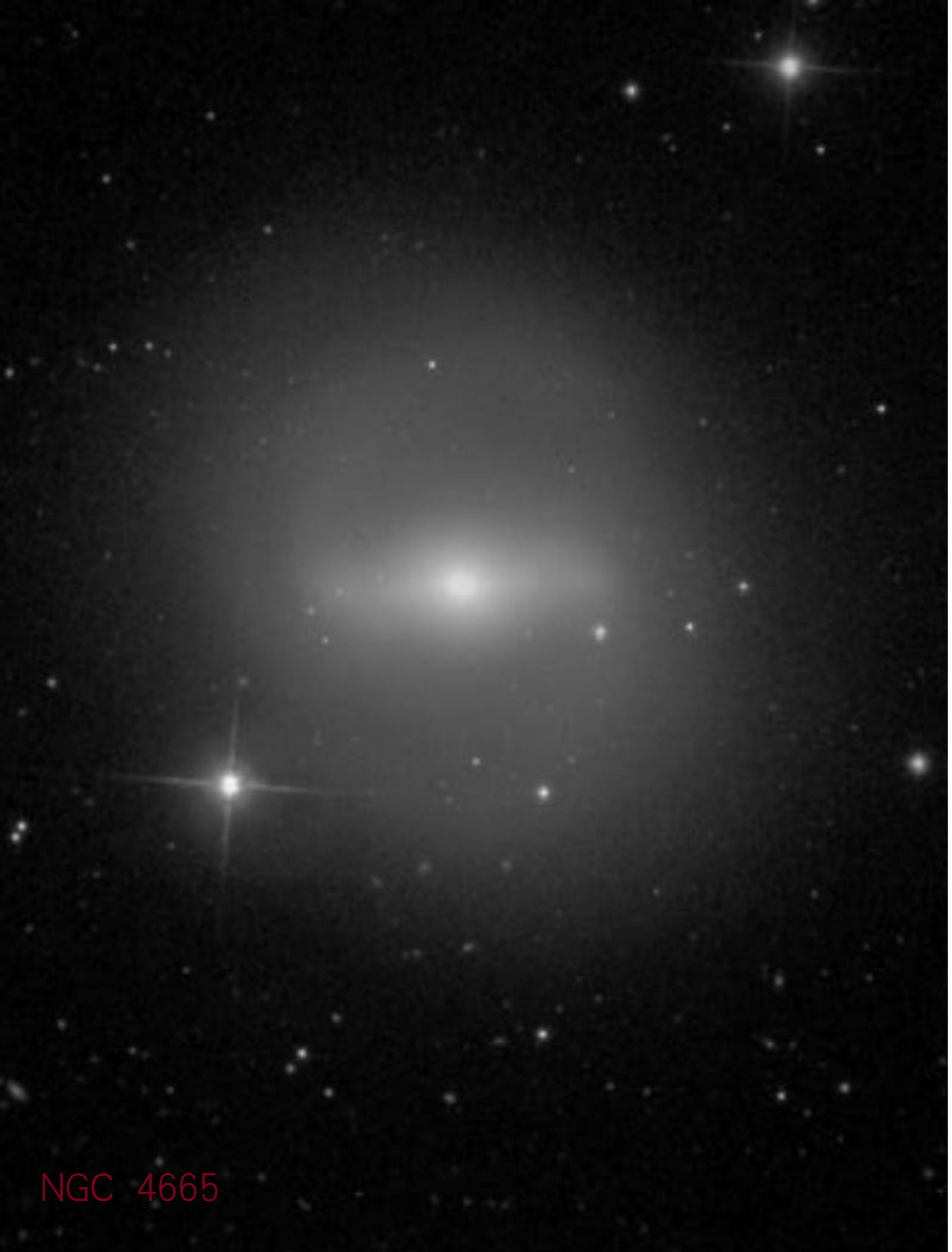
From image to parameters

a GPU-accelerated galaxy profile fitting package

陈宓

Shanghai Astronomical Observatory, Chinese Academy of Sciences (CAS)

2024.05.07 桂林



面对一张星系图像，我们想研究其形态，能够做什么？

目视分类

Sb星系；盘、核球、棒、微弱的旋臂……

非参数形态分析

利用图片流量，使用公式计算不同的形态特征
聚集度、不对称度、团块度……

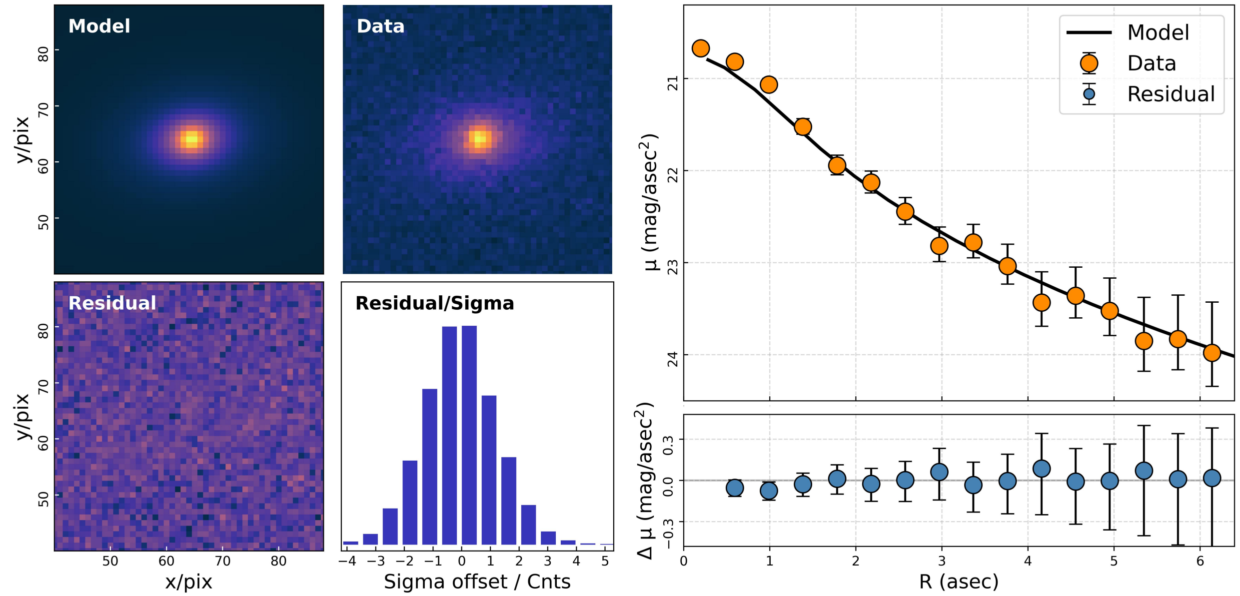
面亮度轮廓拟合

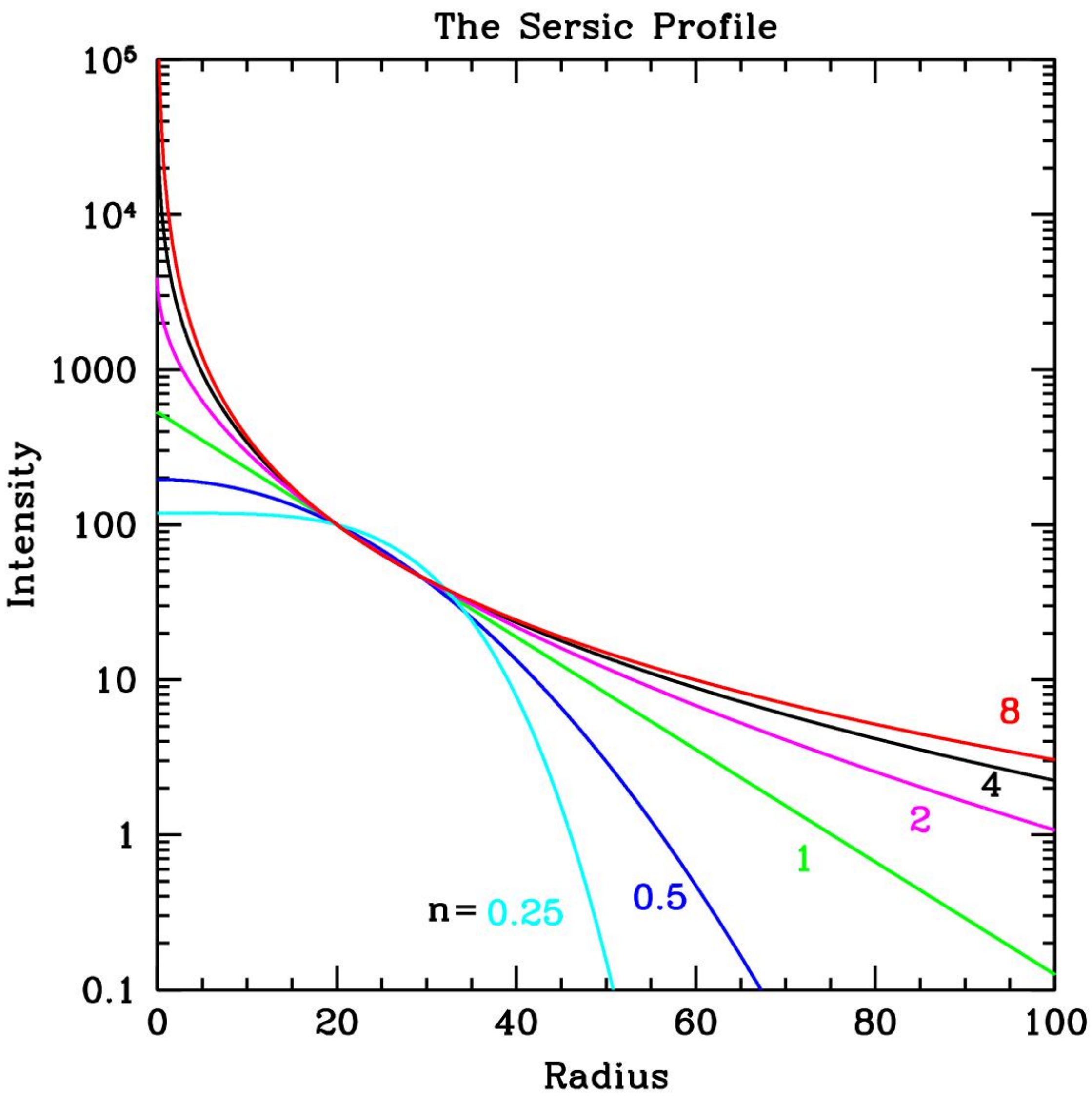
对星系图像（流量）进行建模

➢ *Why we do profile fitting?*

以Sersic轮廓为例:

$$I(r) = I_e \exp\left\{-\nu_n\left[\left(\frac{r}{r_e}\right)^{\frac{1}{n}} - 1\right]\right\}$$

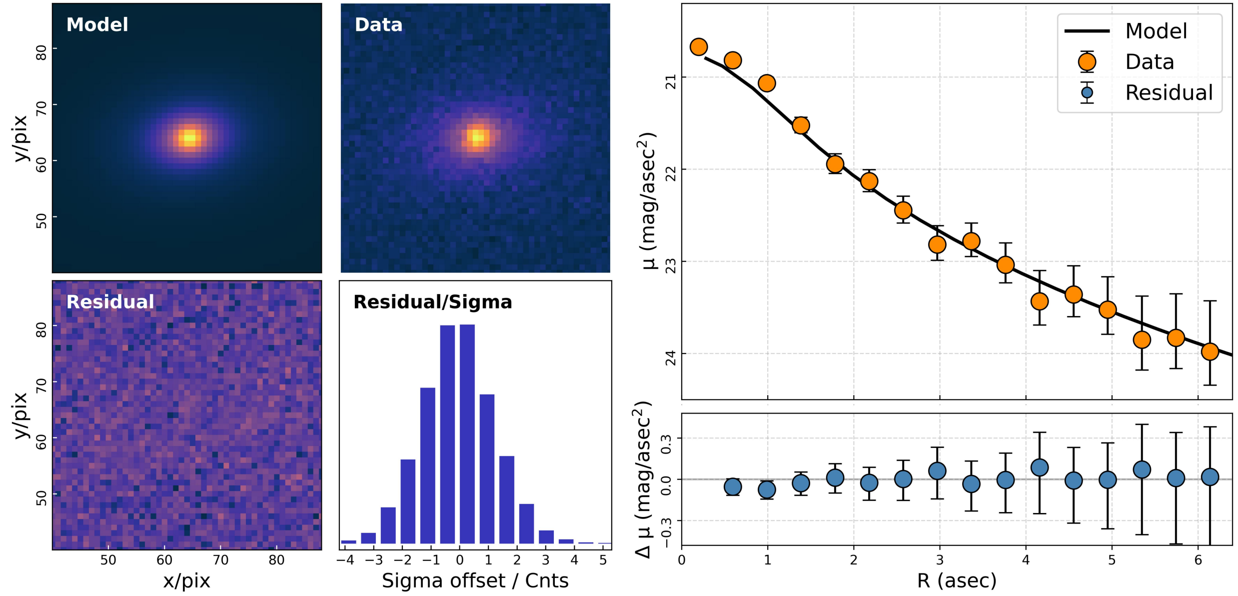


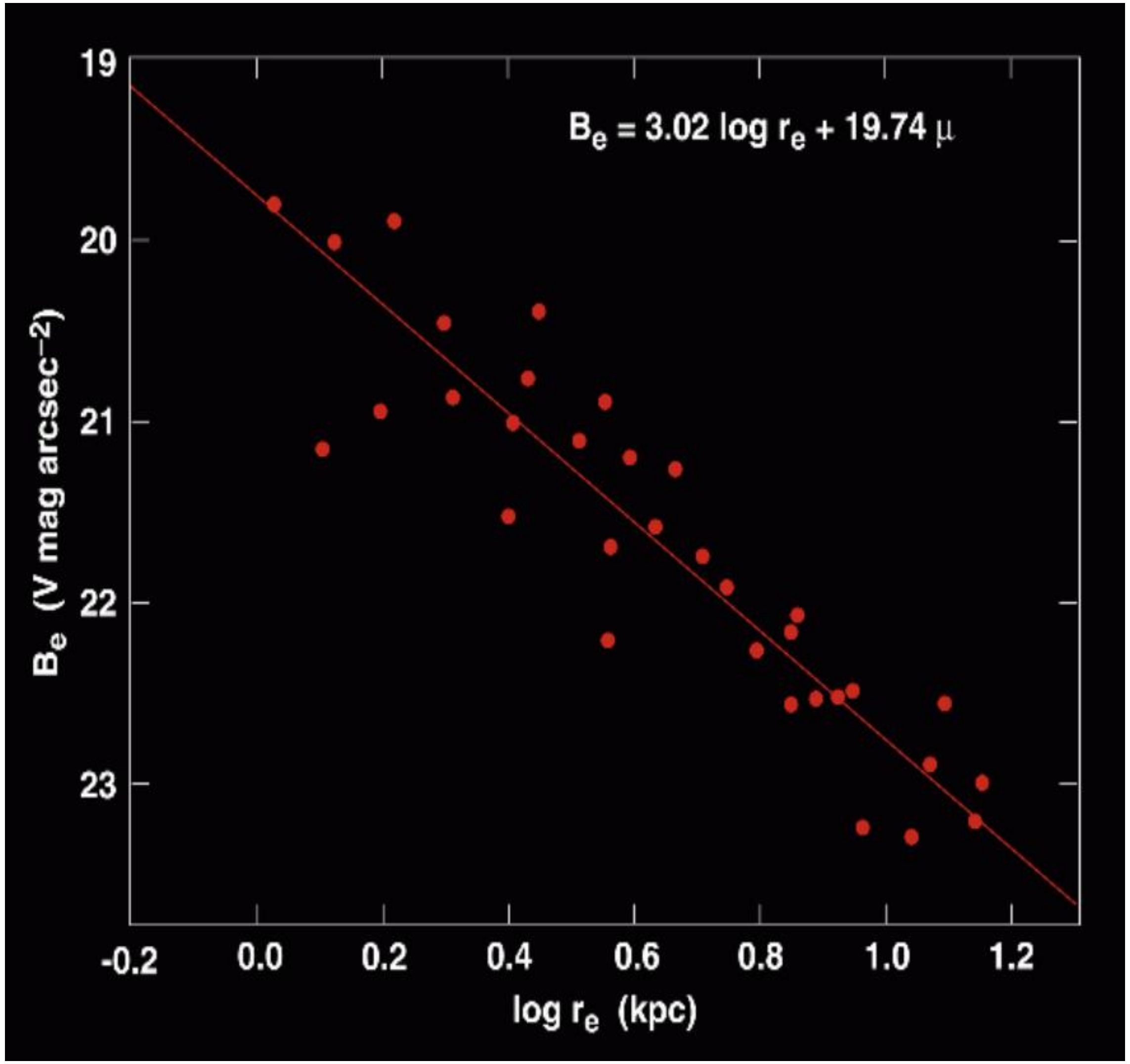


➢ *Why we do profile fitting?*

以Sersic轮廓为例：

$$I(r) = I_e \exp\left\{-\nu_n\left[\left(\frac{r}{r_e}\right)^{\frac{1}{n}} - 1\right]\right\}$$

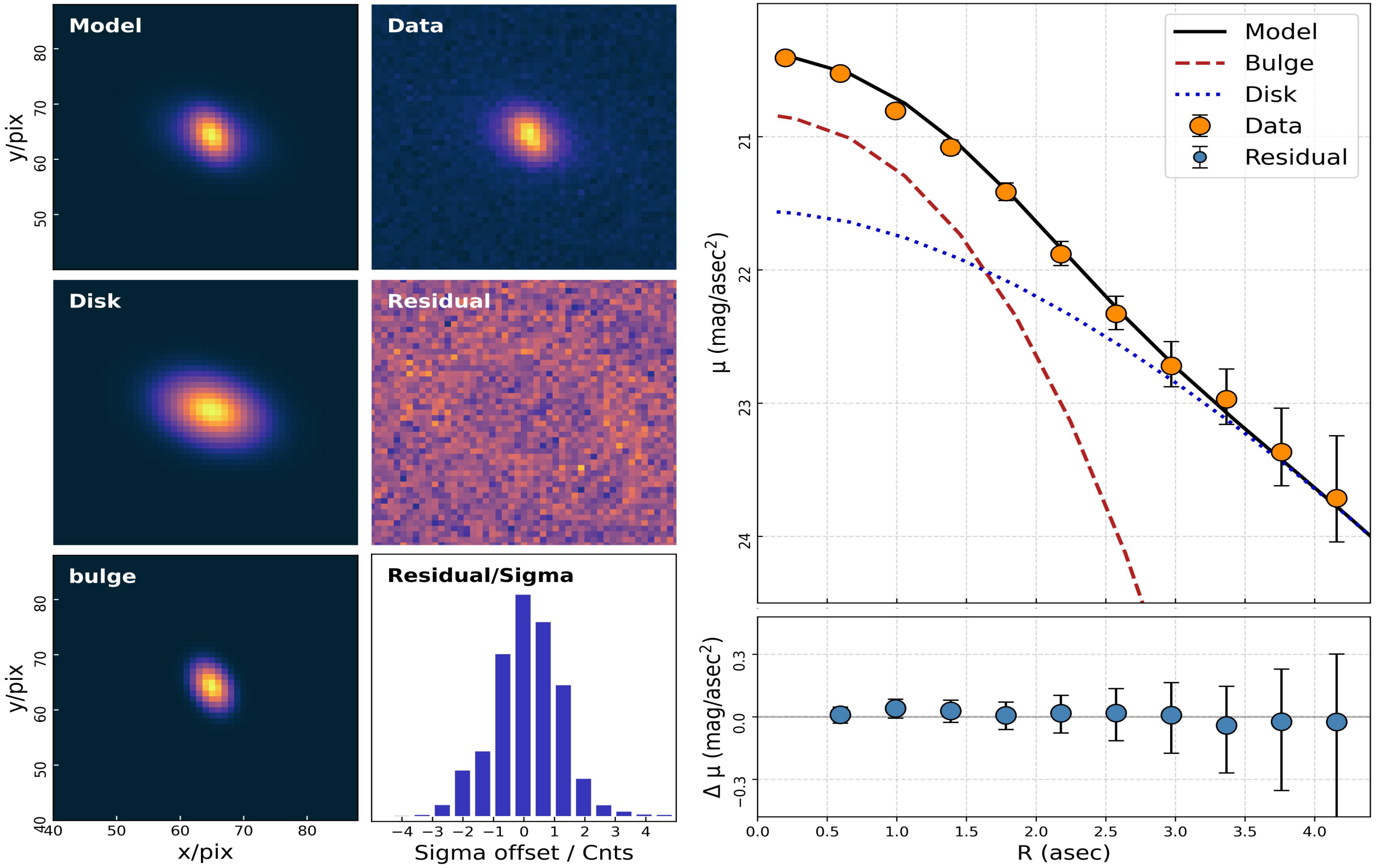


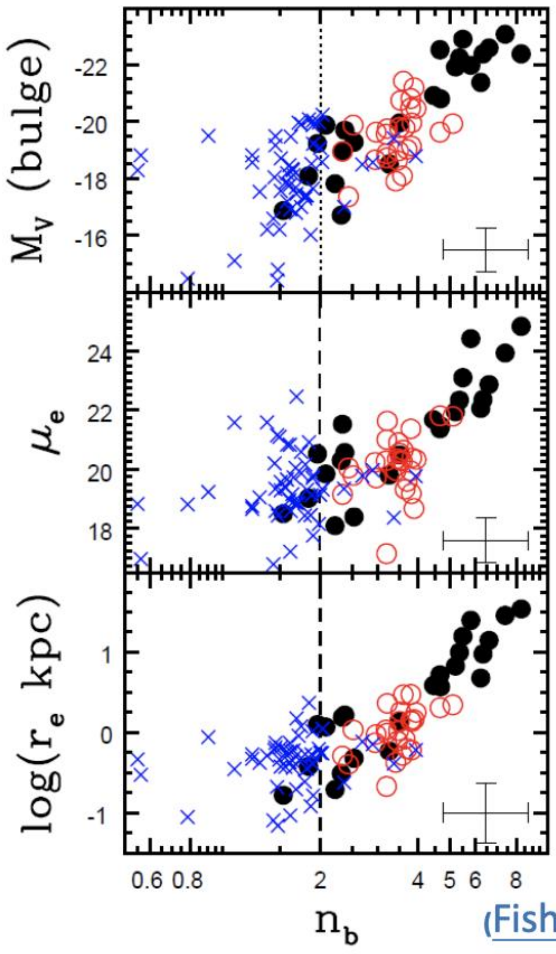


Kormendy（1977）

➤ *Why we do profile fitting?*

以多成分进行星系分解为例:





黑:椭圆星系

红: 经典核球

蓝: 伪核球

(Fisher & Drory 2008)

➢ *Previous related works*

- 选取合适的轮廓模型
- 选取合适的评价指标
- 提供模型的初始参数&需求的图像数据
- 最优化评价指标
- 得到结果，进行分析

被包括在目前的主流拟合工作中

需要用户自己提供(Human intervention)

➢ *Previous related works & why GALMOSS?*

AstroPhot

GIM2D

IMFIT

GALFIT

GalNet

DeepLeGaTo

PyAutoGalaxy

传统方法：

intepretable **BUT** slow

GALMOSS

深度学习方法：

Fast **BUT** unintepretable

Fast **AND** intepretable

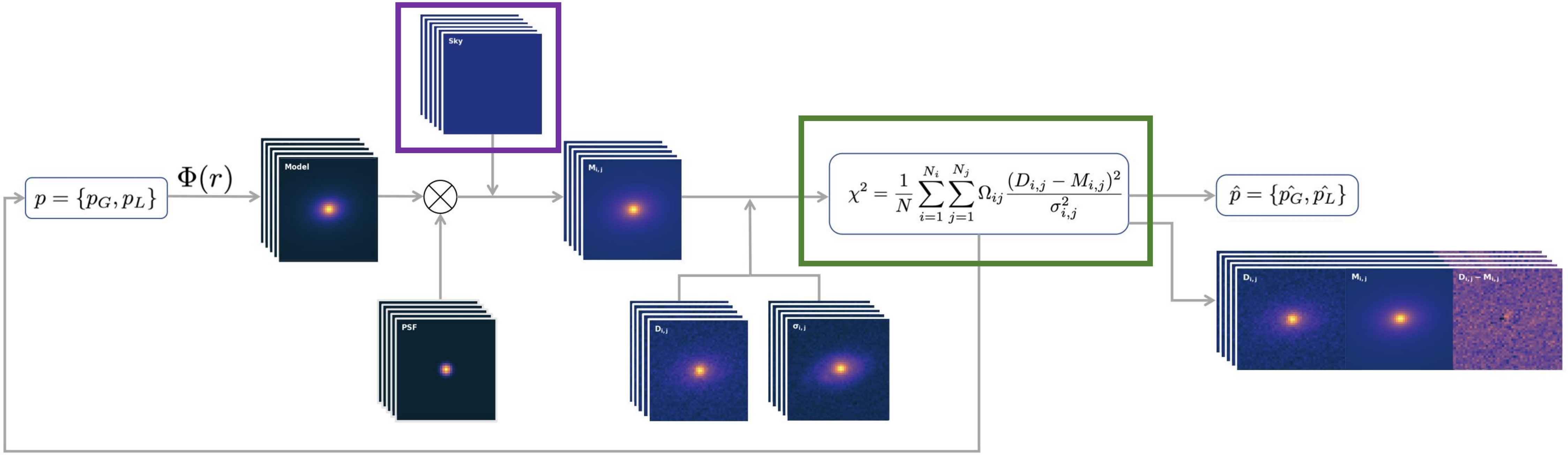
➢ *GALMOSS’s method*

FAST

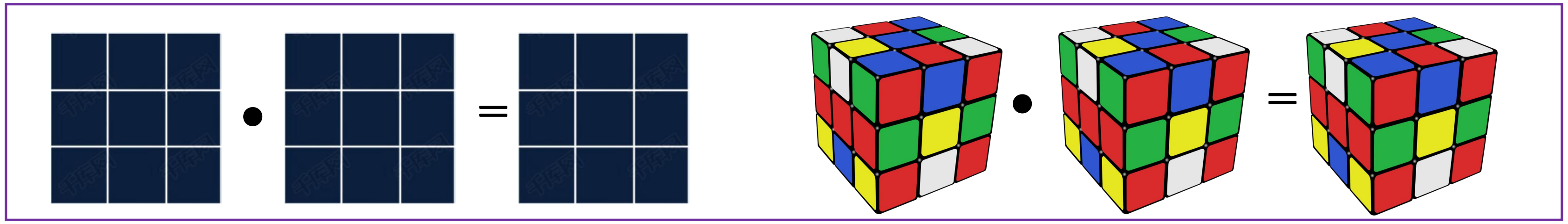
parallelized fitting processes & GPU acceleration

INTEPRETABLE

maintain **physical relationships**

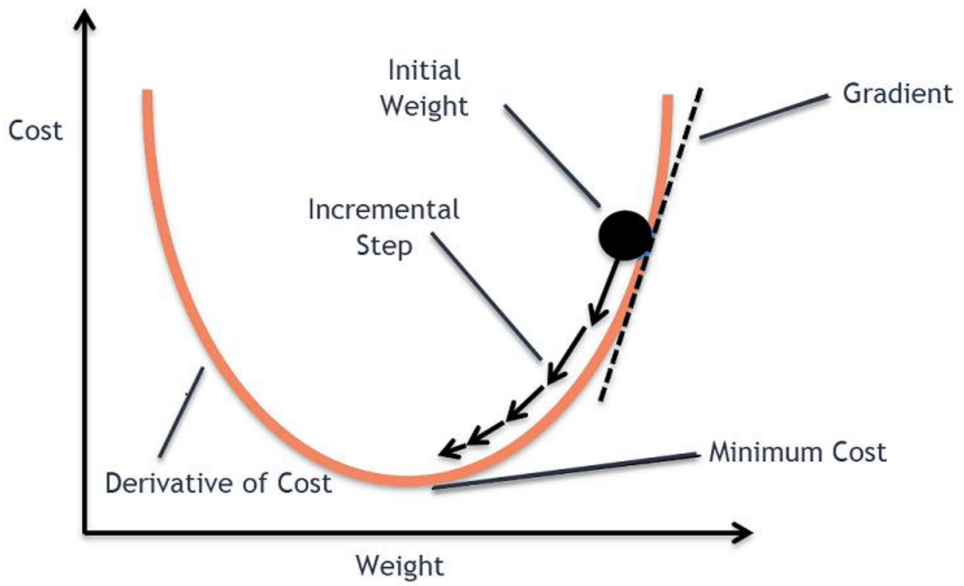


cuda对矩阵乘法的加速：



➢ GALMOSS’s method

Method: gradient descent



Prons

Rapid execution --> 计算快速
Low computational and memory demands
--> 可支持大样本/大图像/多参数
Auto differentiation supported by PyTorch
--> 可支持profile的任意组合与定义新profile

FAST | INTEPRETABLE + INTEGRATION

Cons

Cannot estimate fitting uncertainty!

co-variance matrix

bootstrap

➢ GALMOSS’ s method

a. covariance matrix

利用协方差矩阵获得由图像数据误差传递的拟合误差

$$\sigma_p = \sqrt{\mathrm{diag}\left(\left[\boldsymbol{J}^\top \boldsymbol{W} \boldsymbol{J}\right]^{-1}\right)}$$

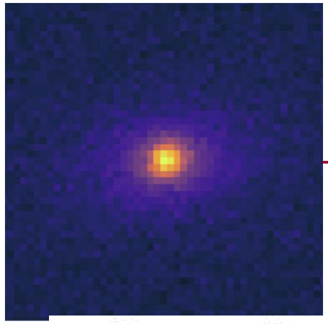
$\boldsymbol{J}$ 雅克比矩阵

$\boldsymbol{J}^\top \boldsymbol{W} \boldsymbol{J}$ 雅克比矩阵 -> 海塞矩阵

$\left[\boldsymbol{J}^\top \boldsymbol{W} \boldsymbol{J}\right]^{-1}$ 雅克比矩阵 -> 海塞矩阵 -> 协方差矩阵

b. bootstrap

利用bootstrap进行图像数据的重采样，由多次拟合求误差



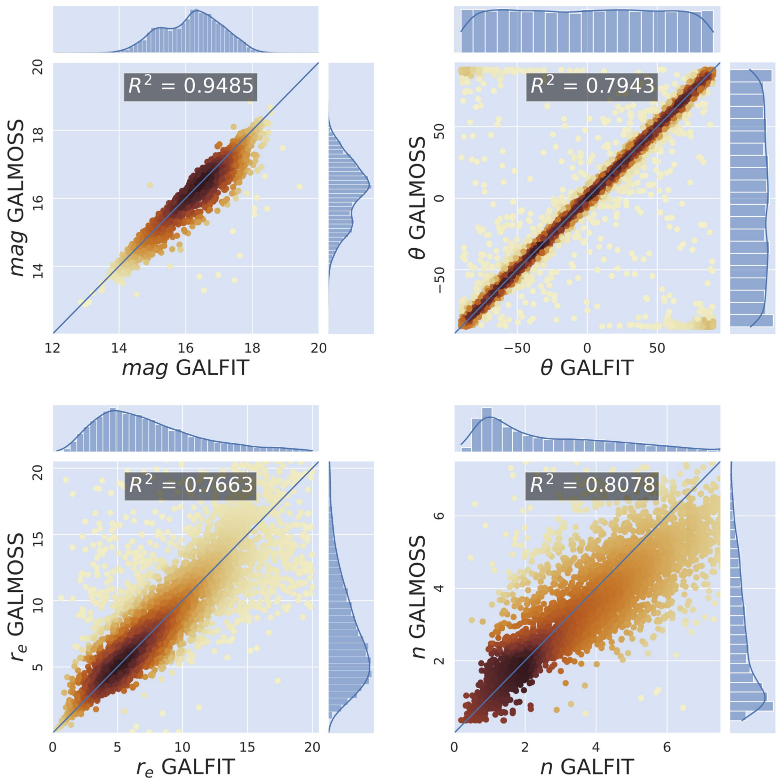
resample

$$\sigma^2 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^{M} \left[m_i - \bar{m}\right]^2$$

➢ GALMOSS’ s result

Result:

https://doi.org/10.1016/j.ascom.2024.100825



GitHub | Zenodo | Pypi

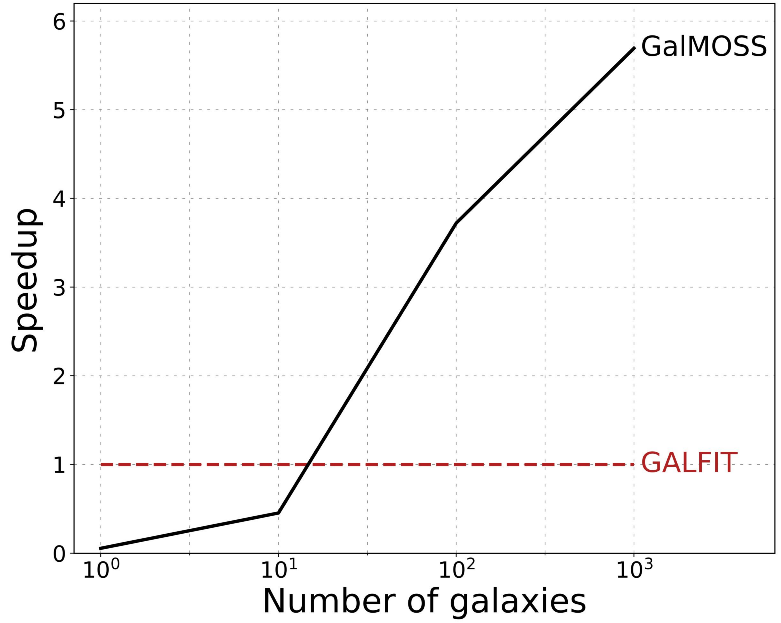
8324 SDSS g-band galaxy images in **10 mins**

6 times fatser then galfit

Initial value from SExtractor

Single sersic

Compared with MPP-VAC (galfit)



➢ *How to do profile fitting?*

选取合适的轮廓模型

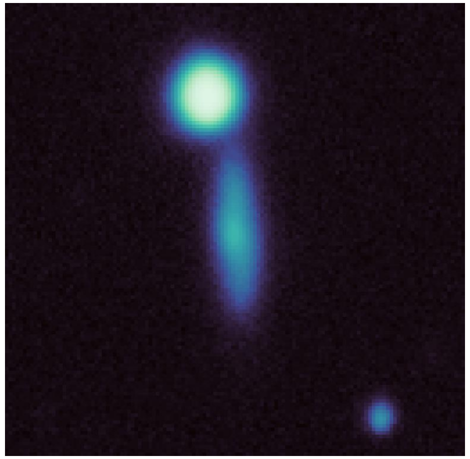
选取合适的评价指标

提供模型的初始参数
&需求的图像数据

最优化评价指标

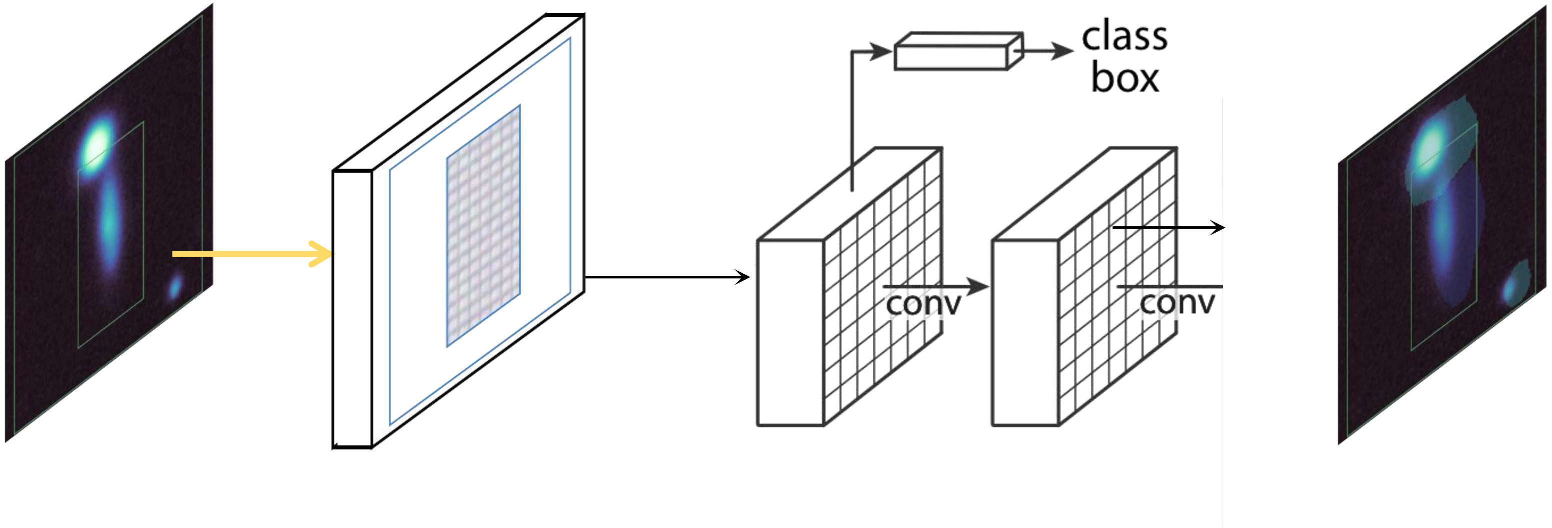
得到结果，进行分析

需要用户自己提供(Human intervention)



➢ *More automatic?*

Mask-RCNN



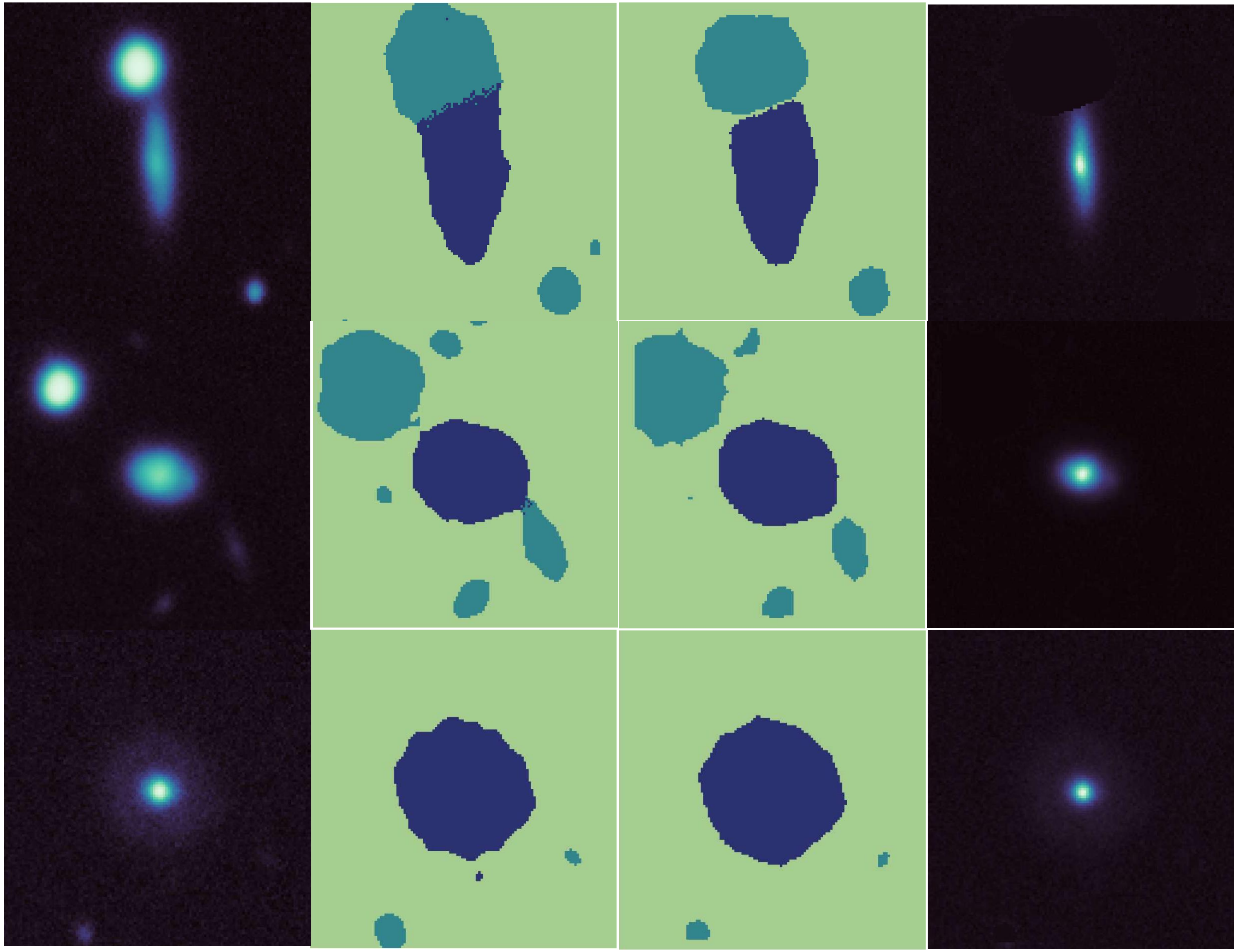
Original image ---> Masked image

- 在原图中标注Region Of Interest，并通过Align层获得大小一致的特征图
- 对特征图部分进行分类
- 在特征图中获得segmentation信息

➢ *More automatic?*

- 使用SExtractor Mask的结果与星系原图像作为训练集
- 将干扰的星系、恒星标为一类，中央星系为一类

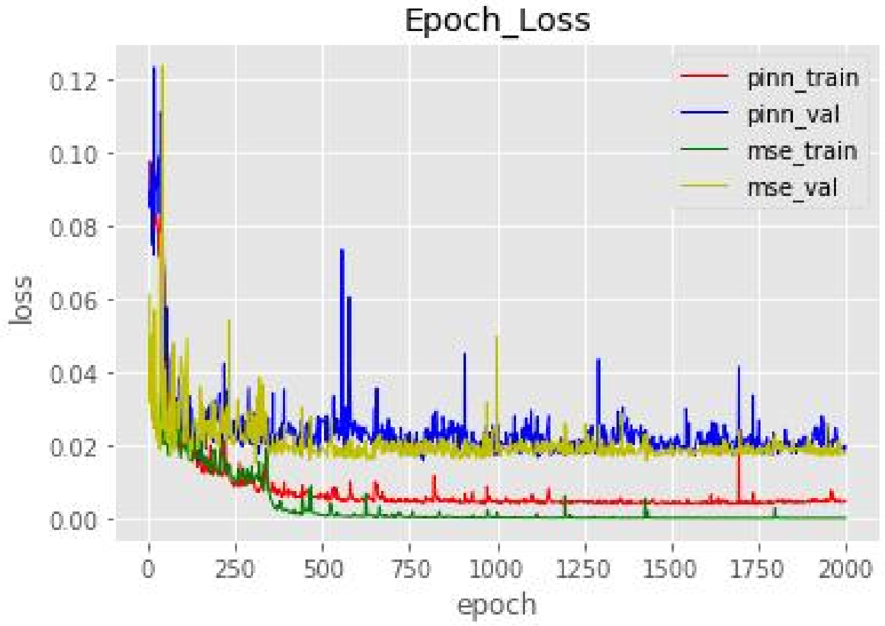
- Mask-RCNN比较**成功地还原了**SExtractor Mask的结果



➢ *More automatic?*

Resnet50 Masked image ---> Initial params

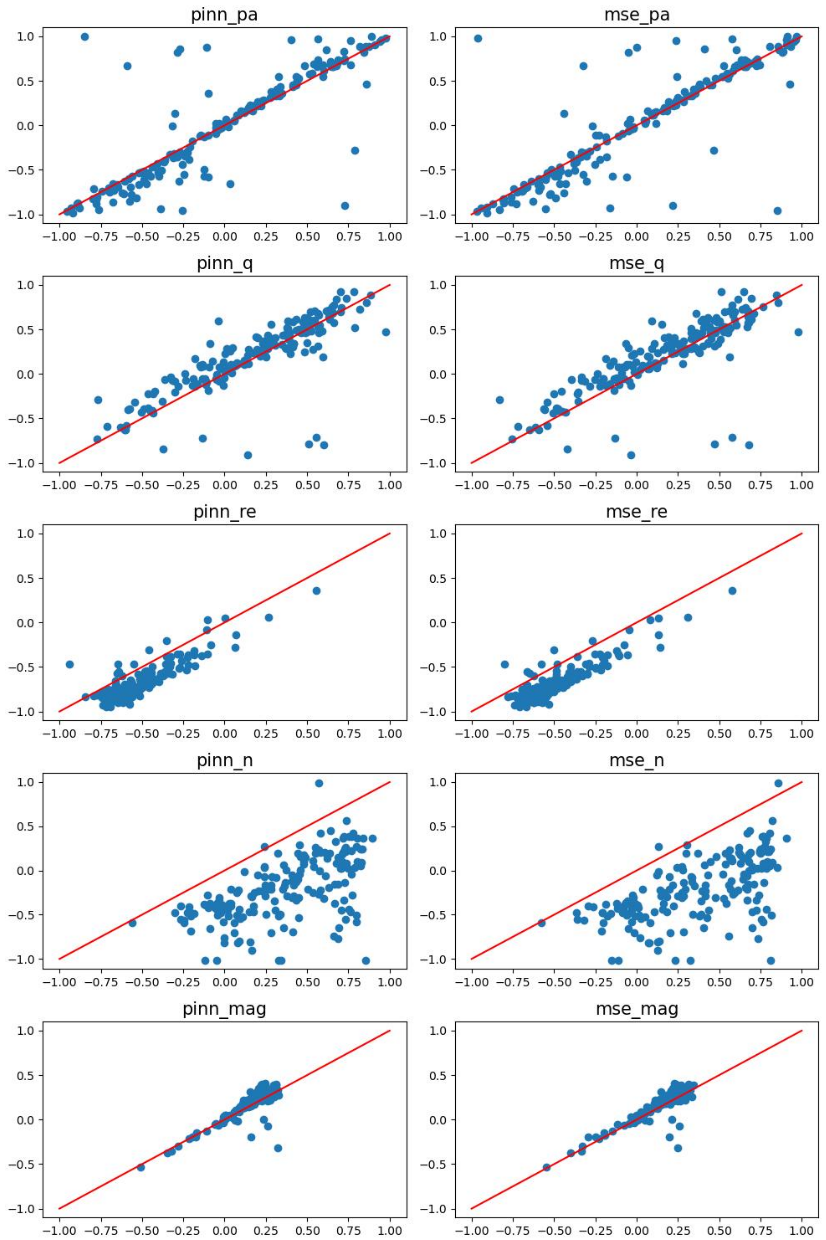
- comparison between pure MSE & PINN（内嵌物理信息的神经网络）
- PINN loss: loss_mse+loss_chi2
- PINN可以一定程度上防止过拟合
- PINN依然无法很好地解决域适应的问题



Train：
利用GALMOSS结果进行训练

左图：在DESI上训练

右图：运用到SDSS图像

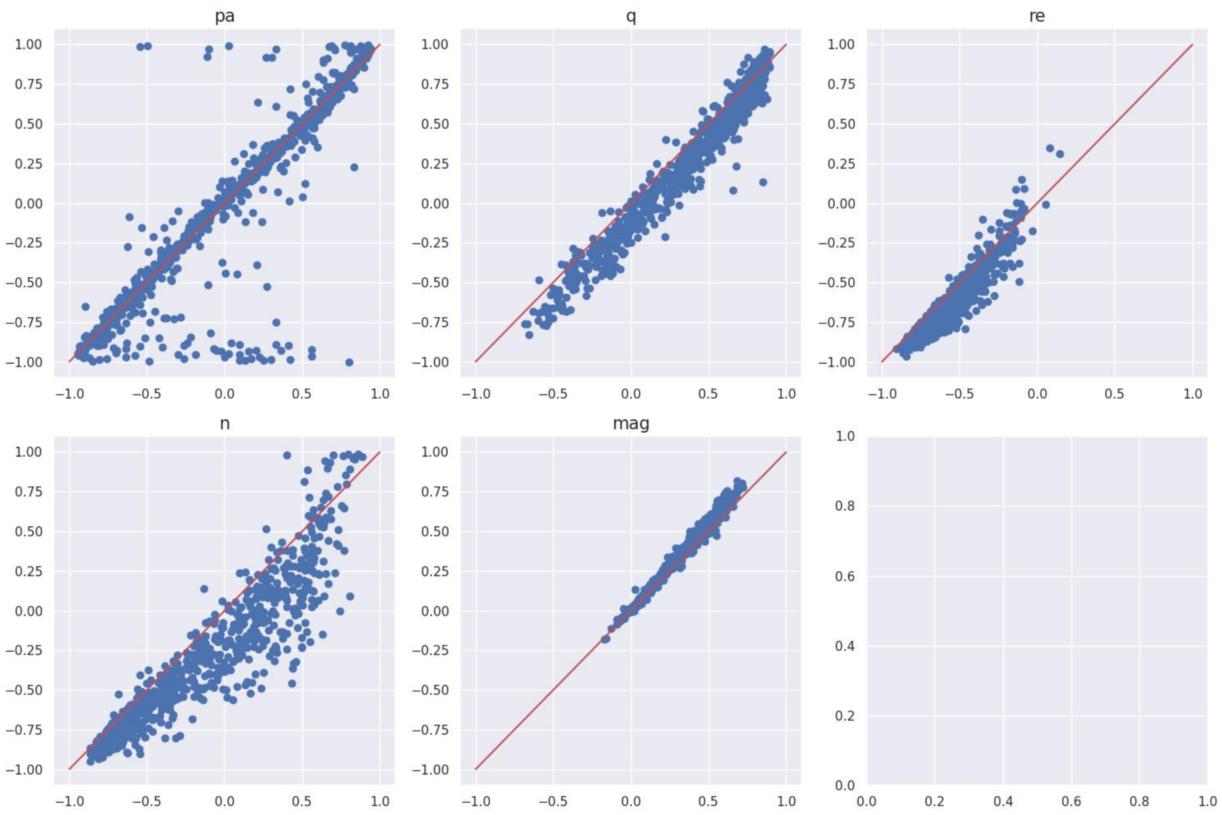


➢ *More automatic?*

Resnet50

Masked image ---> Initial params

- 转变思路：
  类比于自然图像领域预训练，
  释放指定巡天+波段的网络权重



➢ 总结：*pip3 install galmoss is all you need !*

需求的图像数据
（image、sigma、psf）

利用GALMOSS进行
大样本
大图像
大参数量
的快速星系面亮度拟合

得到结果，进行分析

被集成在GALMOSS中

需要用户自己提供(Human intervention)

进一步去除人工干预，
实现更高程度的自动化！

Thank you!

陈宓
Shanghai Astronomical Observatory, Chinese Academy of Sciences (CAS)
2024.05.07