mediante DL

Datos de entrenamiento

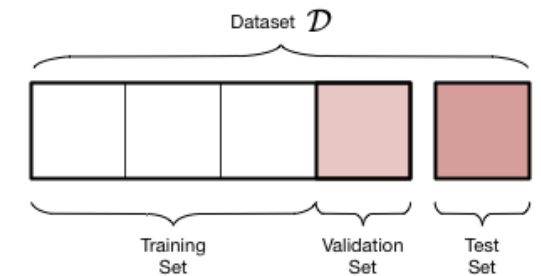


3. Segmentación de Células mediante DL

Datos de entrenamiento

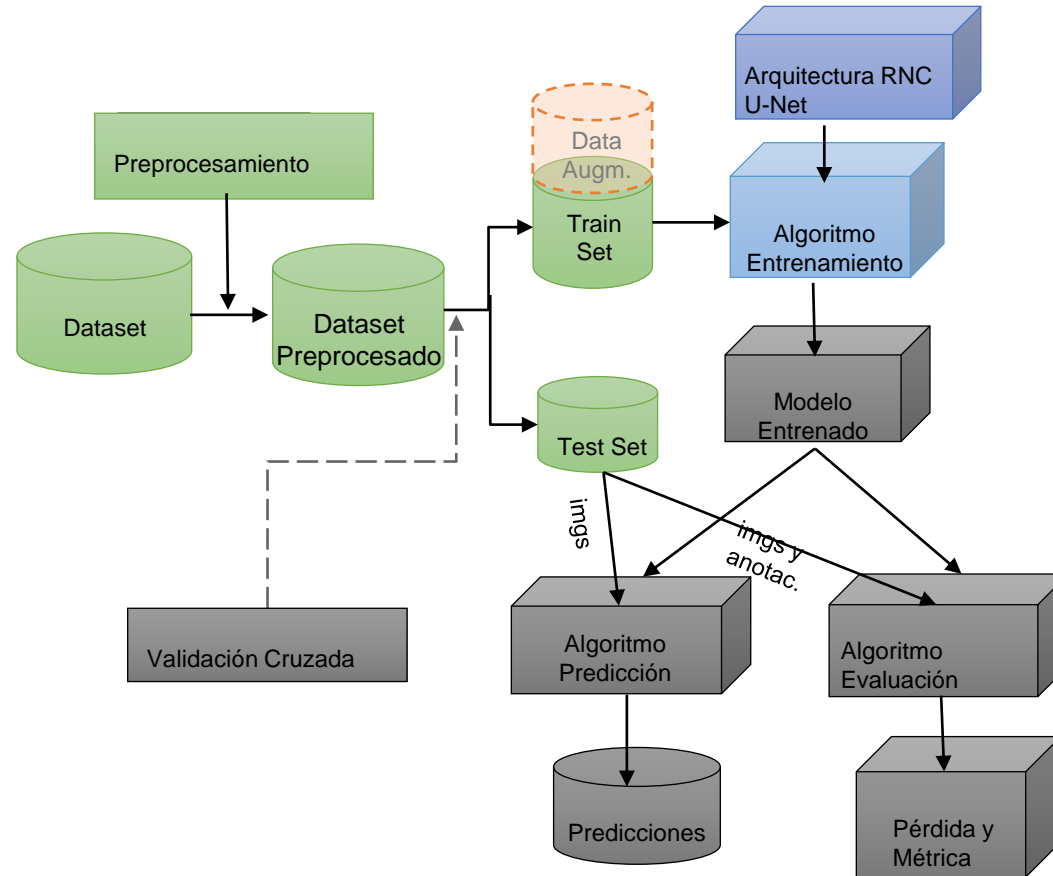
Subconjunto de datos

- **Train set.** Imágenes de entrada a las que el modelo se ajustará. **Imágenes con las que se construye el modelo**, ajusta sus pesos.
- **Validation set.** Hacen que **el modelo aprenda de sus errores**. El modelo se va evaluando periódicamente durante el entrenamiento, para seguir ajustando los pesos correctamente. son imágenes nuevas, con las que no se ha entrenado. Para detener el entrenamiento cuando se cumplen ciertos criterios, evitando el sobreajuste.
- **Test set.** La forma de **evaluar la precisión del modelo** es ejecutarlo en un conjunto de imágenes ‘nuevas’, que no haya visto antes, una vez que ya ha finalizado el entrenamiento. Permite estimar el desempeño de la red en imágenes futuras.



3. Segmentación de Células mediante DL

Aumento de datos

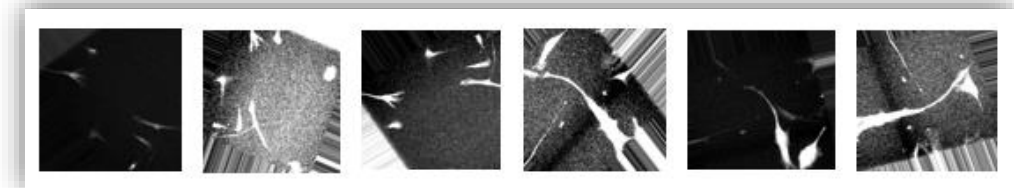
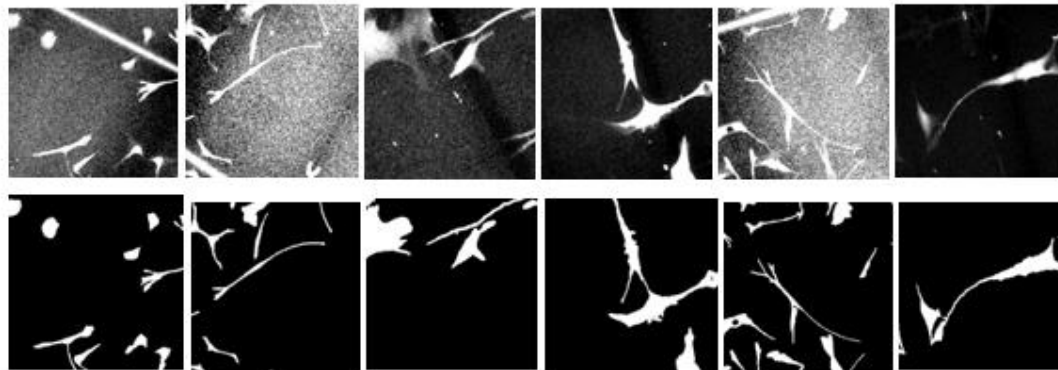
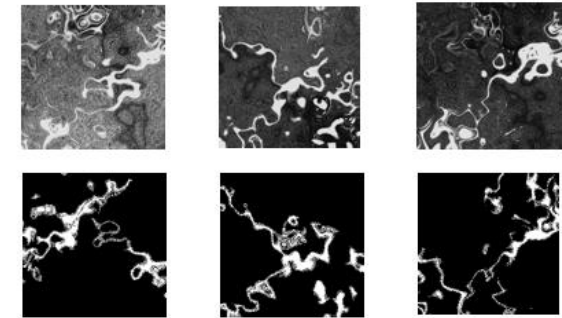


3. Segmentación de Células mediante DL

Aumento de datos

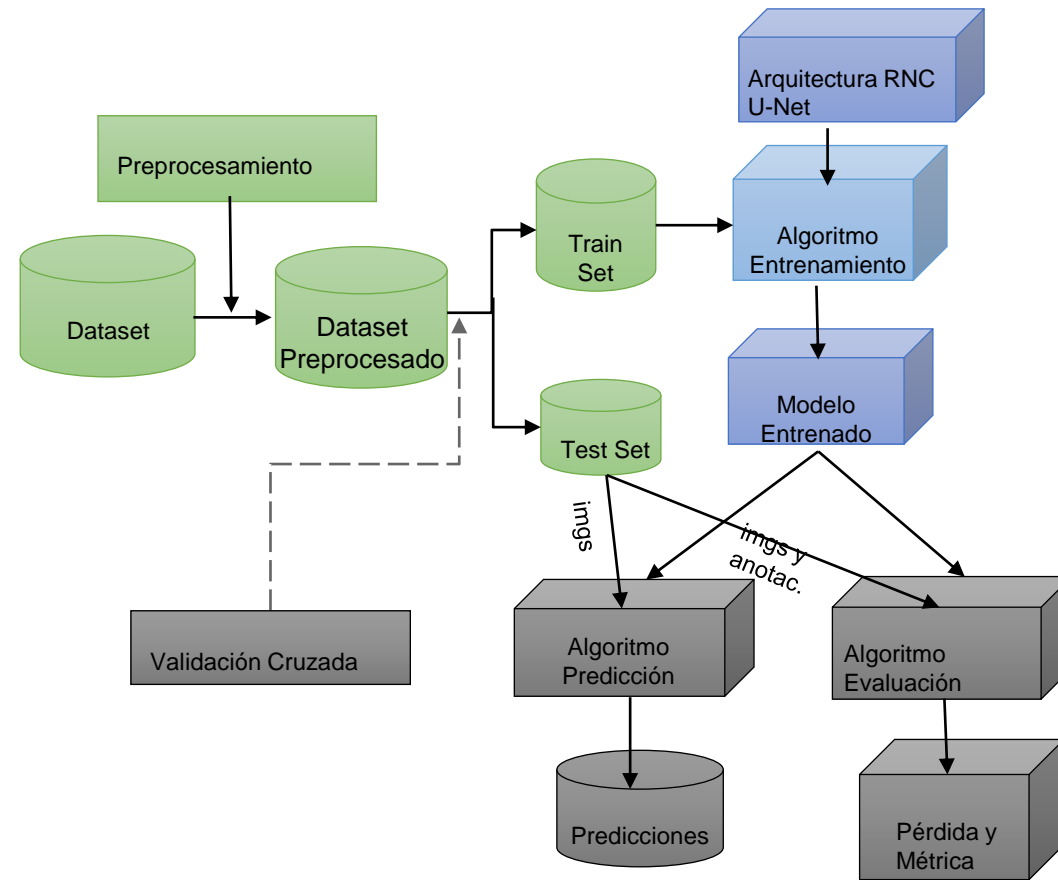


- Ampliar el conjunto de datos de entrenamiento
- Se aplican transformaciones/deformaciones de forma aleatoria, sin perturbar demasiado los datos.



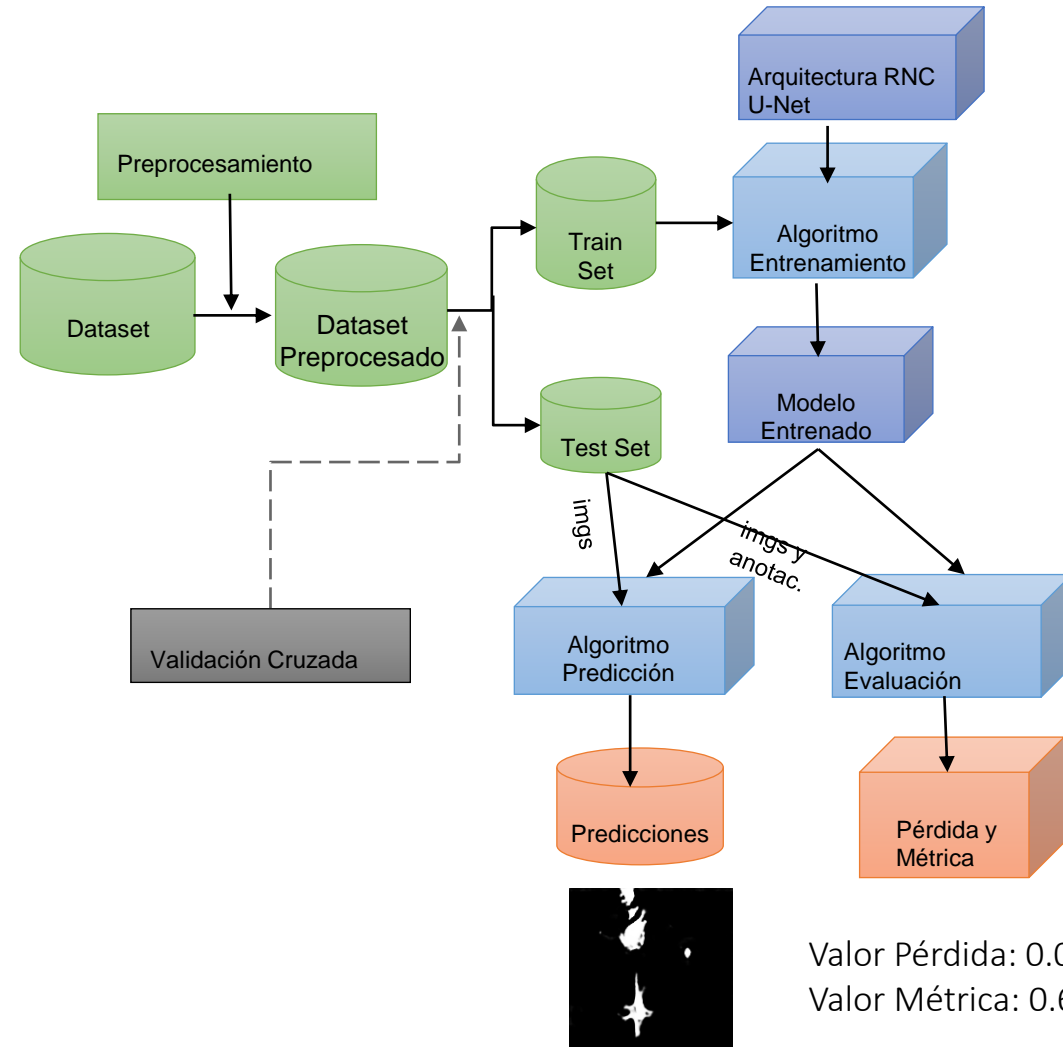
3. Segmentación de Células mediante DL

Evaluación del modelo



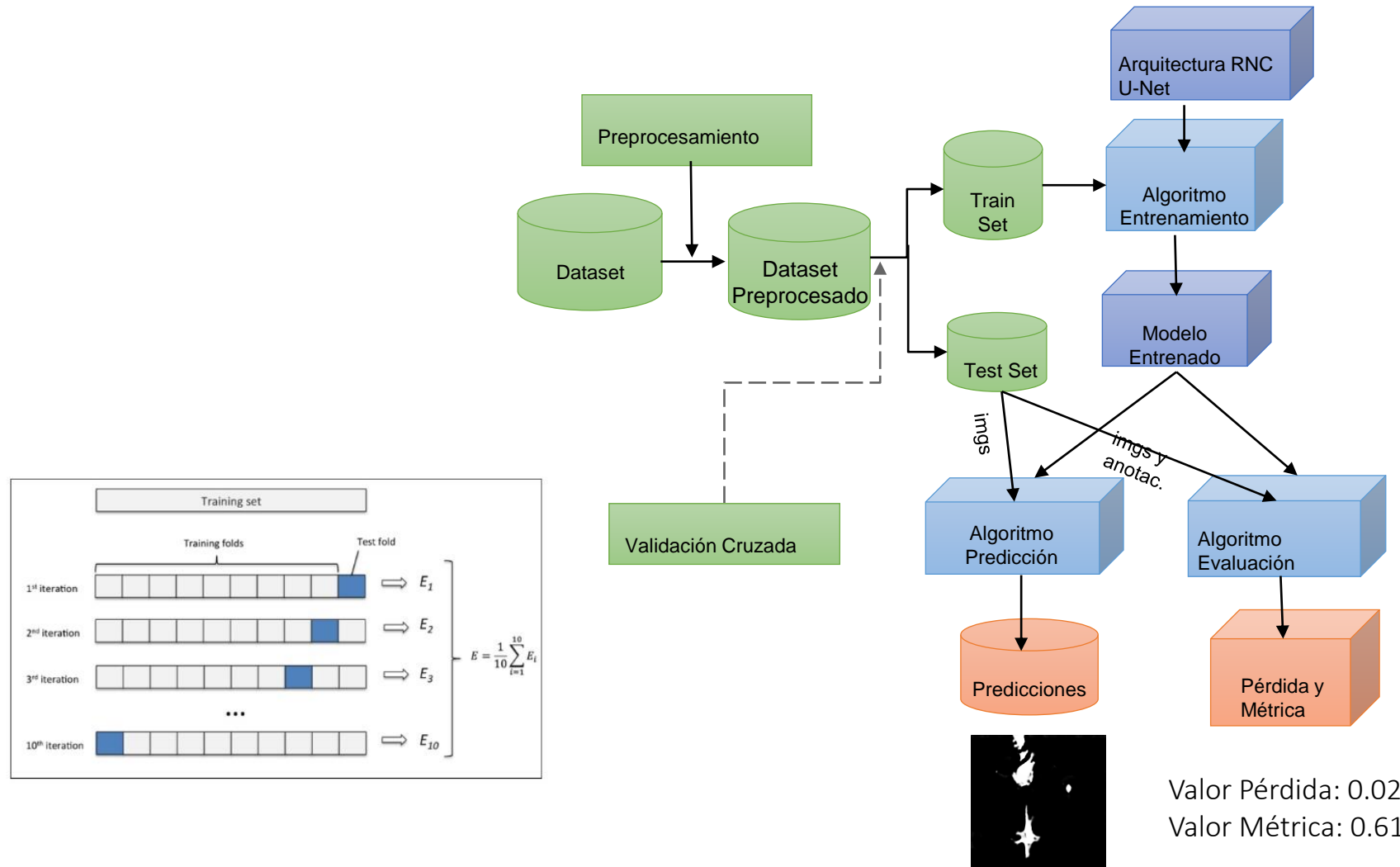
3. Segmentación de Células mediante DL

Evaluación del modelo



3. Segmentación de Células mediante DL

Evaluación del modelo. Validación Cruzada.





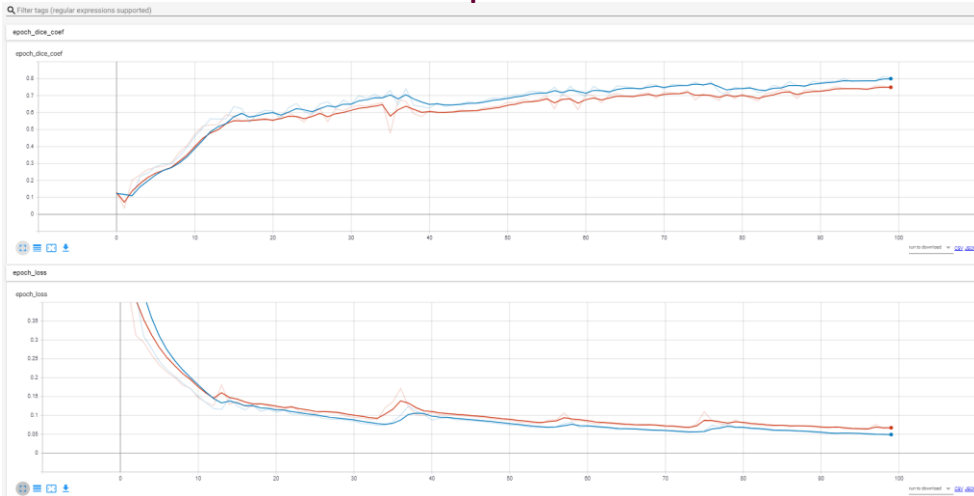
4. Resultados y Conclusiones

4. Resultados y Conclusiones

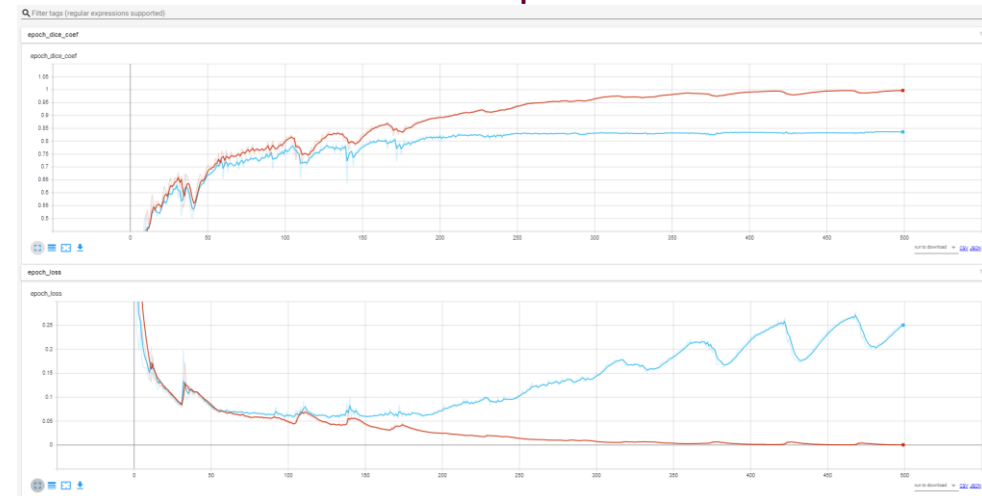
Entrenamiento. Sin Aumento de Datos.



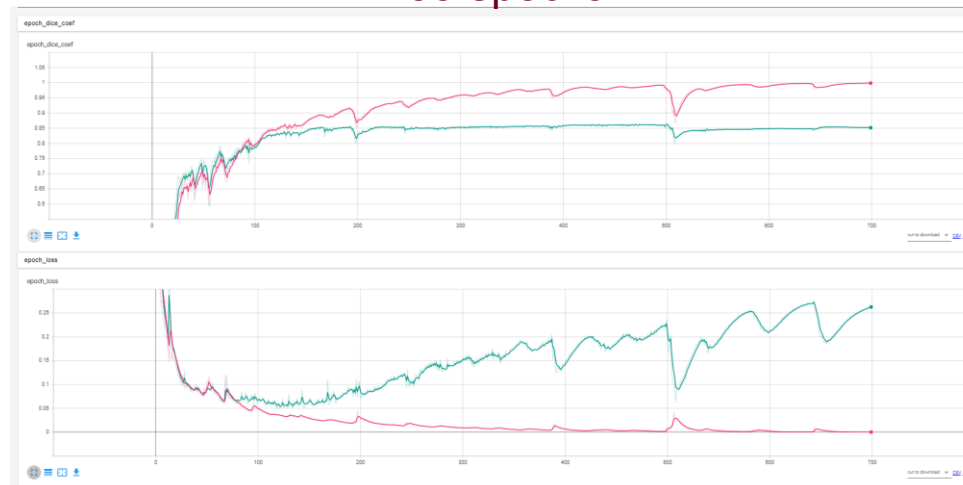
100 epochs



500 epochs



700 epochs



- Posible sobreajuste.
- Resultados de validación dejan de mejorar.
- Resultados de entrenamiento se siguen ajustando.

4. Resultados y Conclusiones

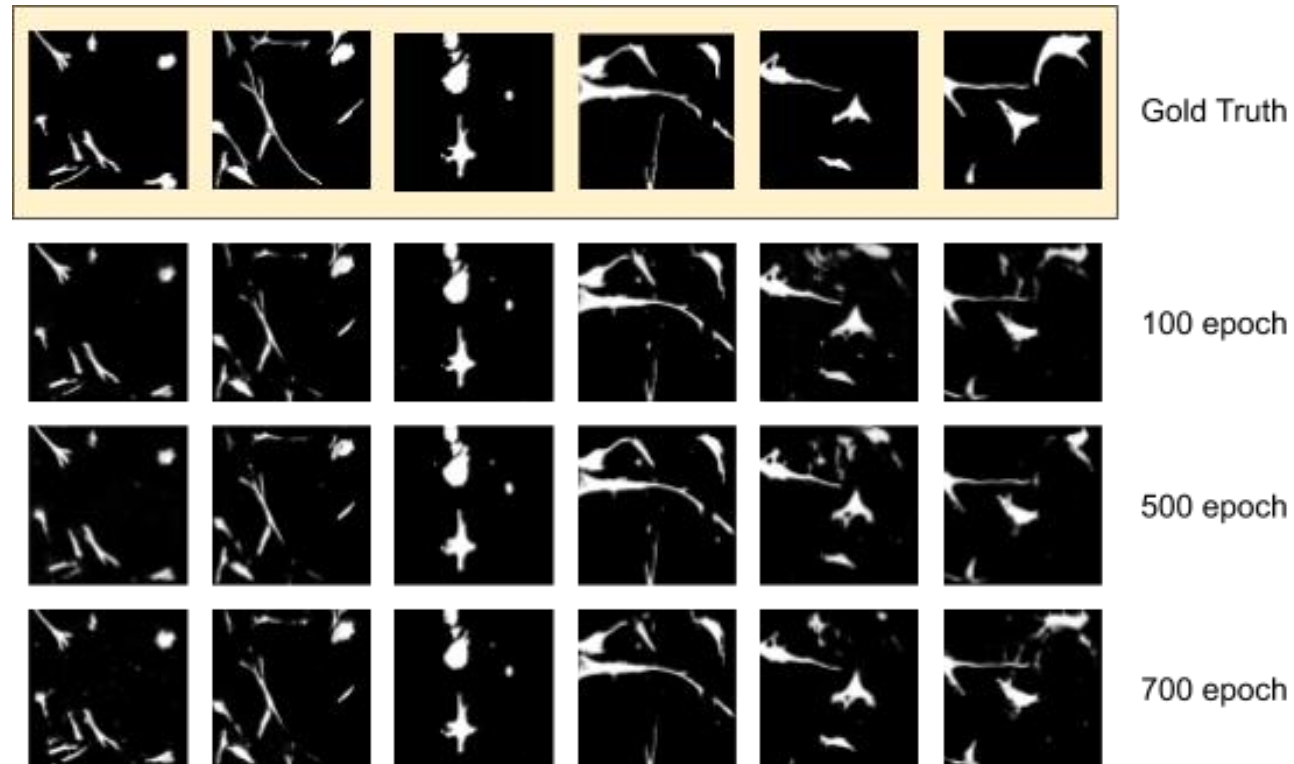
Evaluación. Sin Aumento de Datos.

- Valores de pérdida y métrica: Media de 13 modelos, validación cruzada.
- A mayor número de epochs, mejores resultados.
- No se percibe sobreajuste. Imágenes de test muy parecidas a imágenes train.

	Loss (Mean)	Coef. Dice (Mean)
100 epoch	0,0691	0,7565
500 epoch	0,0853	0,7665
700 epoch	0,0707	0,7983

4. Resultados y Conclusiones

Predicción. Sin Aumento de Datos.

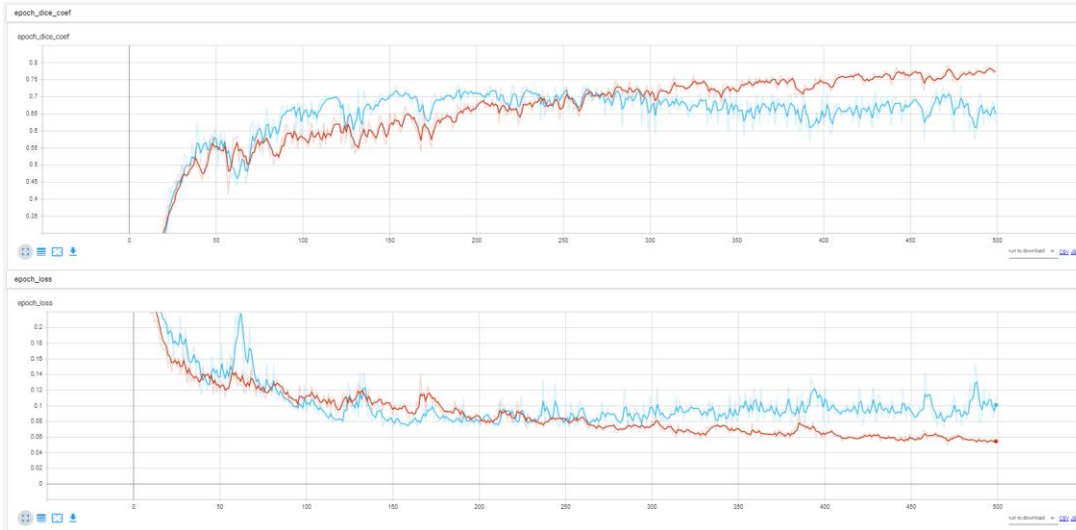


4. Resultados y Conclusiones

Entrenamiento. Con Aumento de Datos.



500 epochs

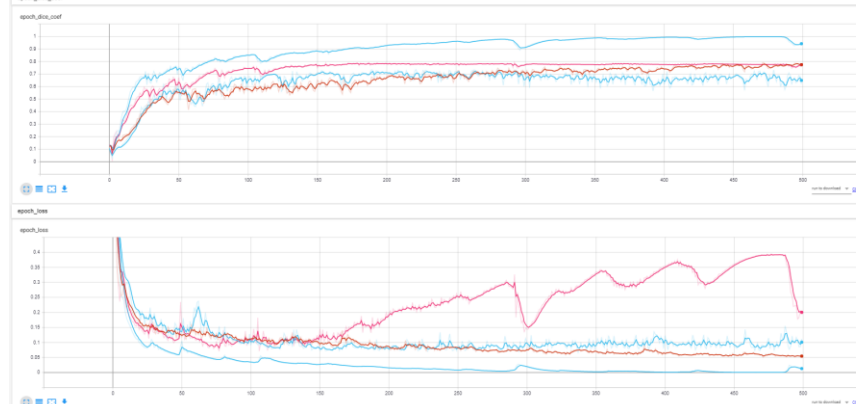


700 epochs



- Irregularidad. Imágenes aleatorias.
- Evita sobreajuste.
- Resultados train y val similares.

Sin Aumento Datos Vs Con Aumento Datos.





4. Resultados y Conclusiones

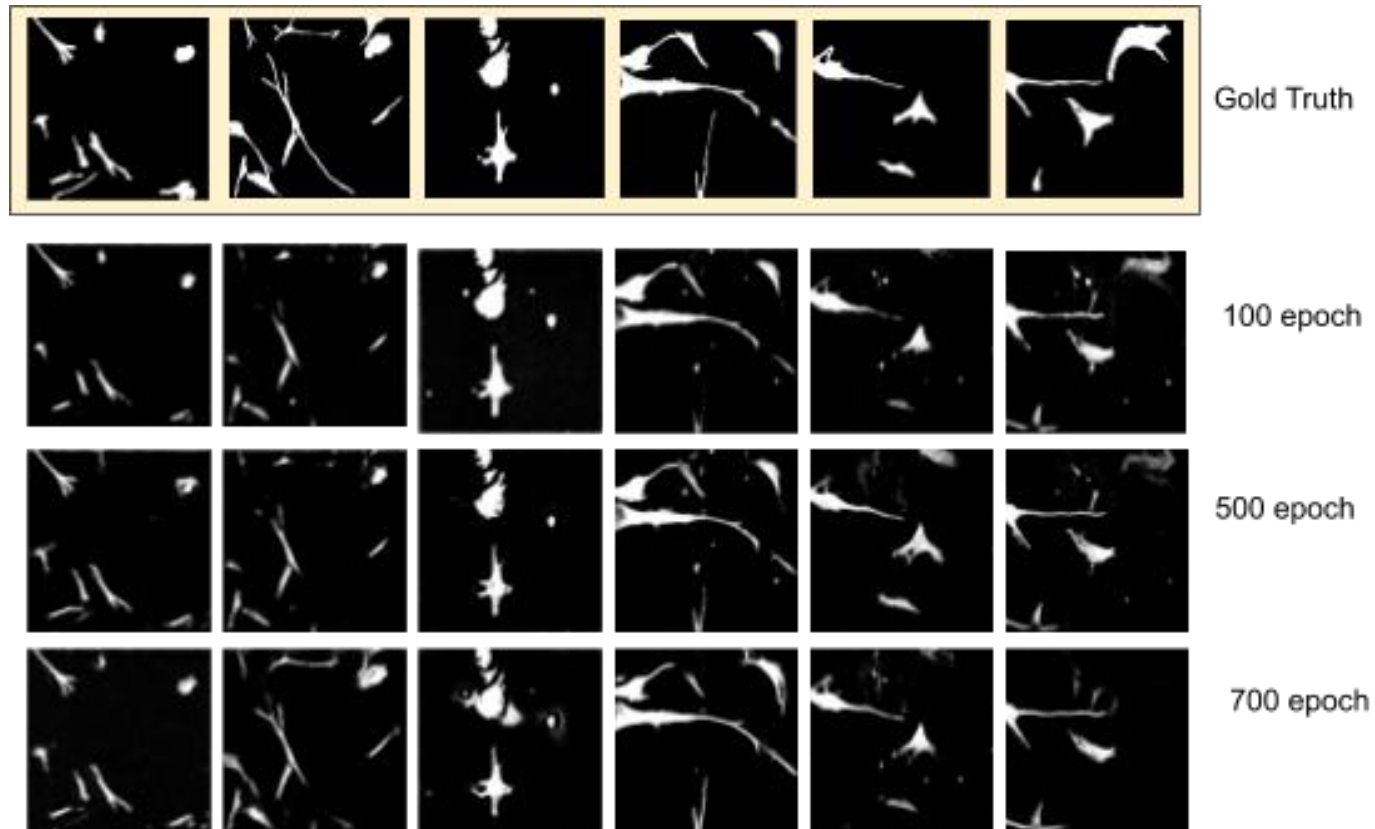
Evaluación. Con Aumento de Datos.

- Valores de pérdida y métrica: Media de 13 modelos, validación cruzada.
- A mayor número de epochs mejores resultados.
- Sin Aum. de datos mejores resultados, porque los pesos están más ajustados.
- Pero el Aum. de datos mejorará los resultados en otras secuencias de vídeo distintas.

	Con Aumento Datos		Sin Aumento Datos	
	Loss (Mean)	Coef. Dice (Mean)	Loss (Mean)	Coef. Dice (Mean)
100 epoch	0,1209	0,6096	0,0691	0,7565
500 epoch	0,0901	0,6807	0,0853	0,7665
700 epoch	0,0909	0,7068	0,0707	0,7983

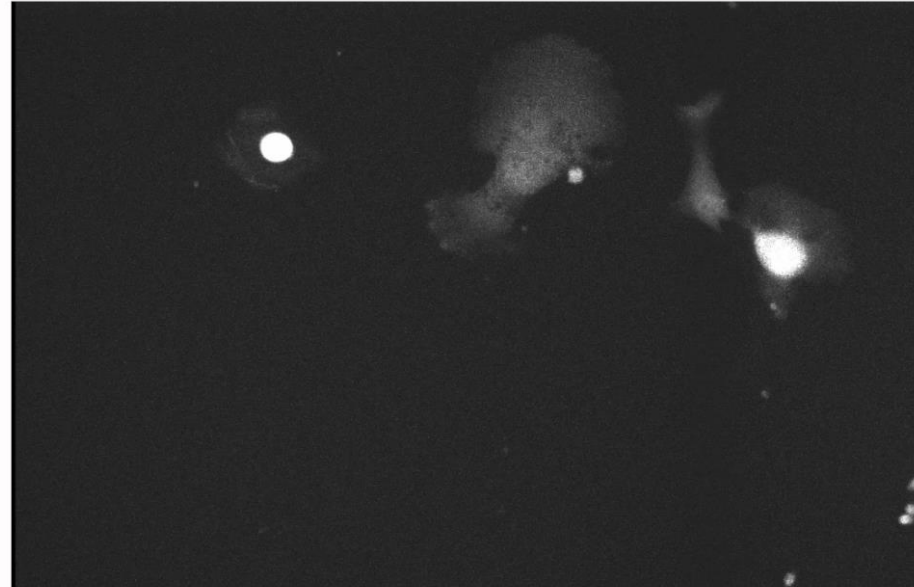
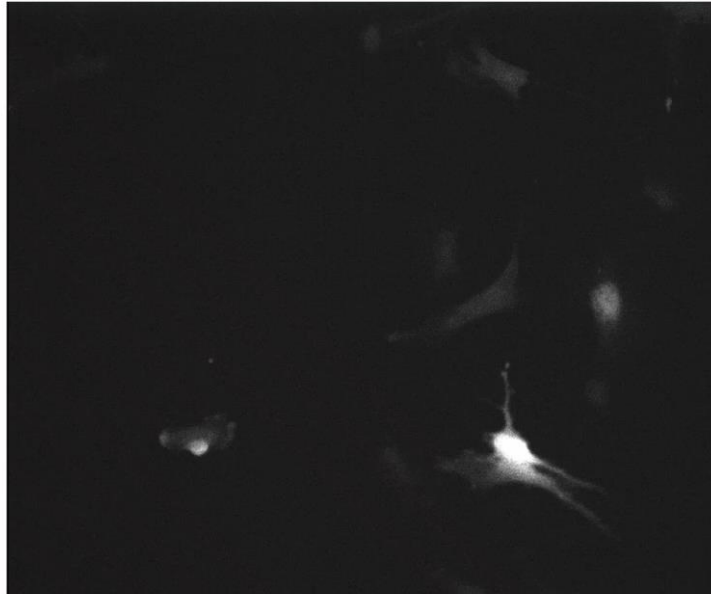
4. Resultados y Conclusiones

Predicción. Con Aumento de Datos.



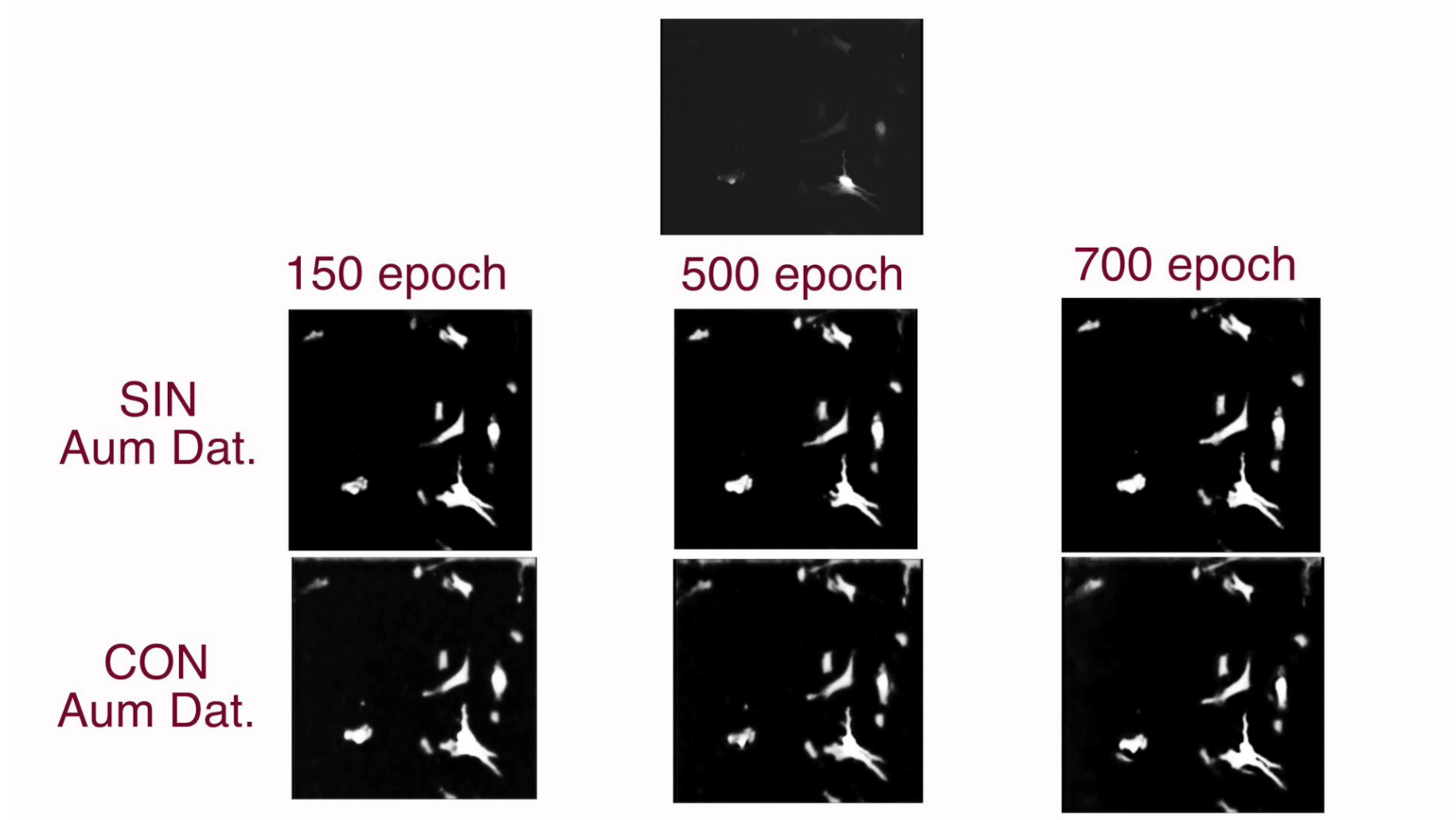
4. Resultados y Conclusiones

Resultados Dataset Challenge



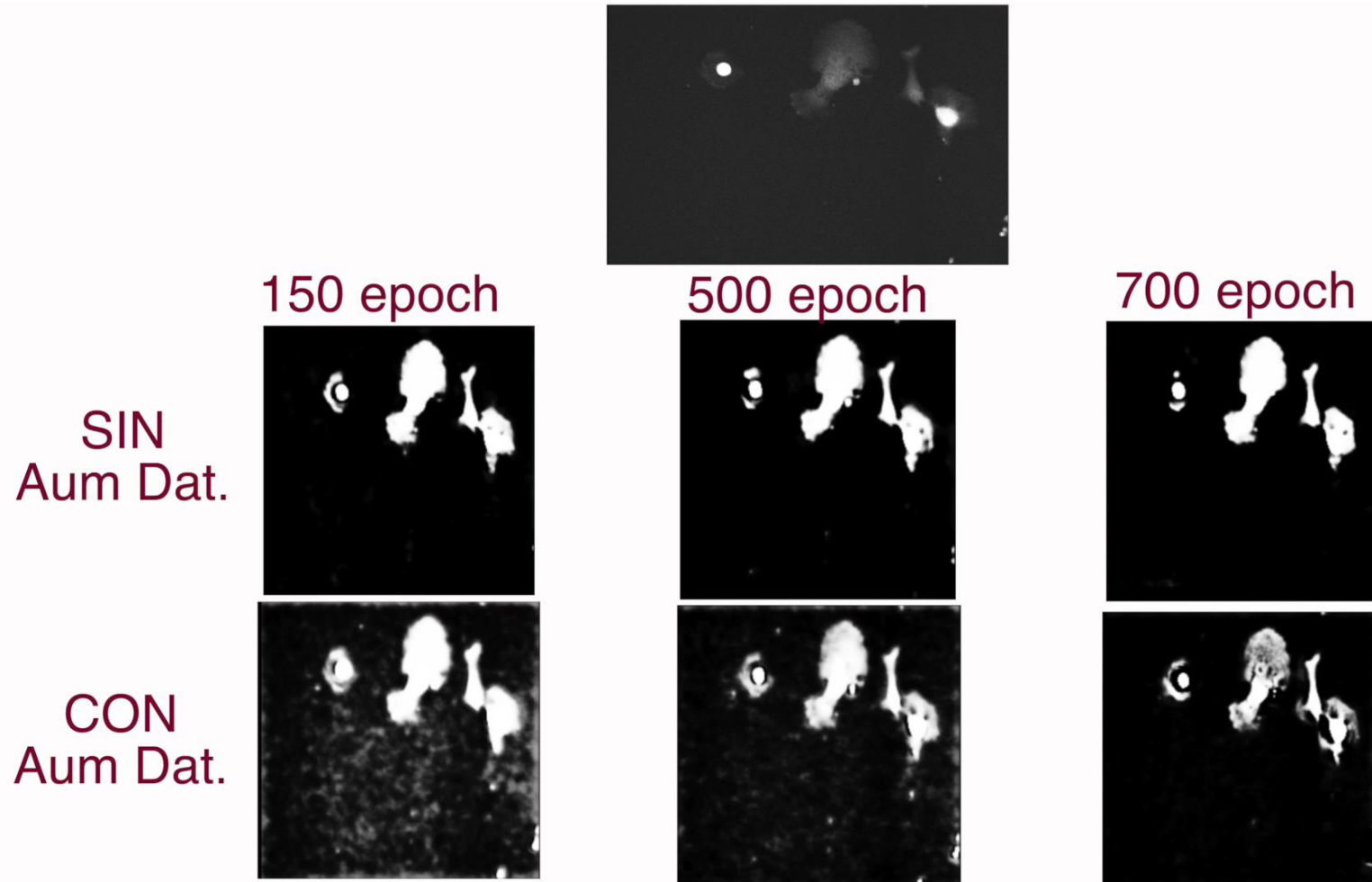
4. Resultados y Conclusiones

Resultados Dataset Challenge



4. Resultados y Conclusiones

Resultados Dataset Challenge





Muchas gracias

Quedo a su disposición para cualquier duda