

星系图像中生成模型的应用

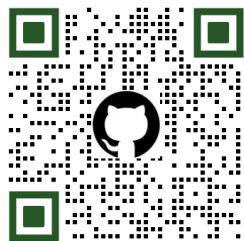
 **Speaker:** 徐权峰

 **Supervisor:** 沈世银

 **Date:** 2023.11.14

About Me:  <https://github.com/xuquanfeng>

E-mail: xuquanfeng@shao.ac.cn

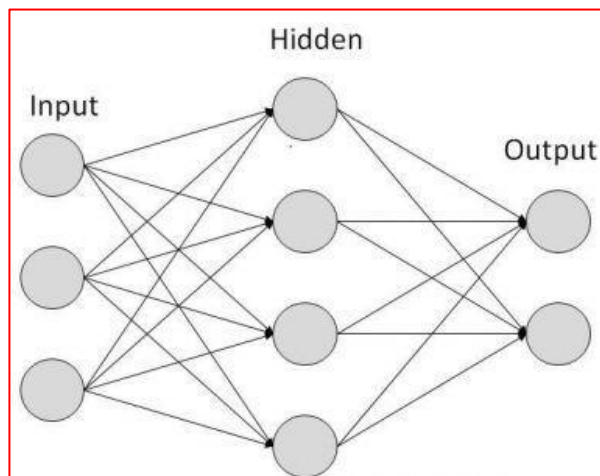


Office: 1712



什么是神经网络

有标签监督学习情况下



如何构建和训练
数据(input)和标签(output)
之间的映射 $f()$?

- 语音识别 (Sequence to Sequence)

$$f(\text{audio waveform}) = \text{"How are you"}$$

- 图像分类 (Image to value)

$$f(\text{cat image}) = \text{"Cat"}$$

- AlphaGo (State to Action)

$$f(\text{Go board state}) = 5-5$$

- 文本生成图像 (Text to Image)

$$f(\text{"a hamburger"}) = \text{hamburger image}$$

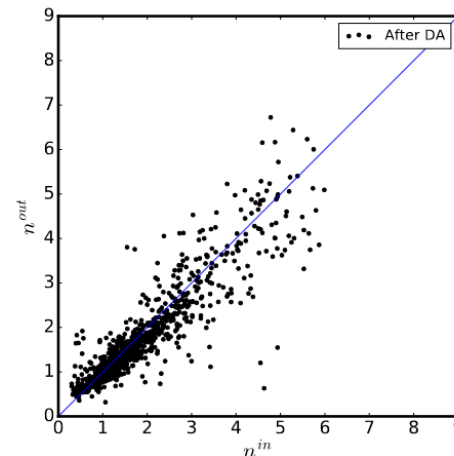
回顾下高中学
的函数知识：

$$y=f(x)$$



神经网络的**输入输出**是关键！！

- Tuccillo et al.(2017): 用**星系图像**直接预测星系的**Magnitude**, **Radius**, **Sersic index**, **axis ratio**。（回归问题）

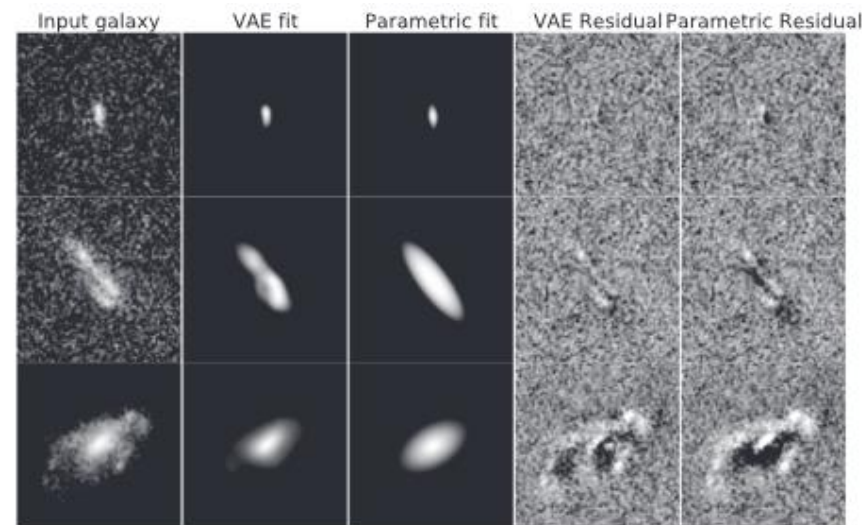


- Walmsley et al.(2020): 用**星系图像**直接预测星系的**形态学类别**。（分类问题）

Question	Count	Accuracy	Precision	Recall	F1
Smooth Or Featured	3495	0.9997	0.9997	0.9997	0.9997
Disk Edge On	3480	0.9980	0.9980	0.9980	0.9980
Has Spiral Arms	2024	0.9921	0.9933	0.9921	0.9924
Bar	543	0.9945	0.9964	0.9945	0.9951
Bulge Size	237	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
How Rounded	3774	0.9968	0.9968	0.9968	0.9968
Edge On Bulge	258	0.9961	0.9961	0.9961	0.9961
Spiral Winding	213	0.9906	1.0000	0.9906	0.9953
Spiral Arm Count	659	0.9863	0.9891	0.9863	0.9871
Merging	3108	0.9987	0.9987	0.9987	0.9987

(b) Classification metrics for galaxies where volunteers are confident

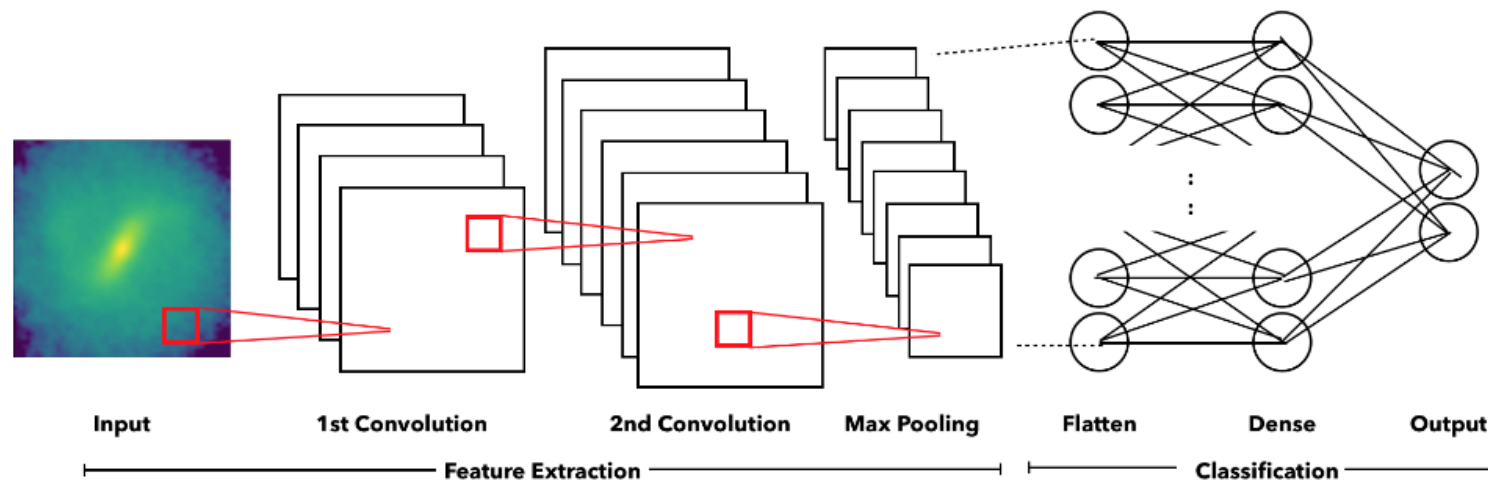
- Lanusse et al.(2021): 用**星系图像**生成隐变量，间接还原**星系在光学上的形态特征**。（生成问题）





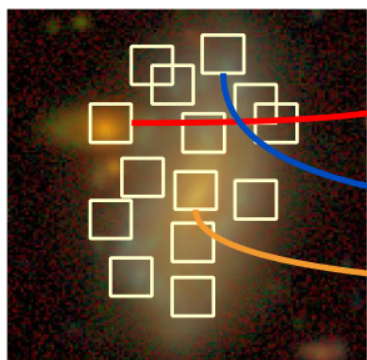
监督学习 VS 无监督学习

有监督方法
(数据+标签)

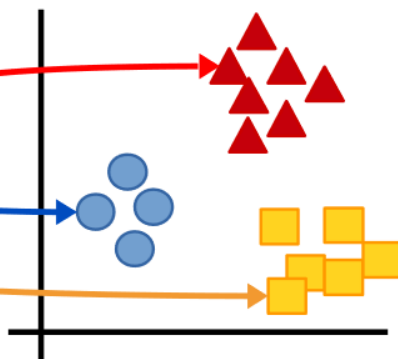


----- 两者都需要进行 **特征提取**. -----

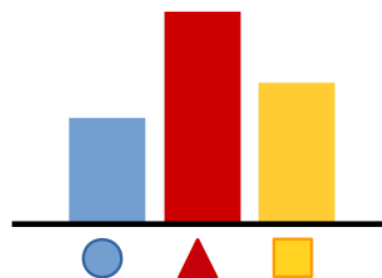
Patch extraction



Clustering



Feature vector



无监督方法
(发现数据的内禀特征)

Martin et al.(2020)



星系假色图经过卷积神经网络提取特征

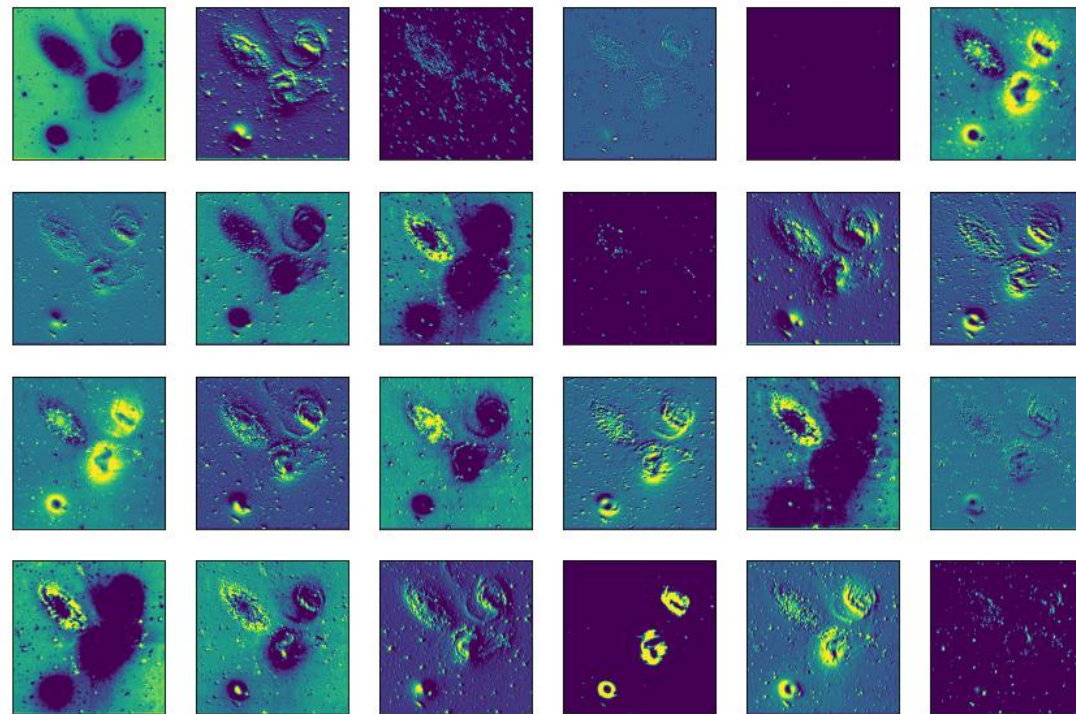
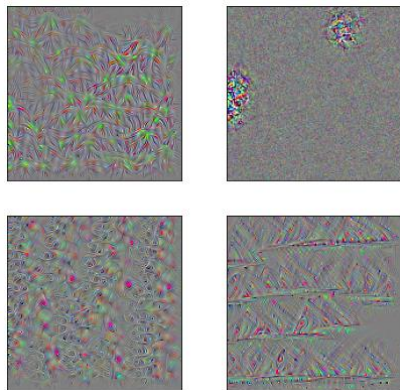
举例：

分类或检测：用探测特定纹路的卷积得到对应的特征响应程度，表征在图像上即为对应的**特征图**。

卷积神经网络是目前主流的图像分类和识别方法，可以有效地找寻和探测图像中的细节特征。



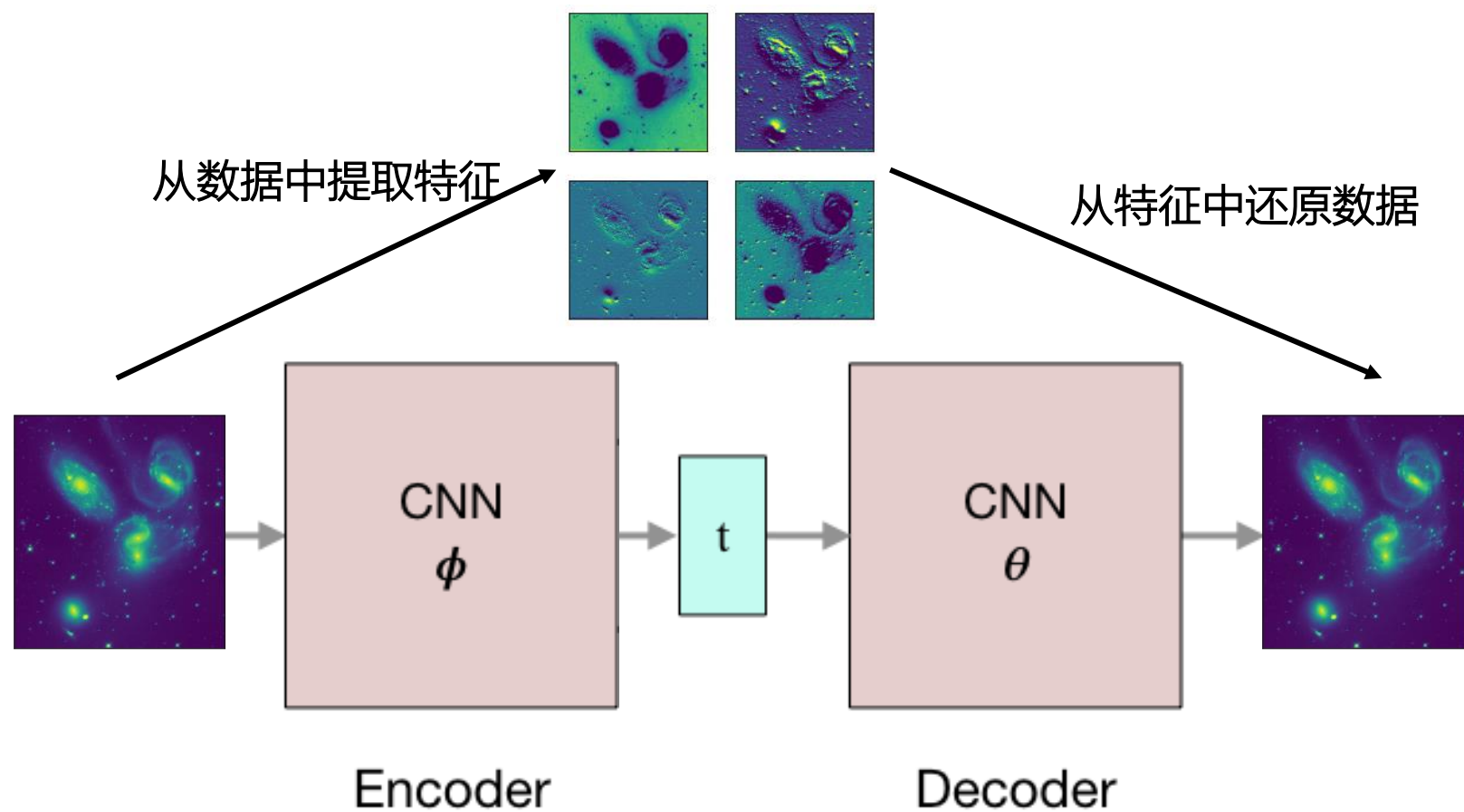
卷积：经过**特定纹路的卷积核**得到的**特征图**





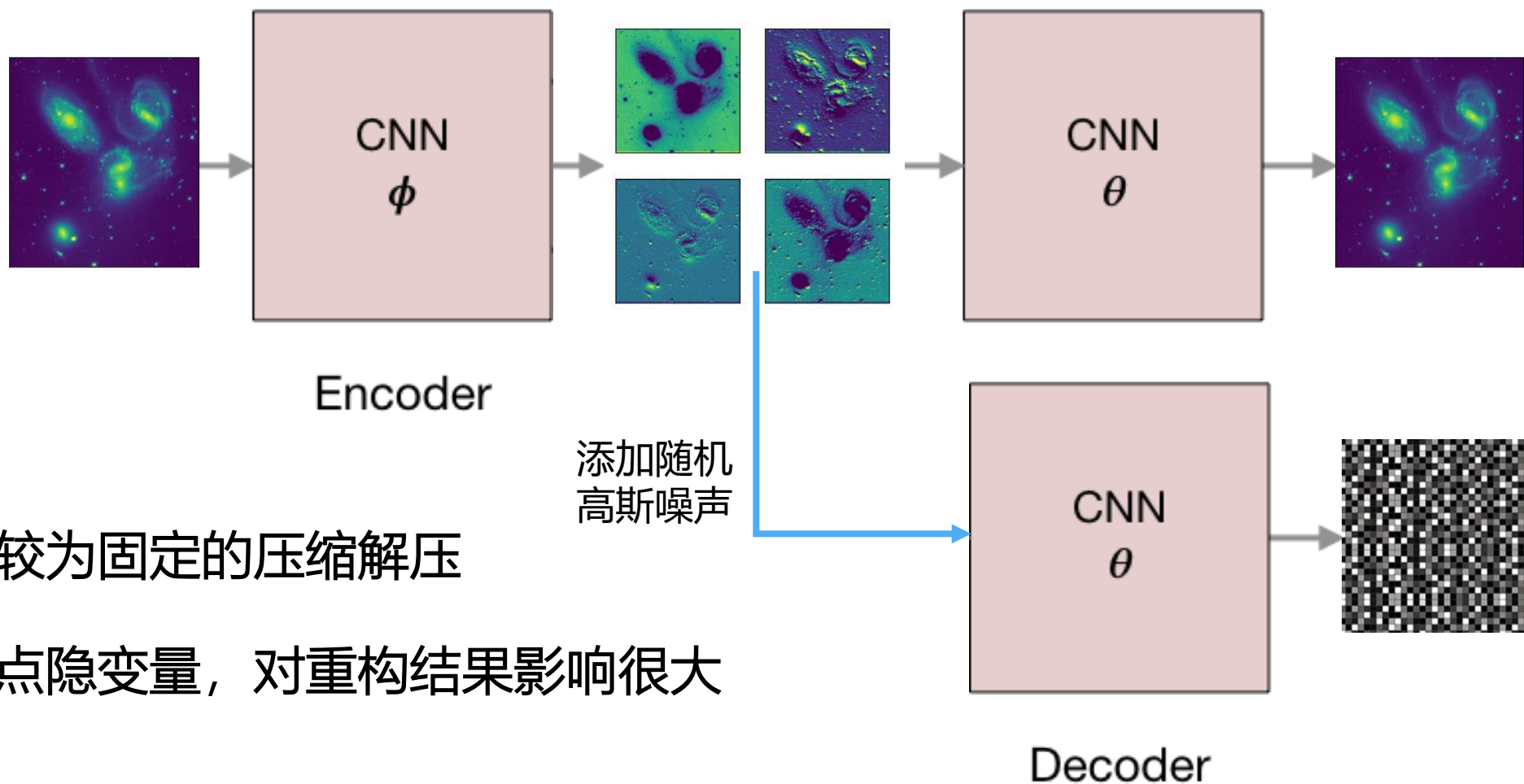
- 不需要标签
- 自监督学习降维
 - 特征提取
 - 仿真数据生成
- 无监督学习
 - 内禀特征聚类
 - 相似特征回归

e.g.: AutoEncoder





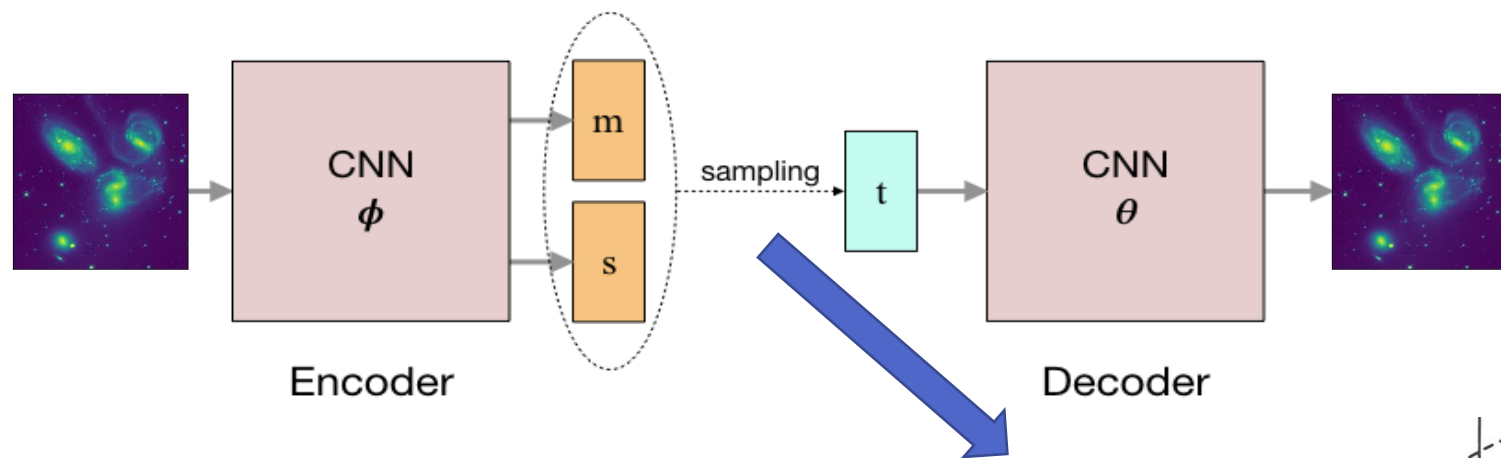
AutoEncoder的不足



- 类似于较为固定的压缩解压
- 改变一点隐变量，对重构结果影响很大

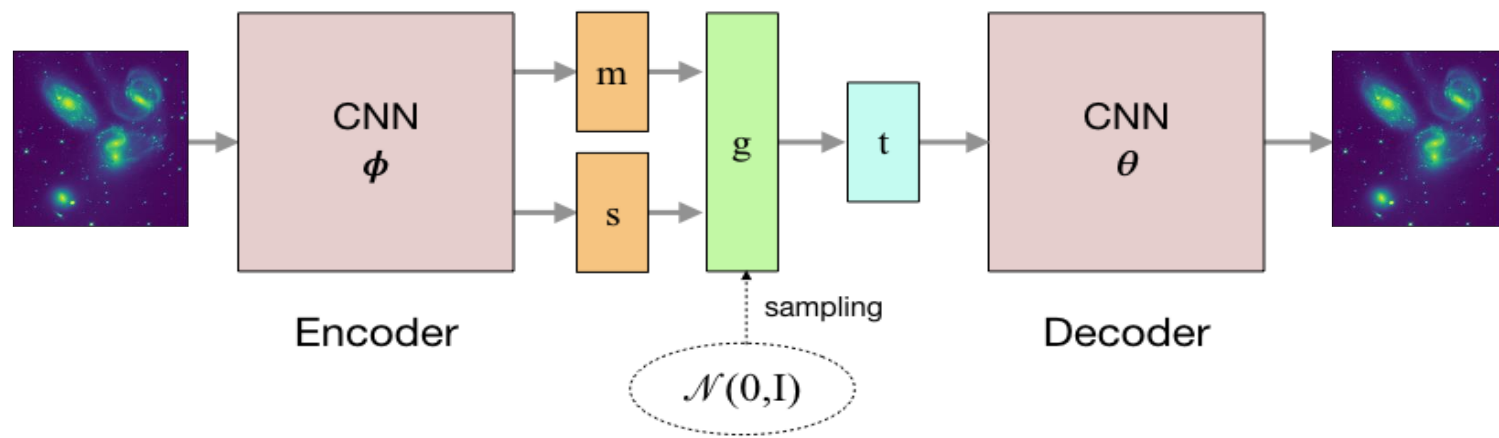
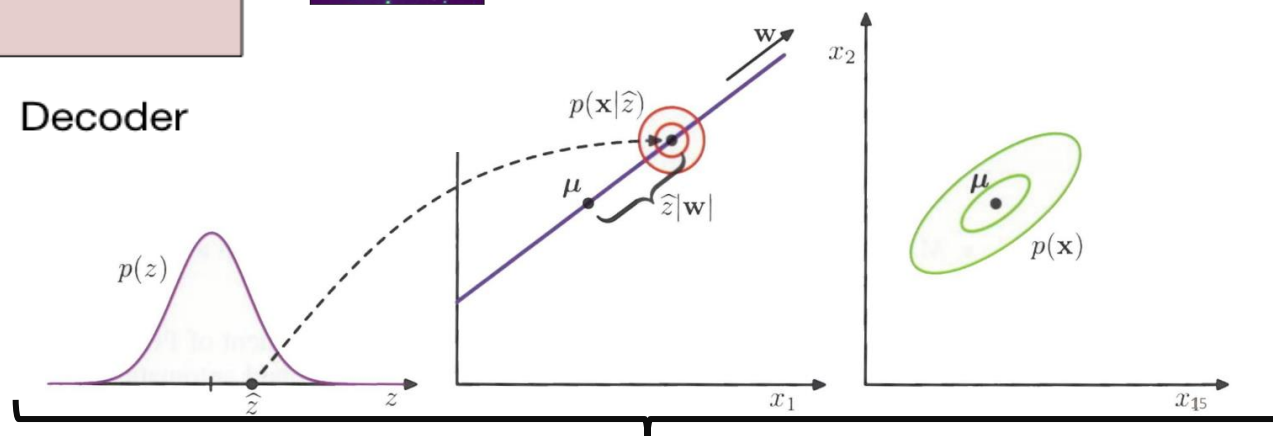


变分改进隐空间分布



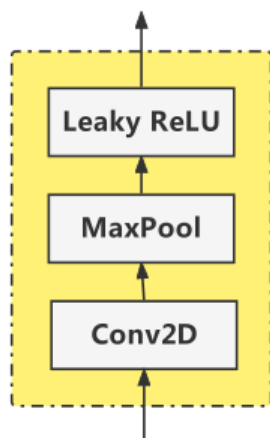
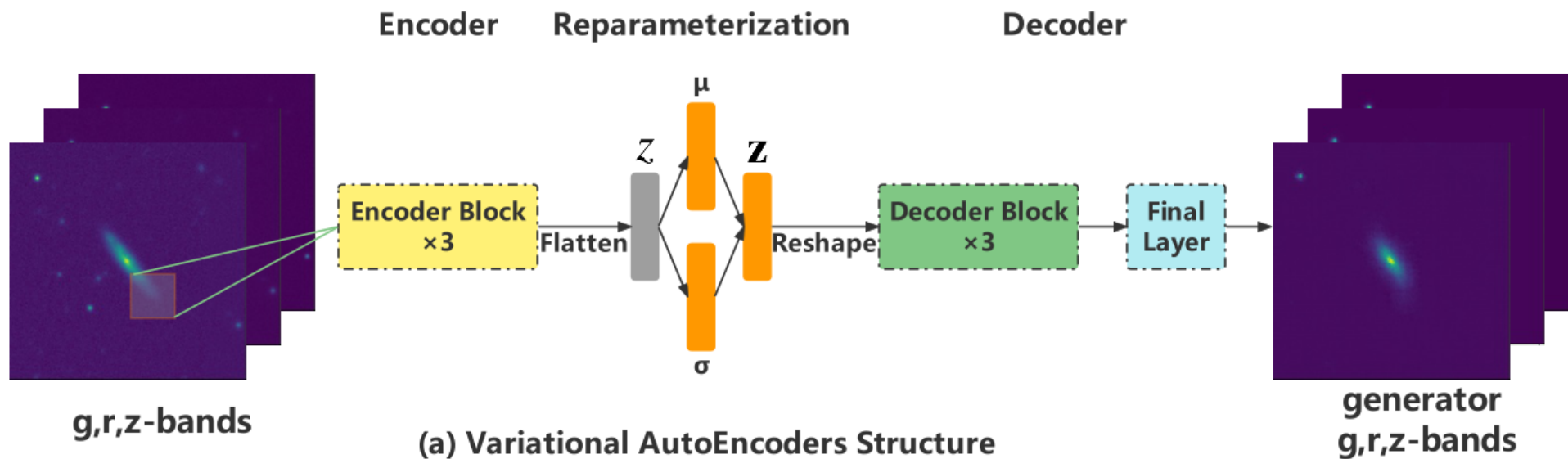
针对：改变隐变量一点，对重构结果影响很大

- 采用分布中采样代替直接resample
- 使得隐变量周围特征表达与隐变量相似
- 从而更加具有物理意义

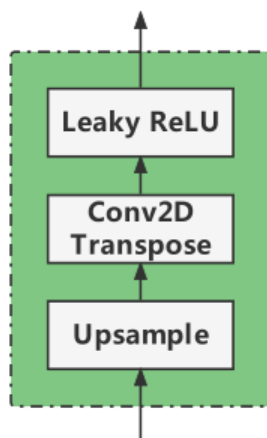




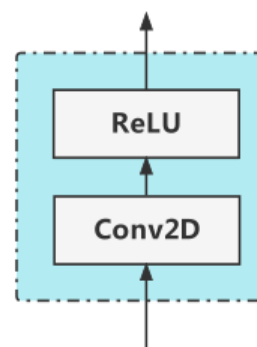
变分自编码器结构



(b) Encoder Block



(c) Decoder Block



(d) Final Layer
(Adjust the size
of the output
galaxy image)

$$\mathcal{L}_{\text{VAE}} = \mathcal{L}_{\text{rec}} + k \cdot \mathcal{L}_{\text{KL}} = ||x - \hat{x}|| + k \cdot D_{\text{KL}}(q_{\phi}(z)||p(z)).$$

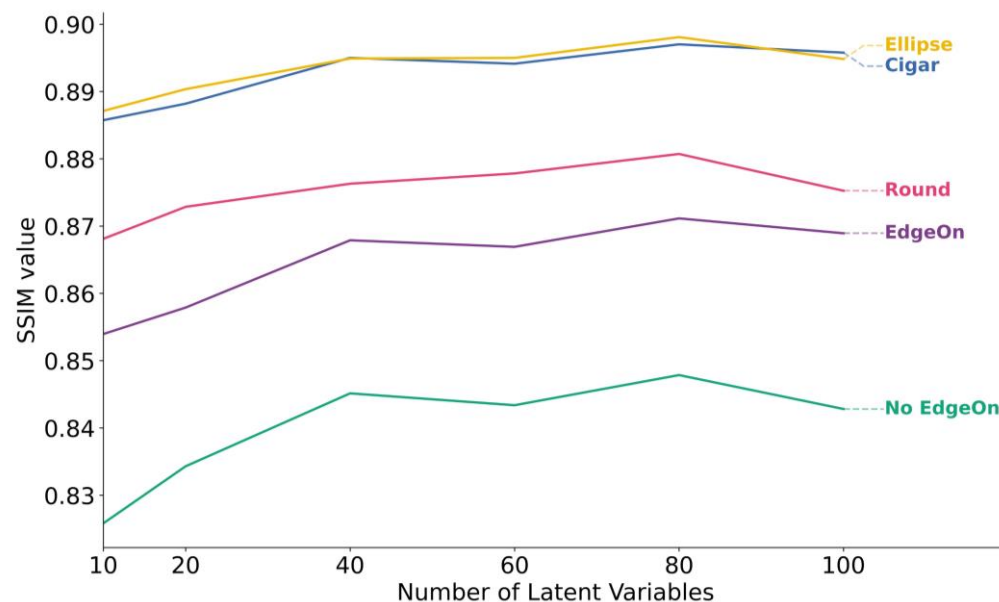
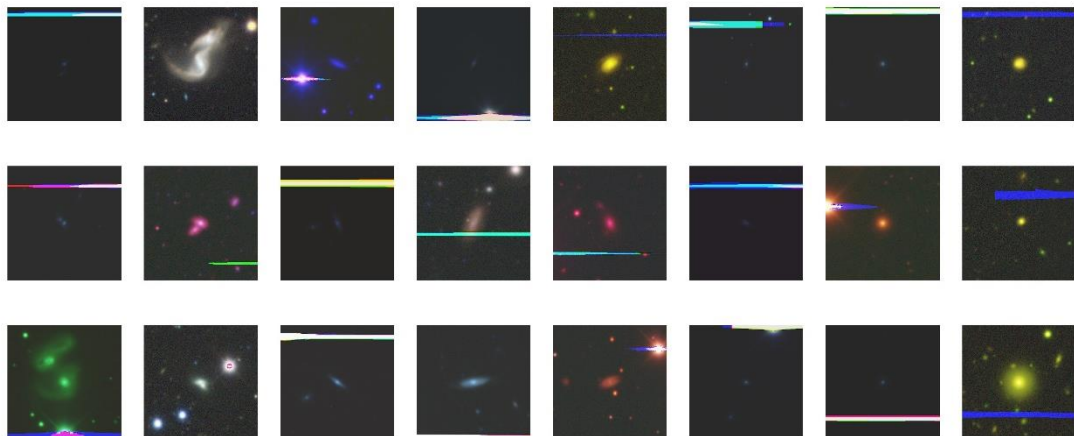


部分结果

VAE无监督提取星系形态特征--海量标签

• 结果分析:

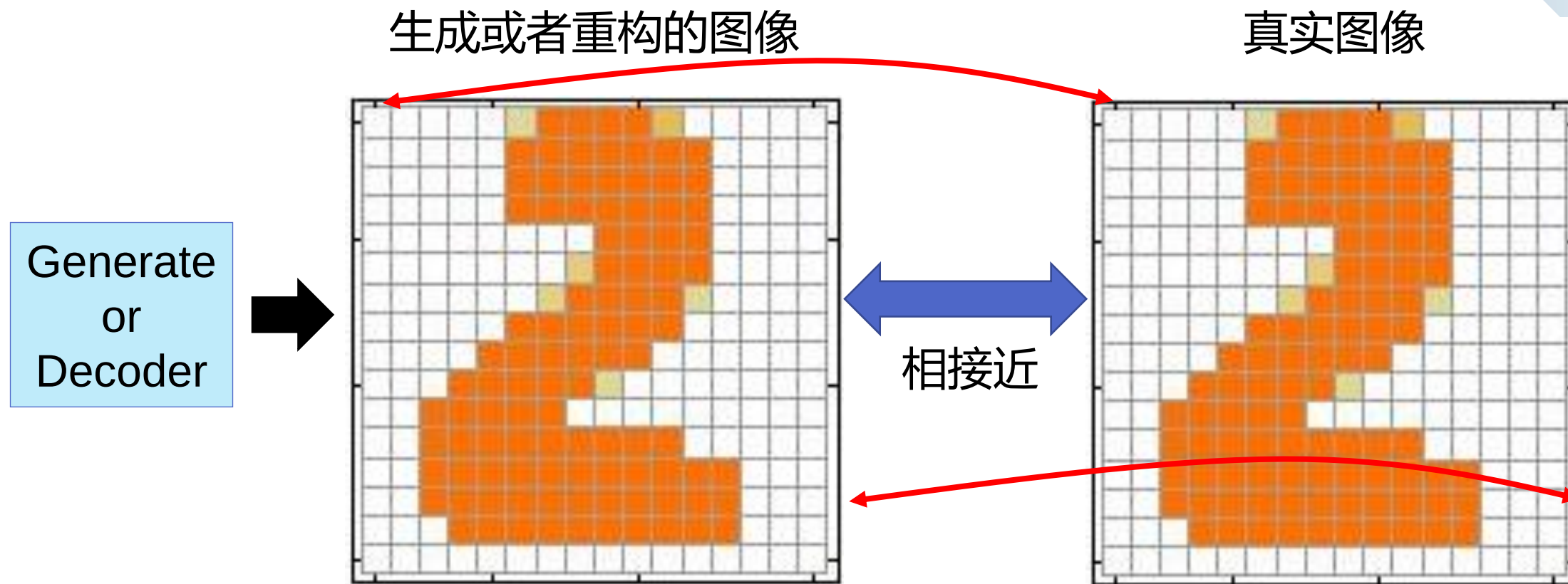
- 隐变量维度40维时重构效果出现拐点;
- 验证有效提取形态特征, 采用随机森林 (简单分类器) 分类, 从形态的分类精度展现隐变量中包含形态特征;
- 寻找离群点。



Feature	Classes	Test acc	Precision	Recall	F1
How round	3	90.68 %	90.68 %	90.68 %	90.68 %
Edge-on	2	84.25 %	98.78 %	84.43 %	91.04 %
Bulge Shape	3	84.08 %	84.08 %	84.08 %	84.08 %
Bar	3	76.21 %	76.21 %	76.21 %	76.21 %
Have Arm	2	91.91 %	73.38 %	96.68 %	83.44 %
Arm Tightness	3	75.84 %	75.84 %	75.84 %	75.84 %
Arm Count	4	86.32 %	86.32 %	86.32 %	86.32 %
Bulge Size	4	82.60 %	82.60 %	82.60 %	82.60 %
Merger	2	96.36 %	99.90 %	96.45 %	98.15 %



自编码器中缺少什么？



若生成器能够纤毫毕现地重构目标图像，生成器生成的一定好。
但如果生成器产生了一些错误怎么办？

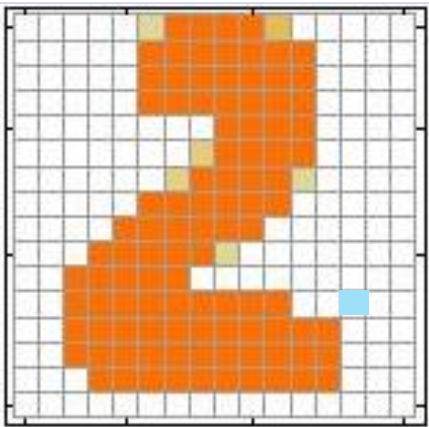
有些错误会导致生成图严重不相似，而有些无伤大雅。

如何更加具体的评价生成图像的好坏？ Loss?

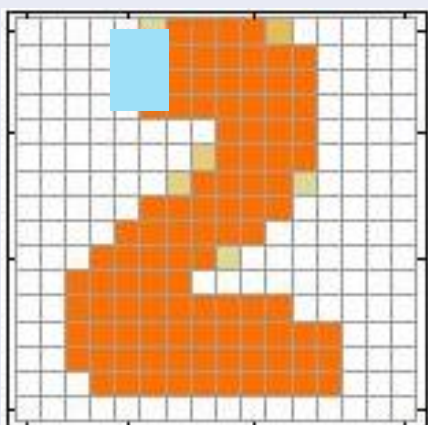
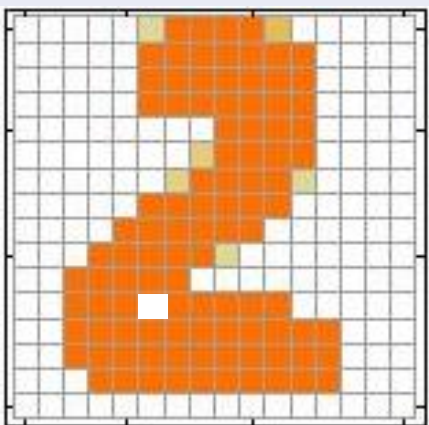
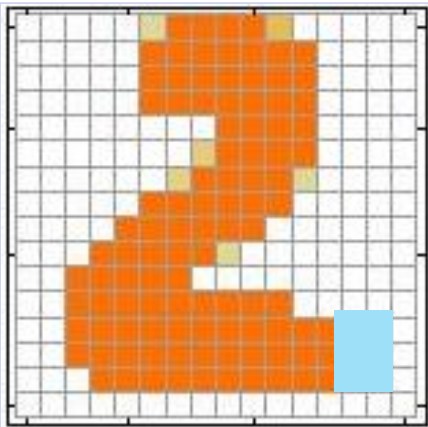


Loss相同?

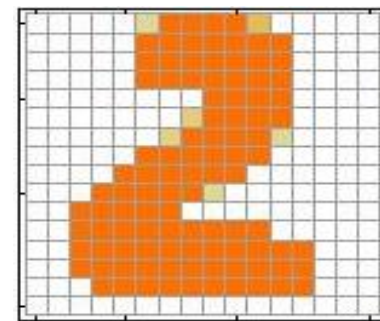
1个像素不同



6个像素不同



真实图像

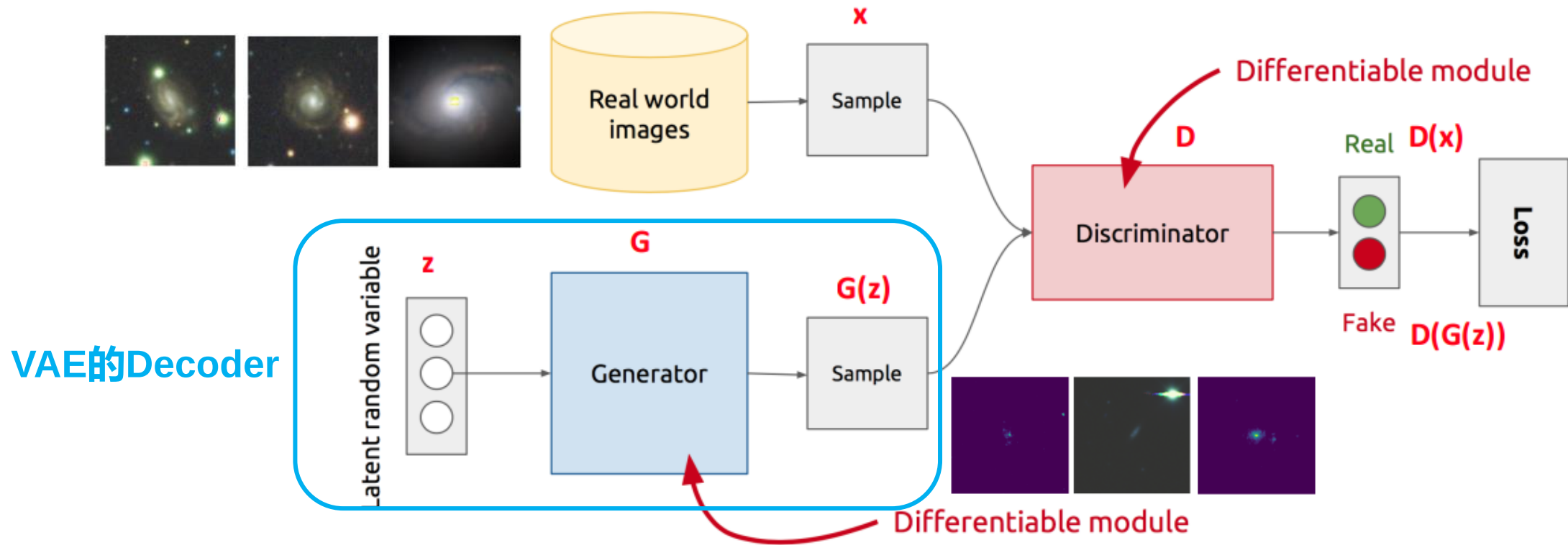


损失相同的情况下，如何判定那个更像真实图像？

**无需动脑！！
交给另一个网络去判断！**



Generative Adversarial Networks

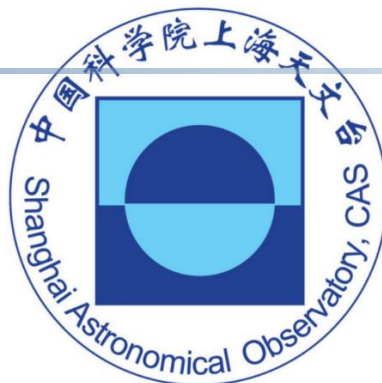


Generator是生成器；Discriminator是鉴别器，鉴别的结果是真就是1，是假就是0。

- 鉴别器要求： $D(G(z)) \rightarrow 0$ 且 $D(x) \rightarrow 1$ ；（鉴别的越来越厉害，假的被淘汰）
- 生成器要求： $D(G(z)) \rightarrow 1$ ；（生成的越来越像）
- 训练过程中，为两个网络对 $D(G(z))$ 的竞争优化问题。



结语



Thanks for your attention!
欢迎交流和学习!



Speaker: 徐权峰



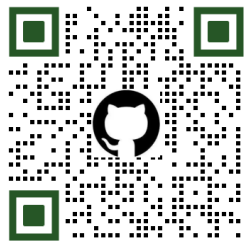
Supervisor: 沈世银



Date: 2023.11.14

About Me:  <https://github.com/xuquanfeng>

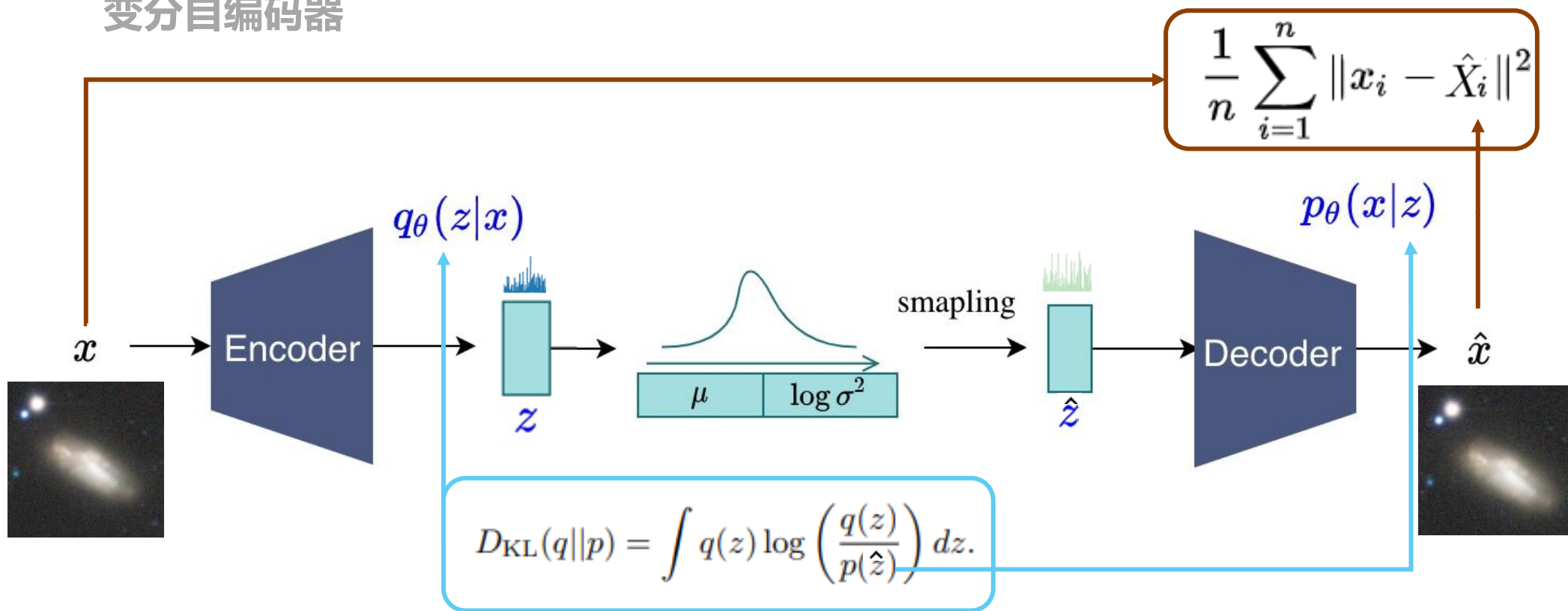
E-mail: xuquanfeng@shao.ac.cn



Office: 1712



变分自编码器



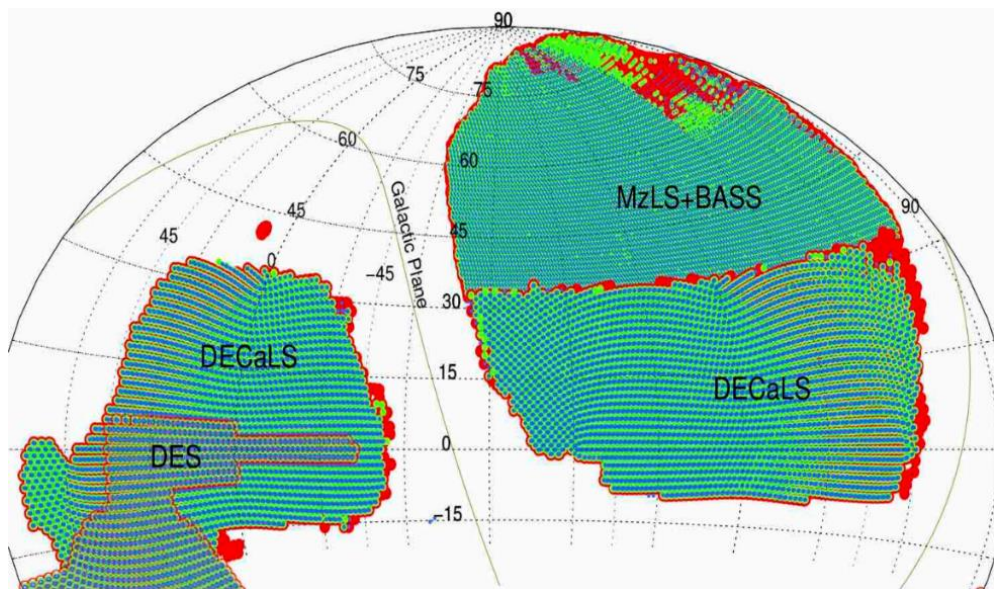
变分自编码器中能够生成更真实的星系图像。

- 编码器学到的隐变量分布 $\rightarrow$ 多元高斯分布。
- 重构损失：确保重构后生成的图像趋近于原图像。
- 训练完成后，编码器可特征提取，解码器可生成星系图像。



附录--实验数据

将迁移学习应用于无标记巡天。为了评估效果，我们使用重叠巡天中的数据来共享标签。

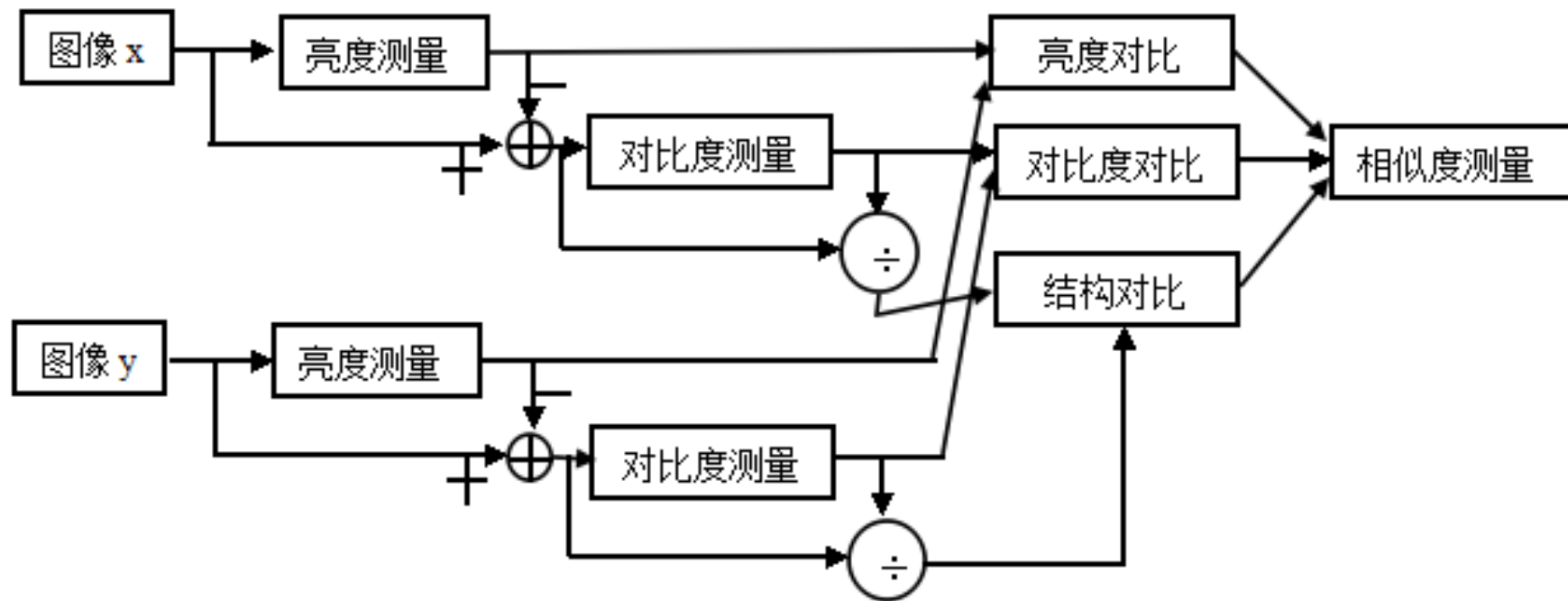


Category	Feature	Count	Category	Feature	Count
Merger	Yes	1110	Edge-on	Yes	108
	No	25		No	1121
Arm	Yes	417	Bulge	Round	49
	No	225		Boxy	3
				No	26
Bar	No	140	Smooth	Round	40
	Weak	6		Between	38
	Strong	22		Cigar	34
Arm	Tight	63	Bulge	No	54
	Medium	29		Small	87
	Loose	148		Moderate	38



附录--SSIM

结构相似指数度量(SSIM)从原始图像和生成图像的一个窗口中计算亮度, 对比度, 和结构的三个值。

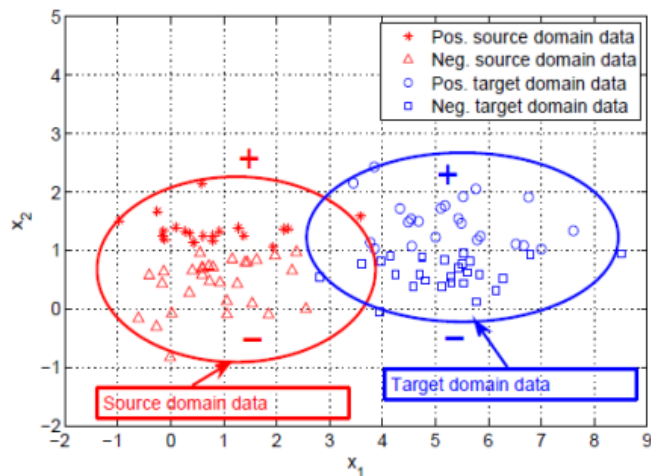




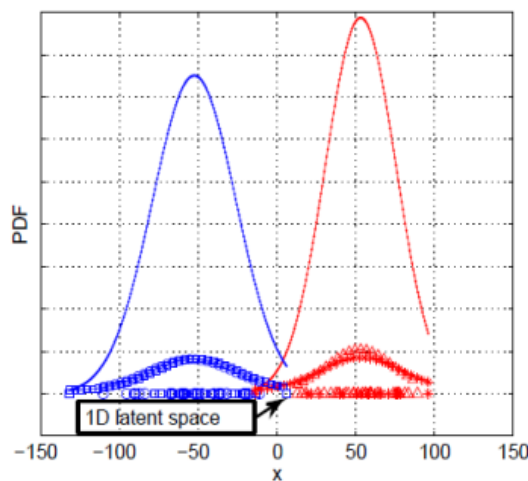
最大均值化差异(MMD)

MMD算法得益于迁移成分分析(Transfer Component Analysis, TCA)

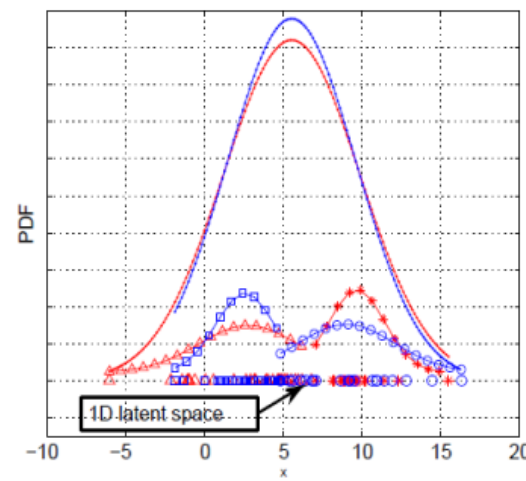
- 缩小源域和目标域之间的距离
- 最大限度地保留其内在属性。



Original feature space



PCA



TCA

$$\text{MMD}[\mathcal{F}, p, q] := \sup_{f \in \mathcal{F}} (\mathbf{E}_{x \sim p}[f(x)] - \mathbf{E}_{y \sim q}[f(y)]) \quad \longrightarrow \quad \text{MMD}(X_S, X_T) = \left\| \frac{1}{|X_S|} \sum_{x_s \in X_S} \phi(x_s) - \frac{1}{|X_T|} \sum_{x_t \in X_T} \phi(x_t) \right\|$$