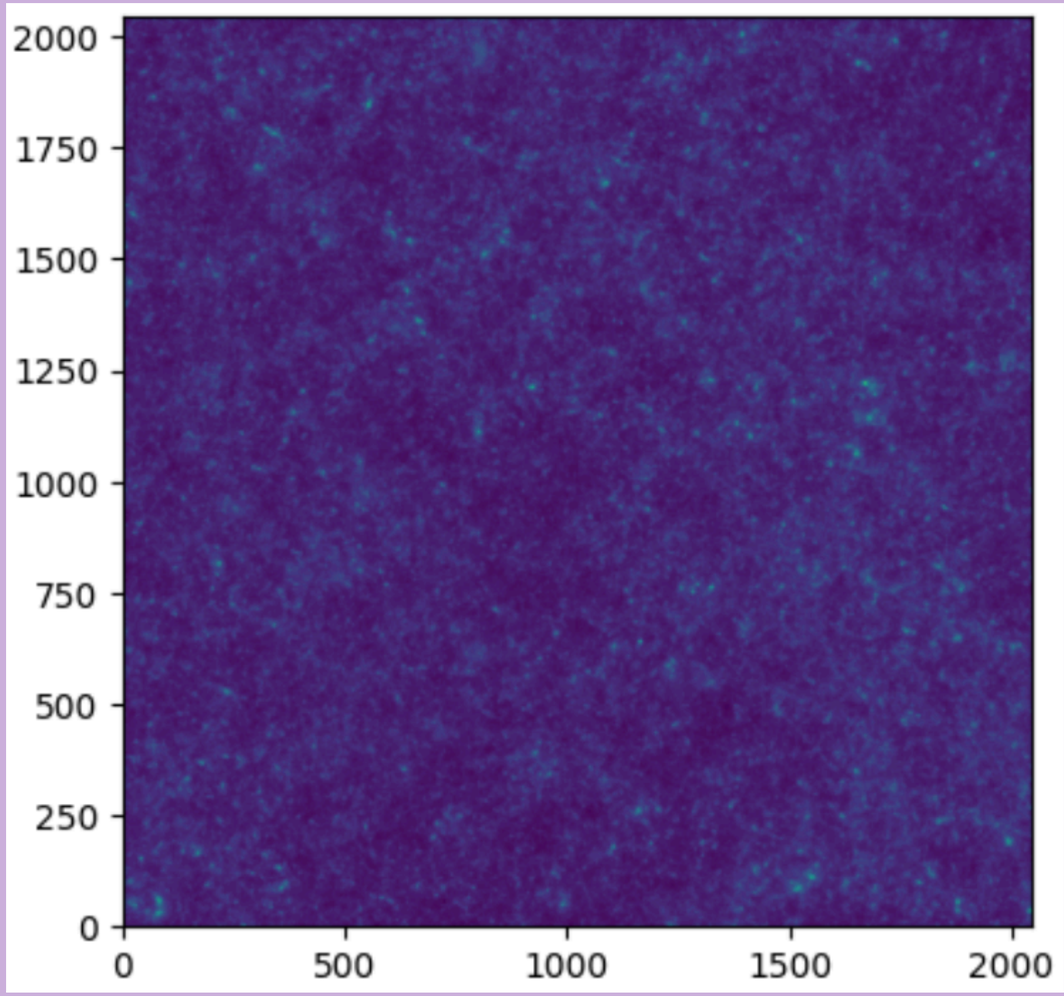
Place the Dark on the Map
Datatón 2024

Gonzalo Aichele

Contenidos

- Contexto Astrofísico
- Redes Neuronales
- Paper de Referencia
- Generación del Dataset
- Solución baseline
- Referencias

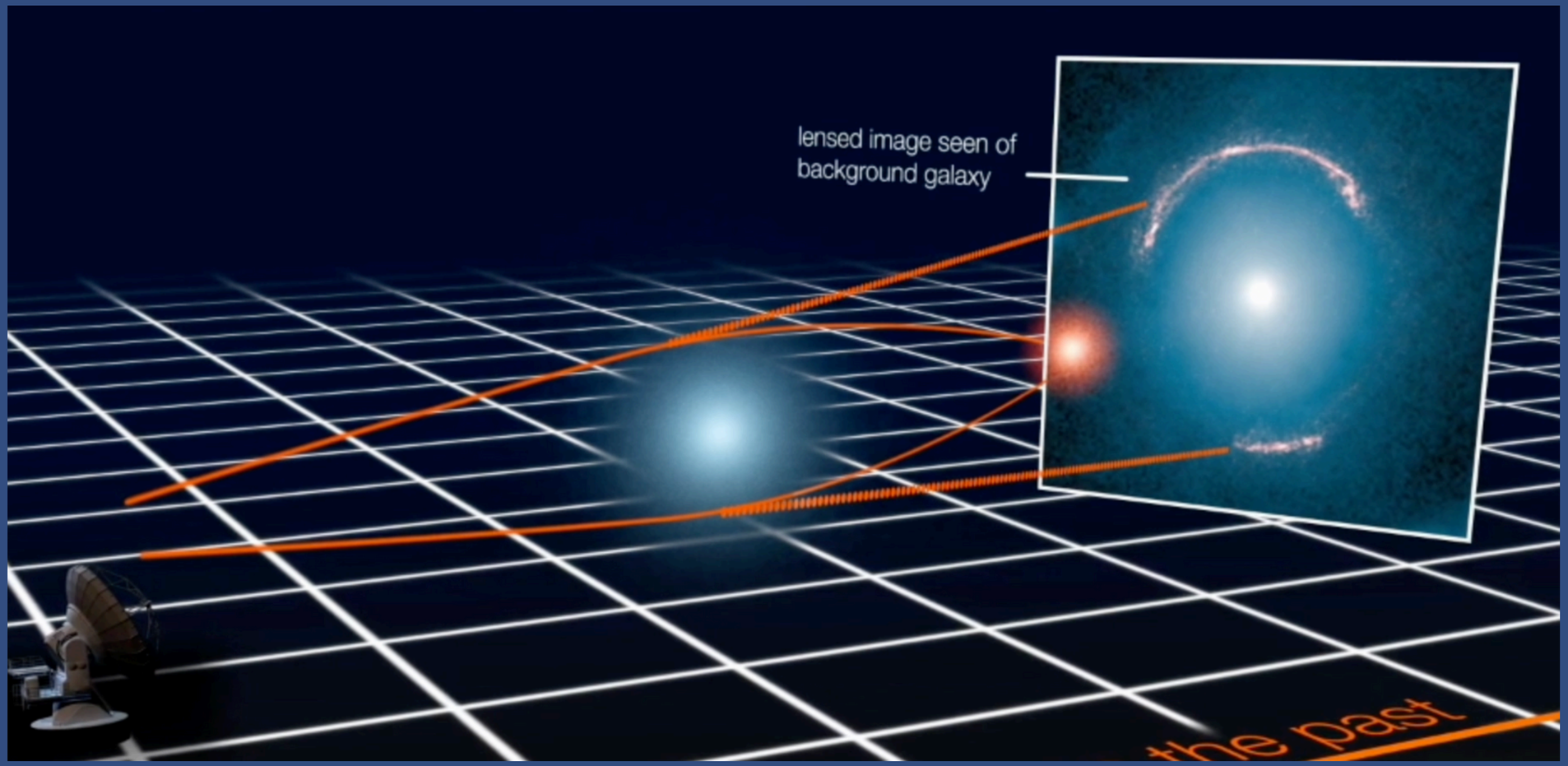


Contexto: Lensing Gravitacional

Fenómeno de la curvatura del espacio debido a una distribución de masa, el resultado es el cambio en la dirección de la luz debido a esta curvatura. Esto se observa como una distorsión de la imagen de la fuente.

Contexto: Lensing Gravitacional

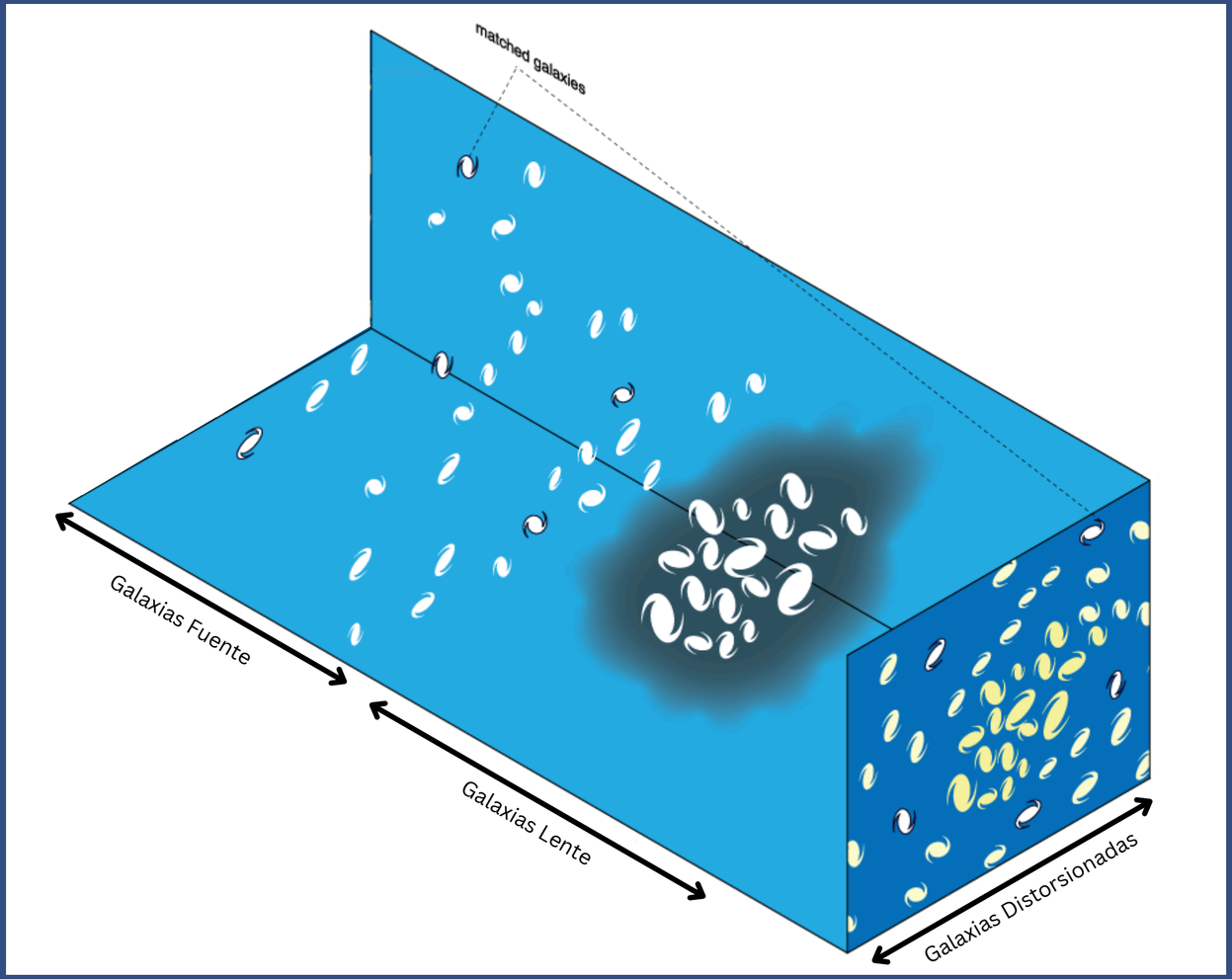
Strong Lensing:



Contexto: Lensing Gravitacional

Weak Lensing:

- Caso particular del lensing gravitacional donde se producen distorsiones pequeñas (nunca arcos gravitacionales).
- Se utiliza un enfoque necesariamente estadístico que requiere el análisis de varias decenas de miles de galaxias fuente.

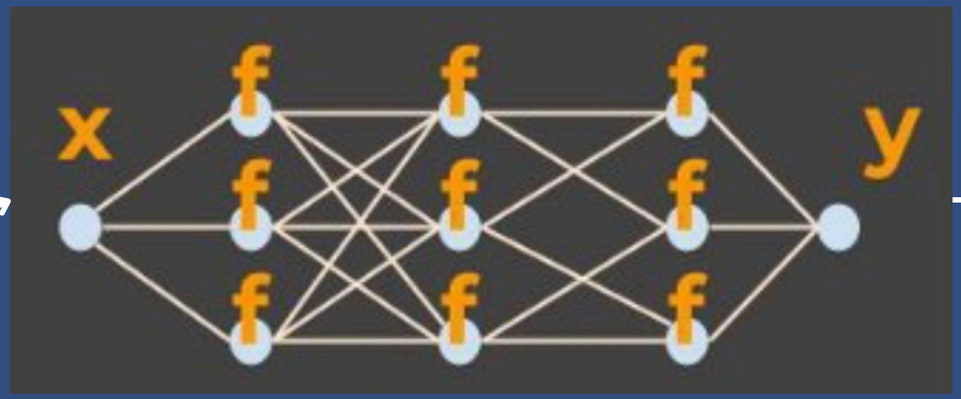


Redes Neuronales (NN)

- Deep learning
- Clasificadores universales
- No lineales
- No interpretables

$$f(x) = mx + n$$

Backpropagation



Input

Función de Pérdida

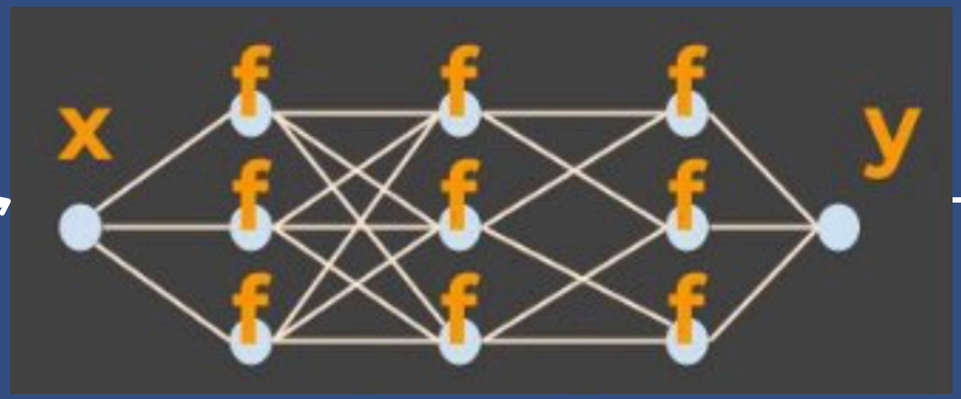
Redes Neuronales (NN)

- Deep learning
- Clasificadores universales
- No lineales
- No interpretables

$$f(x) = mx + n$$

Y en Imagenes?

Backpropagation

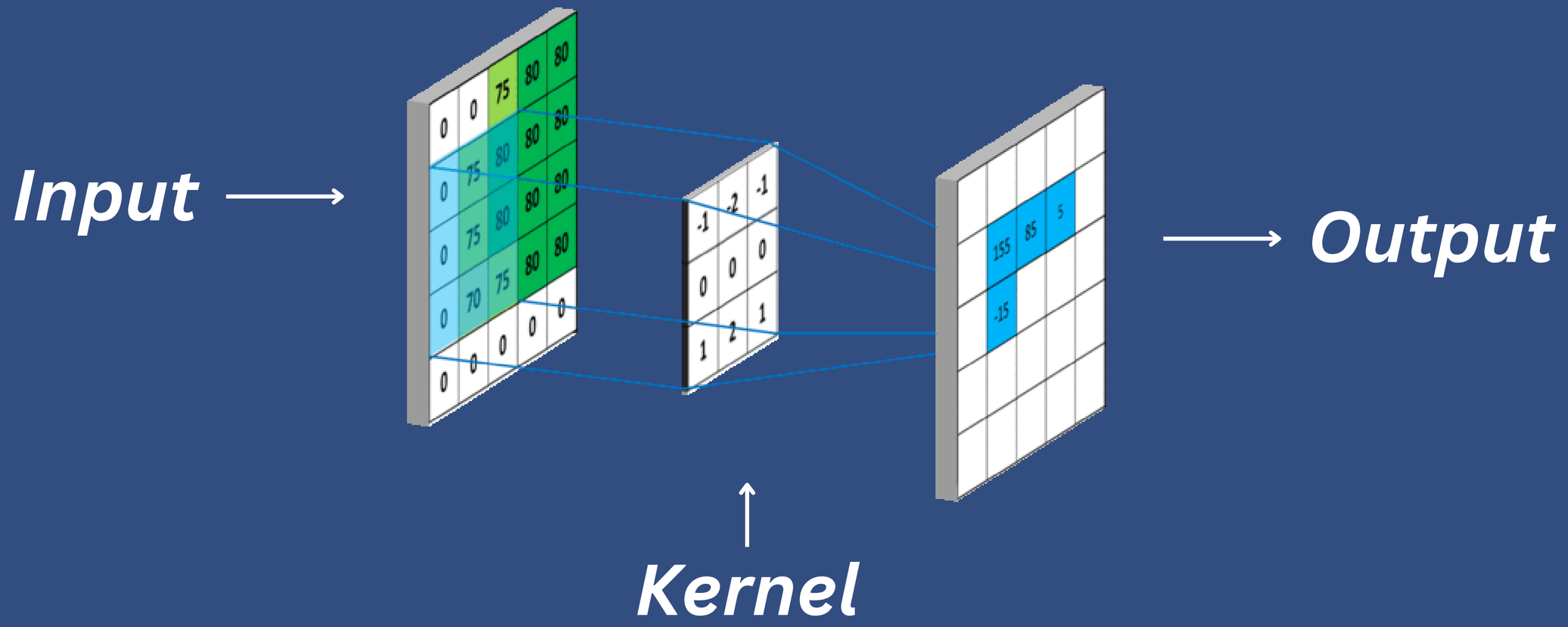


Input

Función de Pérdida

Redes Neuronales Convolucionales (CNN)

- Permiten capturar características en las imágenes
- Utilizan menos parámetros logrando resultados similares a NN tradicionales



Fases del Entrenamiento

Objetivo Científico

- Determinar distribuciones de materia total (oscura + bariónica) a partir de observaciones de Weak Lensing.
- Obtener y comparar múltiples soluciones a este problema.
- Determinar si los métodos clásicos son más precisos y/o exactos que las NN.

IMAGEN EPSILON → IMAGEN KAPPA

Paper de Referencia: Hong et al. 2021

The Astrophysical Journal, 923:266 (14pp), 2021 December 20 https://doi.org/10.3847/1538-4357/ac3090
© 2021. The Author(s). Published by the American Astronomical Society.
OPEN ACCESS

Weak-lensing Mass Reconstruction of Galaxy Clusters with a Convolutional Neural Network

Sungwook E. Hong (홍성욱)[1,2], Sangnam Park[1], M. James Jee[3,4], Dongsu Bak[1,5], and Sangjun Cha[3]
[1] Natural Science Research Institute, University of Seoul, 163 Seoulsiripdaero, Dongdaemun-gu, Seoul 02504, Republic of Korea
[2] Korea Astronomy and Space Science Institute, 776 Daedeok-daero, Yuseong-gu, Daejeon 34055, Republic of Korea
[3] Department of Astronomy, Yonsei University, 50 Yonsei-ro, Seodaemun-gu, Seoul 03722, Republic of Korea; mkjee@yonsei.ac.kr
[4] Department of Physics, University of California, Davis, One Shields Avenue, Davis, CA 95616, USA
[5] Department of Physics, University of Seoul, 163 Seoulsiripdaero, Dongdaemun-gu, Seoul 02504, Republic of Korea
Received 2021 February 10; revised 2021 October 8; accepted 2021 October 16; published 2021 December 28

Abstract

We introduce a novel method for reconstructing the projected matter distributions of galaxy clusters with weak-lensing (WL) data based on a convolutional neural network (CNN). Training data sets are generated with ray-tracing through cosmological simulations. We control the noise level of the galaxy shear catalog such that it mimics the typical properties of the existing ground-based WL observations of galaxy clusters. We find that the mass reconstruction by our multilayered CNN with the architecture of alternating convolution and trans-convolution filters significantly outperforms the traditional reconstruction methods. The CNN method provides better pixel-to-pixel correlations with the truth, restores more accurate positions of the mass peaks, and more efficiently suppresses artifacts near the field edges. In addition, the CNN mass reconstruction lifts the mass-sheet degeneracy when applied to our projected cluster mass estimation from sufficiently large fields. This implies that this CNN algorithm can be used to measure the cluster masses in a model-independent way for future wide-field WL surveys.

Paper de Referencia: Hong et al. 2021

- Objetivo: Reconstruir mapas de convergencia producidos por una distribución de galaxias fuente con elipticidades distorsionadas utilizando CNN.
- Datos: Mapas de convergencia generados a partir de una simulación cosmológica generada por el grupo Columbia Lensing.
- Pre-procesamiento: Se calculan las elipticidades correspondientes a la convergencia generando así los datos de input de la red.
- Resultado: Una herramienta que a partir de observaciones entrega el mapa de convergencia, el cual se correlaciona directamente con la distribución de masa de las lentes que están distorsionando la luz de las fuentes.

Paper de Referencia: Hong et al. 2021

Formalismo de Weak Lensing

$$A = (1-\kappa)\begin{pmatrix} 1-g_1 & -g_2 \\ -g_2 & 1+g_1 \end{pmatrix} \quad \kappa = \frac{\Sigma}{\Sigma_c}, \quad \Sigma_c = \frac{c^2 D_s}{4\pi G D_l D_{ls}}$$

$$g = g_1 + \imath g_2$$

$$|g| = \frac{\gamma}{1-\kappa}$$

A : Matriz de Transformación

g : Shear reducido

$|g|$: Módulo del shear reducido

κ : Convergencia

Σ_c : Densidad Crítica

Paper de Referencia: Hong et al. 2021

Formalismo de Weak Lensing

$$|g| = \frac{\gamma}{1-\kappa}$$

$$\gamma = \frac{1}{\pi}\int \mathrm{D}\left(x - x'\right)\kappa\left(x'\right)\mathrm{d}x'$$

$$\kappa = \frac{\Sigma}{\Sigma_c}, \quad \Sigma_c = \frac{c^2 D_s}{4\pi G D_l D_{ls}}$$

$$\epsilon = \begin{cases} \frac{e+g}{1+g^* e} & \text{si } |g| < 1 \\ \frac{1+ge^*}{e^*+g^*} & \text{si } |g| > 1 \end{cases}$$

ϵ : Elipticidades distorsionadas
γ : Shear
$|g|$: Módulo del shear reducido
κ : Convergencia
Σ_c : Densidad Crítica
e : Elipticidades intrínsecas

Paper de Referencia: Hong et al. 2021

Generación del Dataset

Dado kappa de los datos se calcula el shear

$$\gamma = \frac{1}{\pi} \int \mathrm{D}\left(x - x'\right) \kappa\left(x'\right) \mathrm{d}x'$$

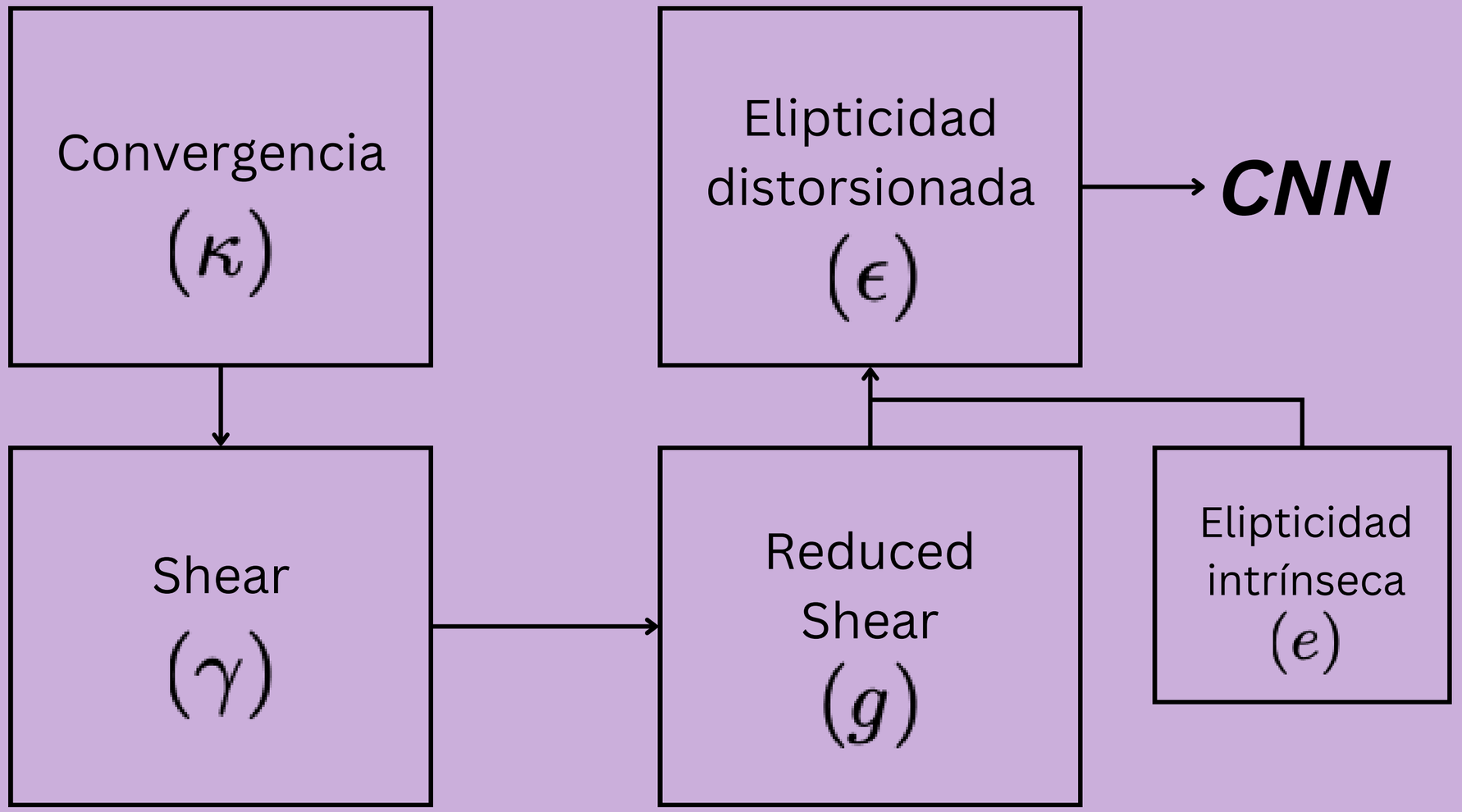
$$|g| = \frac{\gamma}{1 - \kappa}$$

Para las elipticidades intrínsecas se genera una distribución random de elipticidades

$$\epsilon = \begin{cases} \frac{e+g}{1+g^* e} & \text{si } |g| < 1 \\ \frac{1+ge^*}{e^*+g^*} & \text{si } |g| > 1 \end{cases}$$

Paper de Referencia: Hong et al. 2021

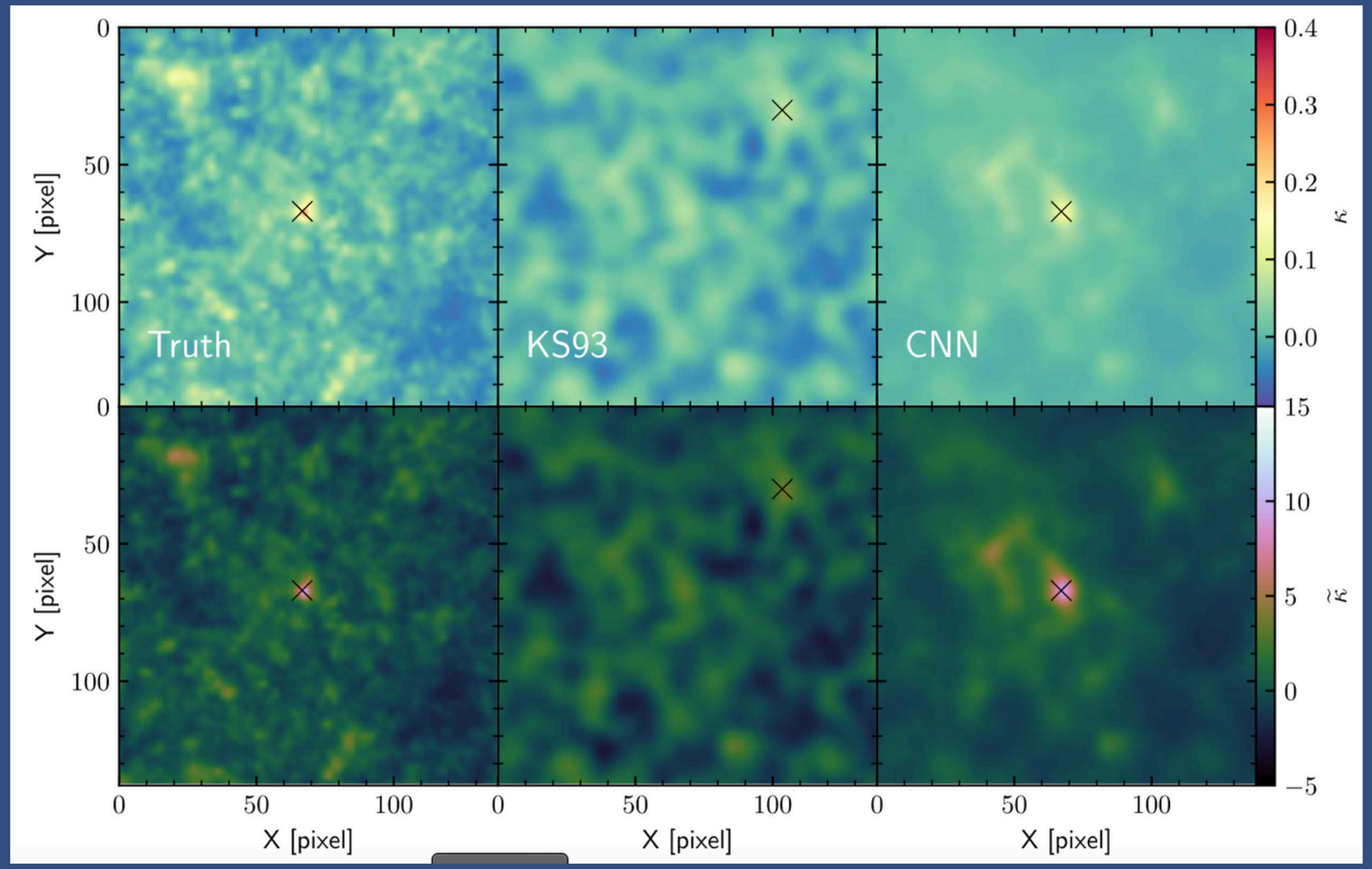
Generación del Dataset



Paper de Referencia: Hong et al. 2021

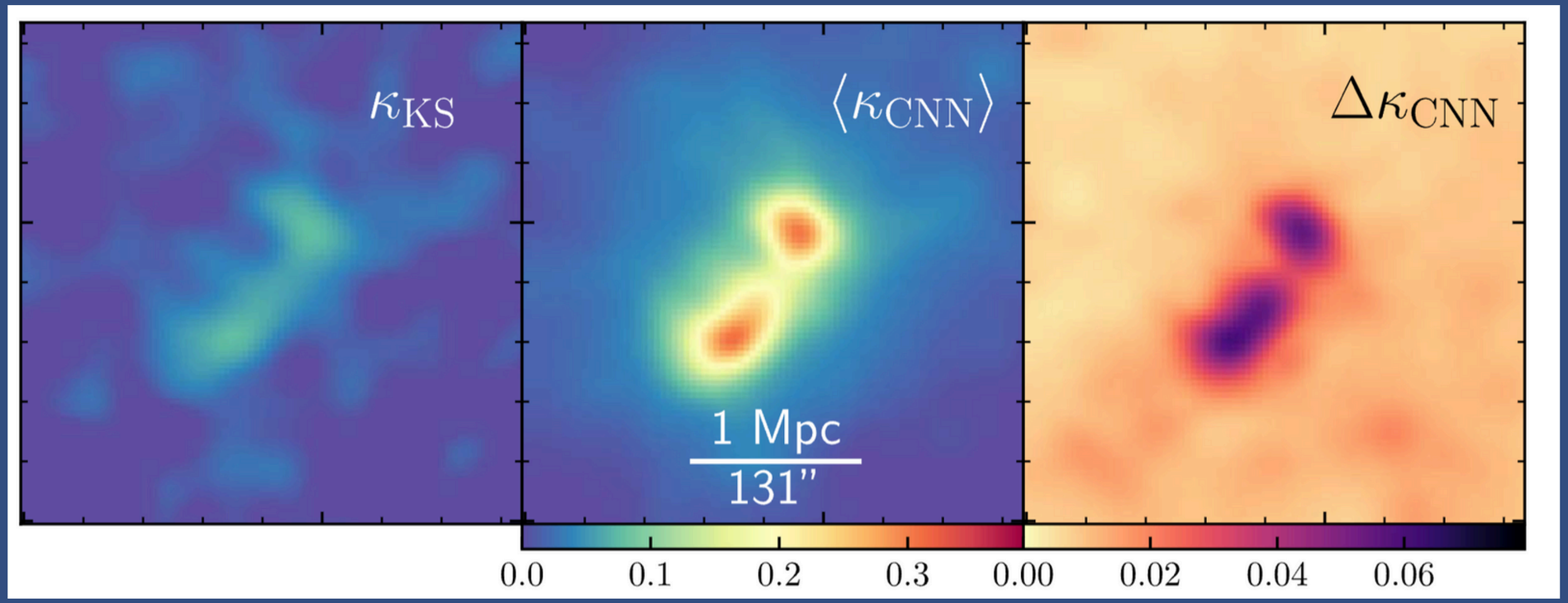
Resultados

$$\tilde{\kappa}(x) \equiv \frac{\kappa(x) - \langle \kappa \rangle}{\Delta \kappa}$$



Paper de Referencia: Hong et al. 2021

- Mapa de masa del cluster El Gordo.
- El valor de convergencia de la CNN es consistente con lo esperado $\kappa \geq 0.4$
- El valor máximo de KS93 es muy bajo.
- CNN resuelve mejor los peaks de masa.
- KS93 genera ruido en la periferia.
- La CNN no genera el ruido.
- La data observada no presenta este ruido generado por KS93

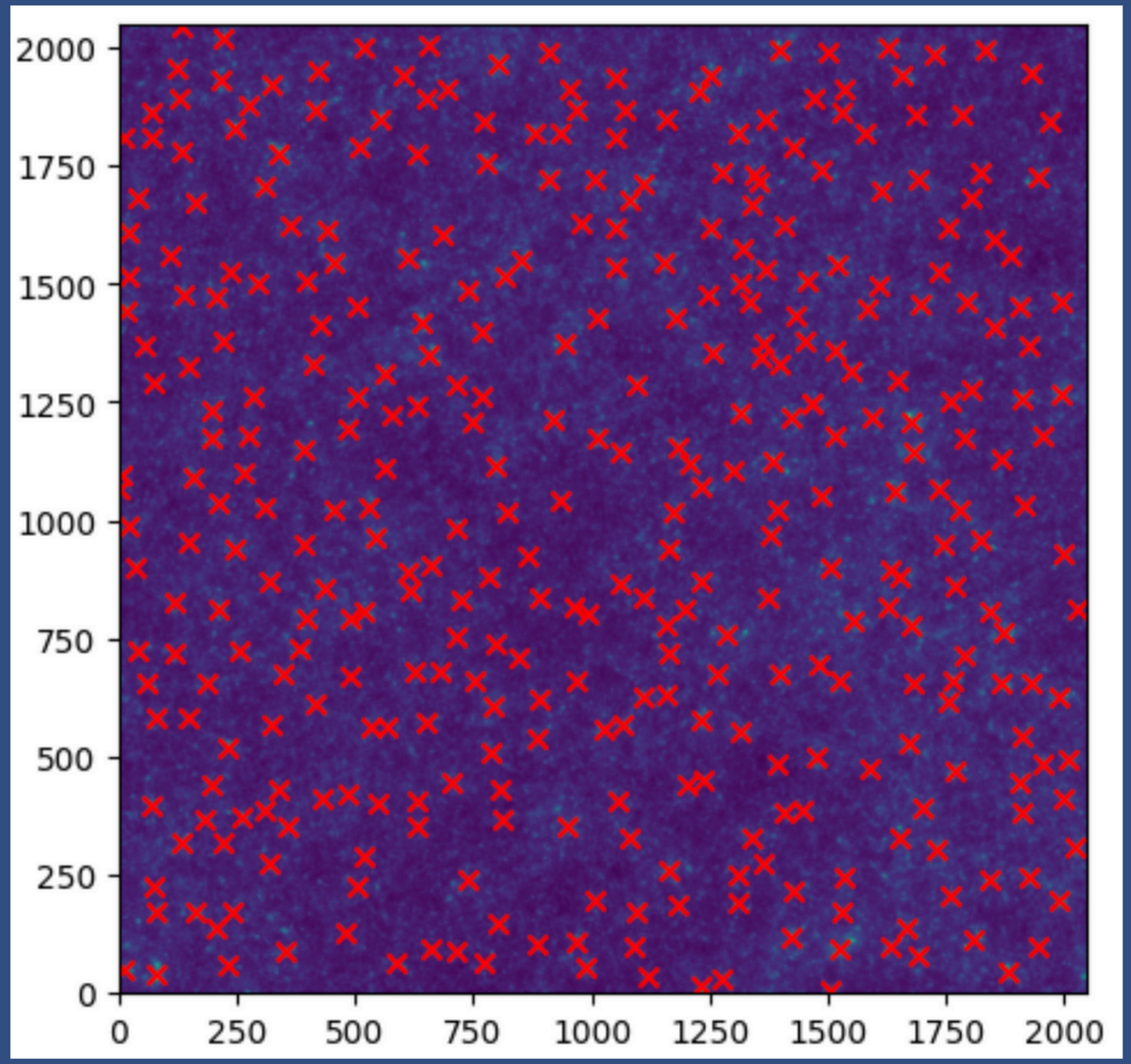


Para La Datatón…

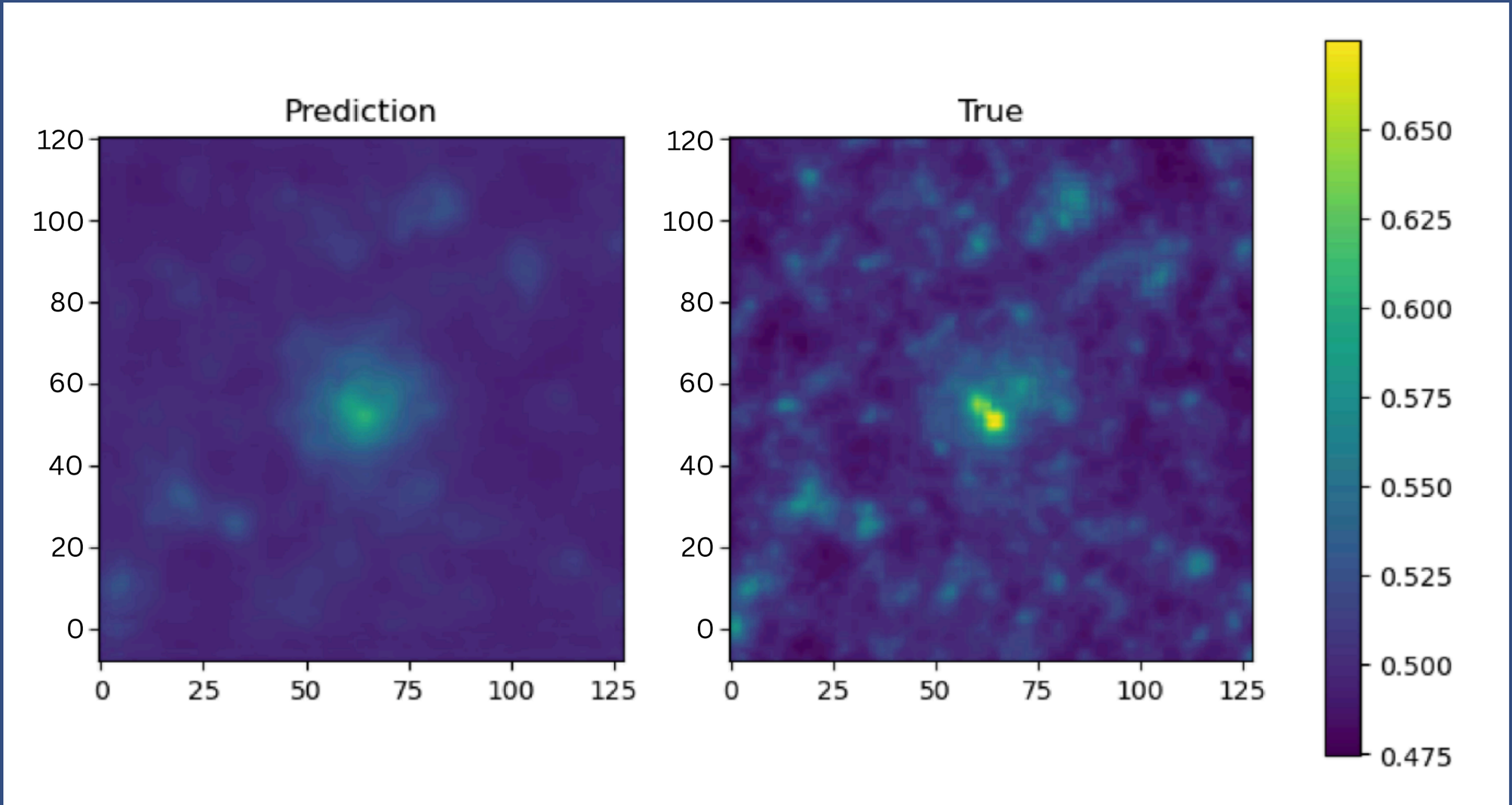
Generación del Dataset

- Obtenemos a partir de las imágenes de mapas de convergencia los peaks utilizando LensTools.
- Recortamos imágenes de centradas en estos peaks.
- Luego con estas calculamos las elipticidades y obtenemos los inputs.

Imágen de la simulación utilizada para los recortes



Solución como baseline



Conclusiones

- Se espera obtener distintas soluciones al problema planteado.
- Se busca comparar los distintos métodos con el fin de identificar los más precisos y exactos.
- Como ya comprobó Hong et al. 2021 los métodos de NN superan al baseline KS93, se busca estudiar si se puede superar este nuevo baseline con múltiples métodos.
- Se busca promover la integración entre el mundo de la ciencia de datos y la astrofísica como un medio para incentivar el desarrollo de esta nueva ciencia por parte de estudiantes.

Gracias!

Referencias

1. Hong, S. E., Park, S., Jee, M. J., Bak, D., and Cha, S., “Weak-lensing Mass Reconstruction of Galaxy Clusters with a Convolutional Neural Network”, The Astrophysical Journal, vol. 923, no. 2, IOP, 2021. doi:10.3847/1538-4357/ac3090.
2. Jeffrey, N., Lanusse, F., Lahav, O., and Starck, J.-L., “Deep learning dark matter map reconstructions from DES SV weak lensing data”, Monthly Notices of the Royal Astronomical Society, vol. 492, no. 4, OUP, pp. 5023–5029, 2020. doi:10.1093/mnras/staa127.
3. Ronneberger, O., Fischer, P., and Brox, T., “U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation” 2015. doi:10.48550/arXiv.1505.04597.