

基于ResNet的旋涡星系旋臂数量识别效果分析*

董舒瑜 张金区[†]

(华南师范大学计算机学院 广州 510631)

摘要 旋涡星系图像中所蕴含的旋臂信息,尤其是旋臂数量,对研究星系结构演化和星系动力学具有重要价值.在当前星系观测数据爆发式增长的背景下,如何快速识别出旋臂数量成为旋涡星系研究的重要问题.基于Galaxy Zoo DECaLS (Dark Energy Camera Legacy Survey)数据集,研究ResNet (Residual Networks)模型从旋涡星系图像中识别旋臂数量的方法,通过对比分析ResNet在不同网络层数下的实验结果,得出具有32层网络结构的ResNet模型,即ResNet32效果最佳,其总体准确率为83%,识别效果优于ViT (Vision Transformer)、EfficientNet和DenseNet等网络模型.在对不同旋臂数量的识别方面,识别准确率与训练样本的多少有较强的关系,拥有2个旋臂的图像数量有6800张,其F1分数(F1-Score)值达到0.9,而有4个旋臂的图像数量只有237张,其F1-Score值也最低.实验进一步分析了融合传统星系图像特征的识别效果,发现融合传统星系图像特征在提升旋臂数量识别方面作用有限.

关键词 星系: 旋涡星系, 技术: 图像处理, 方法: 数据分析, 方法: 分类

中图分类号: P157; 文献标识码: A

1 引言

随着各国空间科学技术的进步和大型巡天项目的开展,星系观测数据呈指数式增长.如何高效提取星系图像蕴含的信息,对于理解宇宙结构、演化和测量宇宙学参数都具有重要意义.旋涡星系作为宇宙中常见的星系类型之一,是研究星际物质和星系演化的重要天体.其中,旋涡星系的旋臂数量是旋涡星系结构的重要特征,旋臂数量对于维持星系的动力学稳定、促进恒星形成等方面具有重要作用^[1].例如,不同数量的旋臂意味着不同的物理条件和演化历史^[2],通过观察和区分旋涡星系的旋臂数量,科学家们可以验证和改进星系演化模型^[3].将观测到的旋臂数量与模拟的演化模型进行比较,还有助于验证模型的准确性.随着人工智能技术的

发展,如何通过深度学习方法实现旋涡星系旋臂数量的自动识别成为天文信息学的重要内容.

在以往的星系图像处理中,深度学习更多地被用来进行星系形态的分类,而对深入一点的细节提取相对较少.对旋涡星系旋臂数量的识别,也可以看作是基于一旋臂数量对旋涡星系进行精细分类,因此,同样可以借鉴深度学习的分类方法.基于深度学习的分类方法能够自动提取图像中的特征,并对这些特征进行学习建模,具有较高的分类准确率和可靠性.例如,戴加明等人提出的ResNet (Residual Networks)模型,即ResNet26 (数字表示网络层数)模型在星系形态分类问题中达到了95.2%的准确率^[4],杨阳等人使用ResNet18模型在恒星-星系分类中达到了98.23%的准确率^[5].Dieleman15模型首次将自构建的深度神经网络应用于星系形态

2024-03-25收到原稿, 2024-05-27收到修改稿

*国家自然科学基金项目(61075033)资助

[†]zjq@scnu.edu.cn

分类,其包含7层卷积神经网络,4个卷积层和3个全连接层,在针对大多数Galaxy Zoo的问题能达到99%以上的准确率^[4]. GMC (Galaxy Morphological Classification)-net网络模型^[6]建立了参数量少、易训练的星系识别模型,其后结合不同激活函数和批归一化(Batch Normalization, BN)层重新构建模型,总体F1分数(F1-Score)达到94.38%.李馨等人基于Xception框架,通过选择最优激活函数,加入注意力机制,对星系、恒星、类星体图像进行分类,达到了90.26%的准确率^[7].深度学习方法不仅是提高星系信息提取和分类处理的重要途径,而且也是边缘检测、纹理特征提取、形状分析等的重要方法.尚晓群使用基于自适应权重和流形映射的正则化多视图图谱聚类算法对SDSS (Sloan Digital Sky Survey)图像标准数据集进行了聚类分析,从而完成对SDSS数据集中潮汐尾图像识别的任务^[8].院守晋提出了一种基于YOLOv7 (You Only Look Once version 7)的检测方法,加入注意力模块,运用基于掩码机制与目标交叉认证的检测方法,有效地从天文测光图像中搜寻亮度低的小尺度目标^[9].

综上所述可以看出,深度学习已经成为星系数据处理的主要方法.其中,ResNet网络不仅在星系形态分类中能取得较好的结果,而且和其他深度学习模型相比,ResNet计算量和复杂度相对较小,还能够更加细致地提取图像的特征向量,对旋涡星系而言,可避免旋臂数量信息的丢失,对实现旋臂数量的识别有重要作用.鉴于目前对旋涡星系旋臂数量的识别研究较少,本文研究分析ResNet模型对旋涡星系旋臂数量识别的应用效果,为旋涡星系信息的自动提取和挖掘提供方法参考.

2 数据来源及预处理

2.1 数据集介绍

本文实验使用Galaxy Zoo DECaLS (Dark Energy Camera Legacy Survey)数据集¹,该数据集的星系图像是利用Cerro Tololo美洲天文台的Blanco 4 m望远镜上的暗能量相机(Dark Energy

Camera, DECam)拍摄的^[10]. DECaLS图像的r波段深度达到23.6,明显深于SDSS图像的r波段深度22.2,意味着DECaLS图像的曝光程度更深. DECaLS图像在分辨率上也有着明显的提升,能够呈现出更精细的星系形态特征,如更清晰的旋涡臂、微弱条带以及潮汐等.这些提升使得DECaLS图像在旋臂数量的识别等方面比SDSS图像具有更大的优势.该数据集总共包含了314000个星系图像的数据,本文通过筛选得到类型为旋涡的星系图像,并以旋臂数量为标签进行实验研究.

2.2 数据预处理

DECaLS数据集中包含10个类别的星系形态的图片,本次实验根据Galaxy Zoo数据集的干净图像筛选阈值对其筛选后进行实验.表1列出了本文干净样本的选取规则,T01、T02、T04为Galaxy Zoo数据集中相关的问题标号, f 为该问题所对应的投票分数,其中, $f_{\text{edge-on, no}}$ 表示投票认为该星系图像不是侧视的盘状星系的投票分数, $f_{\text{feature/disk}}$ 表示投票认为该星系图像是有特征或盘状结构的投票分数, $f_{\text{spiral, yes}}$ 表示投票认为该星系图像是旋涡星系图像的投票分数.为有效筛选干净样本,对表内问题的去偏投票分数以及标准投票分数均进行了相同阈值筛选.

表 1 旋涡星系图像干净样本选取规则
Table 1 Rules for selecting a clean sample of spiral galaxy images

Galaxy type	Task	Vote fraction	N_{sample}
	T01	$f_{\text{feature/disk}} \geq 0.430$	
Spiral galaxy	T02	$f_{\text{edge-on, no}} \geq 0.715$	10999
	T04	$f_{\text{spiral, yes}} \geq 0.619$	

依照上述规则共筛选出干净样本10999张,对筛选出的旋涡星系图像按照旋臂数量分为6类,第1-4类分别为拥有对应数量旋臂的星系图像,第5类为多于4个旋臂的可分辨星系,第6类为无法准确判断旋臂数量的星系图像.表2展示了不同旋臂数量的旋涡星系图像示例及各类图像的数量,在图1中

¹<https://doi.org/10.5281/zenodo.4573248>

进一步展示了不同旋臂数量的图像占比. 从中可以看出旋涡星系图像数量分布呈现明显的不平衡状态, 其中旋臂数为2的星系图像占比最大, 高达6800张, 而旋臂数为4的占比最少, 旋臂数1和旋臂数大于4的图像数量也都不超过300张. 这对旋臂数量识别模型的训练会造成一定的挑战.

实验时按照8:2的比例划分为训练集和测试集, 训练集包括8799张旋涡星系图像, 测试集包括2200张旋涡星系图像. 为保障在训练集和测试集中都能包含各旋臂数的图像, 筛选数据集时, 各旋臂数量的旋涡星系图像保持相同比例分布.

表 2 旋涡星系图像各分类数量及示例
Table 2 Number and examples of each classification of spiral galaxy images

Sample image	Type info	Sample image	Type info
	No. of spiral arms: 1 Total account: 252 Percentage: 2%		No. of spiral arms: 4 Total account: 237 Percentage: 2%
	No. of spiral arms: 2 Total account: 6800 Percentage: 61%		No. of spiral arms: > 4 Total account: 281 Percentage: 2%
	No. of spiral arms: 3 Total account: 1013 Percentage: 9%		No. of spiral arms: Uncountable Total account: 2426 Percentage: 22%

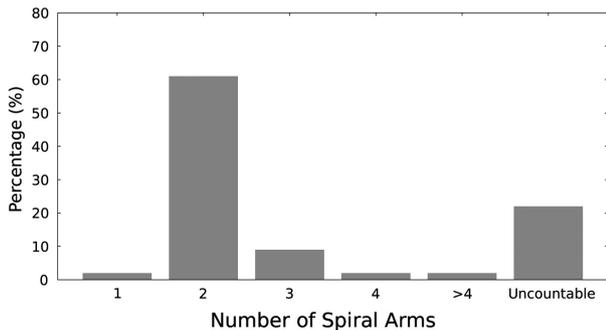


图 1 各旋臂数量旋涡星系图像占比

Fig. 1 Percentage of spiral galaxy images by number of spiral arms

根据旋涡星系图像的旋转不变性, 训练时对分类后的旋涡星系图像加入了随机旋转和裁剪的图像增强处理. 基于星系图像的颜色多样性, 同时加入了光学仿射变换进行图像增强, 以减轻训练集的

过拟合效果. 为进一步消除图像噪声的影响, 对星系图像进行中心裁剪, 将裁剪后的图像调整为 224×224 的大小进行训练. 图2为训练集图像预处理和增强的总体过程.

3 ResNet残差网络模型

传统的卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)是一种用于处理图像识别、图像分类和计算机视觉任务的神经网络架构. 然而, 随着网络层数增加, 传统的深层CNN存在着梯度消失或梯度爆炸现象, 使训练变得更加困难. 为解决这些问题, ResNet引入了残差学习的概念, 通过使用残差块(Residual Blocks)来构建更深层次的网络^[11]. 残差块包含的跳跃连接(Skip Connections)允许神经网络直接学习残差, 而非学习整个映射关系, 解

决了梯度消失的问题. 假设残差模块的输入为 x , 卷积层的输出为 $F(x)$, 则残差模块的输出为:

$$H(x) = F(x) + x, \quad (1)$$

此处的 $F(x)$ 是残差映射, x 是跳跃连接, ReLU (Rectified Linear Unit)为采用的激活函数. ResNet残差模块示意图如图3所示.

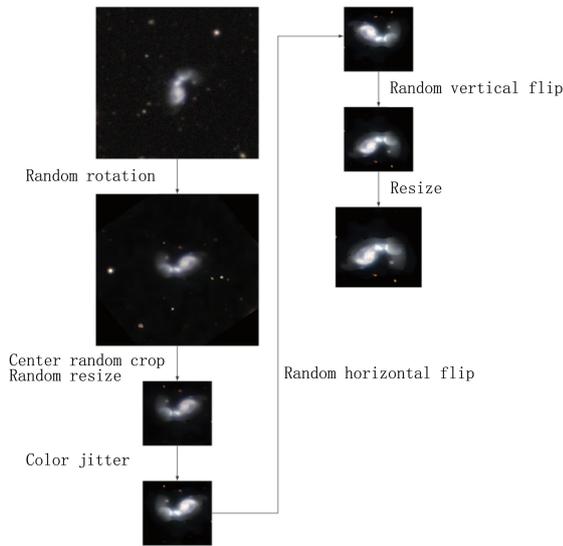


图 2 图像增强过程

Fig. 2 Image augmentation process

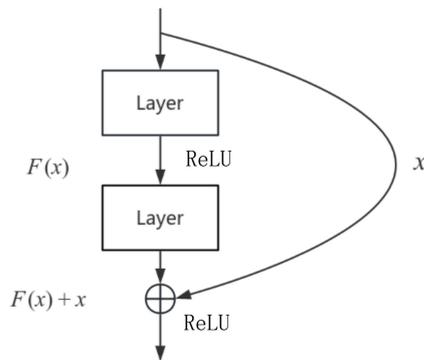


图 3 ResNet残差模块示意图

Fig. 3 Schematic diagram of ResNet residual block

残差模块中包含两个主要映射: 恒等映射 (Identity Mapping) 以及残差映射 (Residual Mapping), 输入通过两个或3个卷积层和批归一化层后, 与恒等映射或经过卷积变幻的残差相加. 这种设计使得在训练深层网络时更加容易, 并且减轻了

梯度消失的问题, 同时减轻了由于深度过大导致的模型退化问题, 因此极大地推动了神经网络的发展. 这种设计允许构建非常深层次的网络, 如: ResNet50、ResNet101、ResNet152等. ResNet 相对较少的参数量和非常深的网络结构使其在计算机视觉任务中表现出色, 在图像识别任务中取得了非常优异的性能. 表3列出了本文构建的不同网络层数的ResNet模型结构.

表3中conv1、conv2_x、conv3_x、conv4_x、conv5_x分别表示构成ResNet网络的5个卷积模块; _x代表该卷积层组模块中残差块的数量, 例如conv3_1表示第3个卷积层组的第1个残差块; stride表示卷积操作的步长; max pool表示卷积采用最大化池化; average pool表示卷积采用平均值池化; 1000d fc表示含有1000个节点的全连接层; SoftMax为采用的激活函数; FLOPs表示浮点运算量.

4 实验结果及讨论

本文实验环境为2.50 GHz Intel (R) Core (T-M) i9-12900H CPU, 32G内存的Windows系统, 使用NVIDIA GeForce RTX 3080 Ti Laptop GPU进行运算, 在本次研究中我们使用了Python 3.8, 并调用Pandas、Torch、Scikit-learn等库, 训练批量大小设置为32, 使用Adam优化器和交叉熵损失函数, 以0.0001的学习率经过500次迭代进行实验, 实验结果分述如下.

4.1 不同深度ResNet模型识别结果分析

实验首先对ResNet18、ResNet26、ResNet32、ResNet34、ResNet50和ResNet101模型进行不同网络层次下的效果分析, 分析时以机器学习通用的精确率(Precision)、召回率(Recall)、F1分数(F1-Score)、准确率(Accuracy)为主要评价指标, 实验结果如表4所示. 通过对比不同网络层数的学习效果, 可以看出并不是网络层数越多效果越好, 也不是网络层数越少越好. 网络层数适中的ResNet32和ResNet34取得的效果相对较好, 尤其是ResNet32模型在各个指标上都取得了最好的效果, 各项指标都超过了80%, 因此本研究选择ResNet32为基础进行重点分析.

表 3 不同深度的ResNet网络结构表
Table 3 Structure of ResNet network with different depths

Layer name	Output Size	18-layer	26-layer	32-layer	34-layer	50-layer	101-layer
conv1	112×112	7×7, 64, stride 2 3×3 max pool, stride 2					
conv2_x	56×56	$\begin{bmatrix} 3 \times 3 & 64 \\ 3 \times 3 & 64 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3 & 64 \\ 3 \times 3 & 64 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3 & 64 \\ 3 \times 3 & 64 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3 & 64 \\ 3 \times 3 & 64 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 & 64 \\ 3 \times 3 & 64 \\ 1 \times 1 & 256 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 & 64 \\ 3 \times 3 & 64 \\ 1 \times 1 & 256 \end{bmatrix} \times 3$
conv3_x	28×28	$\begin{bmatrix} 3 \times 3 & 128 \\ 3 \times 3 & 128 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3 & 128 \\ 3 \times 3 & 128 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3 & 128 \\ 3 \times 3 & 128 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3 & 128 \\ 3 \times 3 & 128 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 & 128 \\ 3 \times 3 & 128 \\ 1 \times 1 & 512 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 & 128 \\ 3 \times 3 & 128 \\ 1 \times 1 & 512 \end{bmatrix} \times 4$
conv4_x	14×14	$\begin{bmatrix} 3 \times 3 & 256 \\ 3 \times 3 & 256 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3 & 256 \\ 3 \times 3 & 256 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3 & 256 \\ 3 \times 3 & 256 \end{bmatrix} \times 5$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3 & 256 \\ 3 \times 3 & 256 \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 & 256 \\ 3 \times 3 & 256 \\ 1 \times 1 & 1024 \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 & 256 \\ 3 \times 3 & 256 \\ 1 \times 1 & 1024 \end{bmatrix} \times 23$
conv5_x	7×7	$\begin{bmatrix} 3 \times 3 & 512 \\ 3 \times 3 & 512 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3 & 512 \\ 3 \times 3 & 512 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3 & 512 \\ 3 \times 3 & 512 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3 & 512 \\ 3 \times 3 & 512 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 & 512 \\ 3 \times 3 & 512 \\ 1 \times 1 & 2048 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 & 512 \\ 3 \times 3 & 512 \\ 1 \times 1 & 2048 \end{bmatrix} \times 3$
	1×1	average pool, 1000d fc, SoftMax					
FLOPs		1.8×10 ⁹	2.7×10 ⁹	3.2×10 ⁹	3.6×10 ⁹	3.8×10 ⁹	7.6×10 ⁹

表 4 不同层数ResNet模型对旋臂数量识别结果对比
Table 4 Comparison of different ResNet models with different number of layers

Model	Precision	Recall	F1-Score	Accuracy
ResNet18	0.80	0.79	0.80	0.803
ResNet26	0.82	0.80	0.80	0.795
ResNet32	0.83	0.81	0.82	0.807
ResNet34	0.82	0.80	0.81	0.803
ResNet50	0.79	0.80	0.79	0.800
ResNet101	0.78	0.79	0.79	0.792

4.2 ResNet32与其他深度学习模型比较

当前涌现的神经网络模型众多,为进一步分析ResNet32与其他相关网络模型的优劣,实验进一步与RSDFNet18、SEResNet34、StochasticDepth_ResNet34、EfficientNet及ViT等其他常见深度学习模型进行了实验对比分析.这些模型分别体现了不同的网络结构复杂度和深度,在实验时采用了

和ResNet32相同的批量大小、学习率、迭代次数和其他默认参数值,各模型的实验结果如表5所示.

从表5可以看出,在精确率上,各模型的差异不大,但是在召回率、F1-Score和总体准确率上,RSNet18、SEResNet34、StochasticDepth_ResNet34、DenseNet、ViT等模型都较低,只有ResNet32和EfficientNet模型召回率超过80%.可以看出旋涡星系旋臂数量识别的准确率并不因为模型的复杂度或深度增加而提高,ResNet32模型具有更好的综合优势.

4.3 ResNet32对不同旋臂数量的识别分析

通过上述模型之间的对比,可以看出ResNet32对旋涡星系的旋臂数量总体识别较好.但是ResNet32是否对不同的旋臂数量都具有相同的识别效果,是否会受样本数量的影响尚不清晰.为此,本节进一步分析ResNet32对不同旋臂数量的识别情况.表6列出了ResNet32模型在测试集上对不同旋臂数量的分类识别效果以及各旋臂数的图像数

量. 从表6可以看出, 模型对不同旋臂数量的识别性能差异很大, 以综合了精确率和召回率的F1-Score为例, 旋臂数2的F1-Score值最高, 达到0.9, 旋臂数为4的F1-Score仅有0.32. 进一步查看各性能指标和图像数量的对应关系, 可以明显看出, 图像数量多的类型识别效果好, 图像数量少的类型识别效果差. 这说明ResNet32模型受训练集中图像数量的影响较大, 要达到较好的识别效果, 必须要增加对应的图像数量.

4.4 传统星系图像特征对旋臂数量识别的辅助效果分析

从上一节的分析得知, 训练图像数量对ResNet32模型有较大的影响, 尤其是旋臂数1和旋臂数4的图像数量太少, 严重影响了模型的训练效果. 然而,

通过人工从海量的观测数据中挑选补充训练数据又是复杂艰巨的任务. 因此, 能否通过补充其他特征的方法来提高旋臂数量的识别效果, 是值得进一步探讨的. 为此, 本节试图提取传统星系图像特征, 进一步分析这些特征对旋臂数量识别的效果.

4.4.1 传统星系图像特征提取

传统图像特征通常包括图像的观测参数特征和基于星系图像光度分布的统计特征. 本研究中共选取了17个传统特征, 具体含义以及提取方法如表7所示, 其中序号为1-7号的特征通过Petrofit^[18]软件包进行提取; 8-12号特征直接取自DECaLS目录; 13-17号特征由Python Morphological Operations (PYMORPH)^[19]软件计算, 这些特征都是星系图像研究中的常见特征.

表 5 常见模型对旋臂数量的信息提取结果对比

Table 5 Comparison of the results on the number of spiral arms by ordinary models

Model	Precision	Recall	F1-Score	Accuracy
ResNet32	0.83	0.81	0.82	0.807
RSDFNet18 ^[12]	0.80	0.76	0.78	0.761
SEResNet34 ^[13]	0.80	0.77	0.78	0.765
StochasticDepth_ResNet34 ^[14]	0.79	0.71	0.75	0.708
DenseNet ^[15]	0.79	0.79	0.78	0.791
EfficientNet ^[16]	0.79	0.80	0.79	0.792
ViT ^[17]	0.81	0.66	0.72	0.662

表 6 ResNet32模型对不同旋臂数量的识别性能分析

Table 6 Analysis of the ResNet32 model in various amount of spiral arms

Number of spiral arms	Precision	Recall	F1-Score	Number of test sets	Total
1	0.37	0.58	0.45	51	252
2	0.91	0.88	0.90	1358	6800
3	0.49	0.67	0.57	203	1013
4	0.21	0.62	0.32	47	237
> 4	0.48	0.63	0.55	56	281
Uncountable	0.79	0.69	0.74	485	2426

表 7 传统星系图像特征及提取方法
Table 7 Traditional features of galaxy images and their extraction methods

No.	Feature name	Feature meaning	Extraction method
1	Petrosian radius	The Petrosian radius is the radius where the Petrosian profile is equal to a special Petrosian index	Petrofit
2	Theta	Rotation angle in radians, counterclockwise from the positive x -axis (θ)	Petrofit
3	Ellipticity	Ellipticity of the profile	Petrofit
4	Elongation	Describe the elliptical distribution of Sérsic profiles	Petrofit
5	Total flux	The total flux (projected luminosity L) contained within a Sérsic profile over a projected area $A(r) = \pi r^2$	Petrofit
6	Half-light radius	The radius contains half of the Petrosian total flux	Petrofit
7	C20/80	Ratio of the radius containing 20% of the light of a galaxy to 80% of the light of a galaxy	Petrofit
8	elpetro_absmag_r	Absolute magnitude from elliptical Petrosian fluxes in rest-frame in SDSS r-band	DECaLS catalogues
9	sersic_nmgy_r	“Galactic-extinction corrected AB flux” in SDSS r-band	DECaLS catalogues
10	petro_th50	Azimuthally-averaged SDSS-style 50% light radius (r-band)	DECaLS catalogues
11	petro_th90	Azimuthally-averaged SDSS-style 90% light radius (r-band)	DECaLS catalogues
12	petro_theta	Azimuthally-averaged SDSS-style Petrosian radius (r-band)	DECaLS catalogues
13	Concentration index (C)	the ratio of the radius of the galaxy which contains 80 percent of the total light (r_{80}) to the radius of the galaxy which contains 20 percent of the total light (r_{20})	PYMORPH
14	Asymmetry (A)	The difference between the galaxy image and the image after the image has been rotated 180°	PYMORPH
15	Clumpiness (S)	A quantitative measure of clumpy regions in the galaxy	PYMORPH
16	Gini coefficient	Quantifying the unevenness of a galaxy’s luminosity distribution	PYMORPH
17	Second-order moment of the brightest pixels (M20)	Second-order moment of the brightest pixels (M20) Quantifying the internal structure and morphological characteristics of a galaxy by calculating the second-order moment of the brightest pixels in an image	PYMORPH

4.4.2 融合ResNet32和传统星系图像特征的旋臂数量识别效果分析

为验证传统图像特征对旋臂数量识别的辅助效果, 实验中尝试将传统特征逐个加入到ResNet32模型中, 查看不同组合对旋臂数量识别的效

果. 实验发现传统图像特征的加入对不同旋臂数量识别的增益效果差异较大. 比如有助于识别旋臂数量1的, 可能不利于其他旋臂数量的识别, 很难同时达到最佳效果. 表8列出了识别各旋臂数量时各项指标相对较好的传统星系图像特征组合.

我们将增加传统星系图像特征前后的ResNet32分类结果进行对比, 结果如表9所示. 对比分析可以看出, 增加传统星系图像特征后, 旋臂数量为1、3、4和大于4的识别精度都得到了较大提升, 尤其是对旋臂数量为4的识别精度提升最大. 但是, 从召回率看, 几乎所有旋臂数量的召回率都大大降低. 由此可知, 虽然识别的精度提升了, 但是较多的星系图像都被漏检了, 因此从更具综合性能的评价指标F1-score来看, 除了旋臂数量为4的有所提升

外, 其他数量的F1-score值都下降了. 从总体上看, 增加传统星系图像特征并没有提升ResNet32对旋臂数量的识别效果, 这可能是因为这些传统的星系图像特征在设计的时候主要是考虑星系测光亮度的整体分布, 而对旋臂细节的考虑较少. 另外从旋涡星系本身的特点而言, 多个旋臂也可能会旋绕于同一个半径上, 这些旋臂重叠现象也增加了传统特征对旋臂数量识别的难度. 从实验结果看, 直接使用ResNet32的深度学习特征可能是更好的选择.

表 8 用于旋臂数量识别的最佳特征组合
Table 8 Best composition of features for recognition of spiral arms

Number of spiral arms	Traditional features
1	Half-light radius, Petrosian radius, C20/80, Theta, Ellipticity, Elongation
2	Half-light radius, Petrosian radius, C20/80, Theta, Ellipticity, Elongation, elpetro_absmag_r
3	Half-light radius, Petrosian radius, C20/80, Theta, Ellipticity, Elongation, elpetro_absmag_r, petro_th50, petro_th90, petro_theta, Total flux, C, A, S, Gini coefficient, M20
4	Half-light radius, Petrosian radius, C20/80, Theta, Ellipticity, Elongation, elpetro_absmag_r, petro_th50, petro_th90, petro_theta, Total flux, C, A, S, Gini coefficient
> 4	Half-light radius, Petrosian radius, C20/80, Theta, Ellipticity, Elongation, elpetro_absmag_r
Uncountable	Half-light radius, Petrosian radius

表 9 增加传统星系图像特征的旋臂识别效果分析
Table 9 Effect analysis of traditional galaxy image features for recognition of spiral arms

Number of spiral arms	Precision		Recall		F1-Score	
	ResNet32	ResNet32+ Traditional features	ResNet32	ResNet32+ Traditional features	ResNet32	ResNet32+ Traditional features
1	0.37	0.57	0.58	0.29	0.45	0.38
2	0.91	0.87	0.88	0.88	0.90	0.87
3	0.49	0.68	0.67	0.35	0.57	0.46
4	0.21	0.67	0.62	0.31	0.32	0.42
> 4	0.48	0.65	0.63	0.34	0.55	0.45
Uncountable	0.79	0.69	0.69	0.74	0.74	0.71

5 结论

随着大型巡天项目的开展, 海量星系图像不断涌现, 发展自动化的旋涡星系旋臂数量识别方法已成为应对海量数据处理的关键任务. 本文通过构建ResNet模型, 详细探讨了不同深度下ResNet在旋涡星系旋臂数量识别中的应用分析. 研究结论如下:

(1) ResNet网络模型在识别旋臂数量时, 并不是网络层数越多效果越好, 也不是网络层数越少越好. 网络层数为32的ResNet32模型, 在精确率、召回率、F1-Score、准确率等指标上都取得了最好的效果, 总体精度超过80%.

(2) ResNet模型识别旋臂数量时, 受训练集中图像数量的影响较大. 训练集中图像数量多的类别, 识别效果好, 图像数量少的类别, 识别效果差. 要达到较好的识别效果, 增加对应旋臂的图像数量是关键.

(3) 传统星系图像特征能提升样本量少的类别的识别精度, 但是同时也降低了召回率, 总体上对识别的效果提升有限.

综上, 深度学习的发展为旋涡星系图像的旋臂数量自动识别带来了技术上的可行性, 在训练样本丰富的情况下, ResNet32模型能够较好地实现对旋臂数量的识别. 在未来的研究中, 如何通过数据增强方法和生成式人工智能增加训练样本数量, 解决样本不平衡状态下, 对旋臂数量识别的准确率是推进旋涡星系图像深入研究的关键.

参考文献

- [1] Chugunov I V, Marchuk A A, Mosenkov A V, et al. MNRAS, 2024, 527: 9605
- [2] Reshetnikov V P, Marchuk A A, Chugunov I V, et al. A&A, 2023, 680: L14
- [3] Mosenkov A V, Panasyuk A D, Turner S, et al. MNRAS, 2024, 527: 10615
- [4] 戴加明, 佟继周. 天文学进展, 2018, 36: 384
- [5] 杨阳, 文中略, 夏俊卿. 北京师范大学学报(自然科学版), 2021, 57: 450
- [6] 王林倩, 邱波, 罗阿理, 等. 天文研究与技术, 2022, 19: 359
- [7] 李馨, 屠良平, 李娟, 等. 天文研究与技术, 2023, 20: 267
- [8] 尚晓群. 基于多视图聚类的星系对图像识别方法及应用. 太原: 太原科技大学, 2022
- [9] 院守晋. 面向天文图像的小尺度目标检测方法研究. 太原: 太原科技大学, 2023
- [10] Walmsley M, Lintott C, Geron T, et al. MNRAS, 2022, 509: 3966
- [11] He K, Zhang X, Ren S, et al. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas: IEEE, 2016: 770
- [12] 张金区, 凌毓, 杜平, 等. 天文学报, 2023, 64: 59
- [13] Hu J, Shen L, Sun G. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City: IEEE, 2018: 7132
- [14] Huang G, Sun Y, Liu Z, et al. Computer Vision-ECCV 2016: 14th European Conference. Amsterdam: Springer International Publishing, 2016: 646
- [15] Huang G, Liu Z, Van Der Maaten L, et al. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, 2017: 4700
- [16] Tan M, Le Q. International Conference on Machine Learning. Long Beach: Proceedings of Machine Learning Research, 2019: 6105
- [17] Dosovitskiy A, Beyer L, Kolesnikov A, et al. An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale. International Conference on Learning Representations (ICLR), 2021
- [18] Geda R, Crawford S M, Hunt L, et al. AJ, 2022, 163: 202
- [19] Vikram V, Wadadekar Y, Kembhavi A K, et al. MNRAS, 2010, 409: 1379

Analysis of the Recognition Effect on the Number of Spiral Arms in Spiral Galaxy Images Using ResNet

DONG Shu-yu ZHANG Jin-qu

(School of Computer Science, South China Normal University, Guangzhou 510631)

ABSTRACT The spiral arm information contained in spiral galaxy images, especially the number of spiral arms, is of great value for studying the structural evolution and dynamics of galaxies. Against the backdrop of explosive growth in galaxy observation data, how to quickly identify the number of spiral arms has become an important issue in the study of spiral galaxies. The research is based on the Galaxy Zoo DECaLS (Dark Energy Camera Legacy Survey) dataset and studies the ResNet (Residual Networks) model's method of identifying the number of spiral arms from spiral galaxy images. The experimental results show that the accuracy of the ResNet32 model is 83%, which is the best compared to network models such as ViT (Vision Transformer), EfficientNet, and DenseNet. In terms of recognition of different numbers of spiral arms, there is a strong relationship between recognition accuracy and the number of training samples. There are 6800 images with 2 spiral arms, with an F1-Score value of 0.9, while there are only 237 images with 4 spiral arms, with the lowest F1-Score value. The experiment further analyzed the recognition effect of fused traditional galaxy image features and found that the role of fused traditional galaxy image features in improving the recognition of spiral arms is limited.

Key words galaxies: spiral galaxy, techniques: image processing, methods: data analysis, methods: classification