

# 基于暗通道先验去雾的 SDSS 图像去噪研究

刘执靖<sup>1</sup>,许婷婷<sup>1</sup>,邓雨禾<sup>1</sup>,杨明存<sup>1</sup>,李广平<sup>1</sup>,高献军<sup>1</sup>,曹婕<sup>1</sup>,周卫红<sup>1,2</sup>

(1. 云南民族大学 数学与计算机科学学院,云南 昆明 650500; 2. 中国科学院 天体结构与演化重点实验室,云南 昆明 650011)

**摘要:** 美国的斯隆数字巡天(sloan digital sky survey,SDSS)于2000年开始正式的巡天观测,目前已经产生了海量的光谱和图像数据,但受仪器设备本身和观测条件的影响可能会出现观测数据细节模糊或损失等问题.在进行后续数据分析和挖掘之前,对观测图像进行去噪处理是一个非常必要的步骤.基于此,将暗通道先验(dark channel prior,DCP)去雾算法应用于SDSS测光图像的去噪处理中,并与B2U方法进行对比分析.结果表明:与B2U方法相比,DCP算法去噪效果在峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio,PSNR)上提高了7.98 dB,结构相似性(structural similarity,SSIM)上提高了7%.

**关键词:** 图像去噪;SDSS测光图像;暗通道先验;自监督算法

**中图分类号:** TP391.4;P157 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-8513(2024)03-0351-08

天文观测数据对于探索和理解宇宙非常重要.近年来,观测设备通过不断发展积累的海量观测数据为后续分析提供了数据支持.但由于光学设备本身的特点以及成像环境的影响使得望远镜收集的图像遭受着不同程度的退化.这些退化的图像数据可能会出现细节模糊和损失等情况,甚至会损失物体的结构和轮廓.与此同时,图像中的观测信号也会受到各种噪声(暗噪声、读出噪声)的影响,噪声的存在使得图像的精度降低从而影响后续的数据使用.因此,尽可能消除或降低这些噪声的影响对于天文图像数据的后续分析和应用显得尤为重要.

随着机器学习的迅速发展,深度学习算法在图像去噪领域应用越来越广泛.例如,Ma等<sup>[1]</sup>使用反卷积来复原天文图像;Park等<sup>[2]</sup>将深度卷积生成对抗网络(deep convolution generative adversarial networks,DCGAN)应用于太阳磁力图的去噪处理中;Vojtekova等<sup>[3]</sup>使用U-net网络对哈勃太空望远镜(hubble space telescope,HST)图像进行去噪.Zhang等<sup>[4]</sup>提出去噪卷积神经网络(denoising convolutional neural network,DnCNN),使用噪声干净对作为监督去处理未知的噪声水平.然而,DnCNN<sup>[4]</sup>,U-net<sup>[5]</sup>等的监督去噪方法依赖于非常难以获取和收集的噪声干净对.在某些领域,甚至没有与噪声图像所对应的干净图像,并且在处理未知的噪声模式时,去噪器的性能会急剧降低.为了降低这些限制,自监督去噪算法表现出较大优势. Lehtinen等<sup>[6]</sup>提出了Noise2Noise,在不需要干净图像的情况下,使用独立的噪声对对图片进行去噪处理.受到此研究的启发,只使用单幅图像的自监督去噪算法Noise2Void<sup>[7]</sup>、Neighbor2Neighbor<sup>[8]</sup>相继提出,证明了自监督去噪框架的有效性.对于天文观测数据而言,由于观测时设备的噪声、宇宙线干扰、背景噪声等的存在,得到的天文图像可能存在退化现象,在实际应用(例如分类和目标识别)时会受到一定的限制.并且天文图像数据有时较难得到干净图像,因此力争利用自监督去噪算法在不需要噪声干净对的同时就能得到较为清晰的数据是非常有必要的数据预处理步骤之一.

有许多研究者对SDSS数据进行了去噪研究.王林倩等<sup>[9]</sup>对SDSS DR16, Galaxy Zoo2和FIGI星表中星系的测光图像,采用边缘导向的非局部均值去噪方法. Kang等<sup>[10]</sup>提出了1种基于深度贝叶斯模型的新型恒

收稿日期:2023-04-03.

基金项目:国家自然科学基金(61561053);云南省教育厅科学研究基金(2023J0624).

作者简介:刘执靖(1998-),女,硕士研究生.主要从事图像处理研究.

通信作者:许婷婷(1994-),女,博士研究生,讲师.主要从事海量数据处理研究.

周卫红(1969-),男,博士研究生,教授.主要从事图像处理与模式识别研究.

星光谱去噪方法,并在SDSS的真实恒星光谱上进行了评估,将结果与标准去噪自编码器进行了比较.屠良平等<sup>[11]</sup>为了消除噪声的影响,对SDSS DR7的星系光谱采用小波变换的方法进行去噪处理.段福庆等<sup>[12]</sup>采用均值漂移滤波对连续谱归一化后的SDSS光谱进行去噪处理,能够有效去除脉冲型的天光噪声和非脉冲型的噪声,并且较好地保持了特征谱线的信息.吴康宁等<sup>[13]</sup>利用SDSS数据进行模拟观测成像,并提出了基于特征融合的生成模型对其观测数据进行重建.

雾、烟等是由于大气吸收和散射造成的现象,针对天文观测而言,浓雾会影响观测数据的质量.在雾霾等天气条件的影响下,采集的图像会由于大气散射的作用而被严重降质,使图像颜色偏灰白色,对比度降低,物体特征难以辨认,不仅使得视觉效果变差,还会影响图像后期的处理,更会影响各类依赖于光学成像仪器的系统工作,如室外监控和目标识别系统等<sup>[14]</sup>.

雾的存在对于无雾图像而言也是一种噪声,所以去雾可以认为是去噪的一个分支,只不过是噪声的类型不同.图像去雾是近些年来图像处理中的研究热点之一,研究者们对去雾的方法以及不同领域的应用进行了大量的研究.在早期,Zhu等<sup>[15]</sup>提出了颜色衰减模型,建立了线性模型,从而求得雾图的深度去雾;Cai等<sup>[16]</sup>提出从雾图中估计透射率;Li等<sup>[17]</sup>将大气模型中的转移矩阵和全球大气光参数合并为一个参数,并用神经网络进行估算;Ren等<sup>[18]</sup>通过神经网络计算出透射率图,然后使用多尺度神经网络对生成的粗透射率图进行细化处理后再去雾;Fattal<sup>[19]</sup>在假设传输和表面阴影局部不相关的情况下估计场景和介质传输的反照率,通过独立成分分析进行去雾,但该方法对于浓雾情况下的图像处理效果不好;Tan<sup>[20]</sup>根据雾化图像的局部对比度小于原图像的局部对比度,通过马尔可夫随机场对图像局部对比度最大化进行去雾,但对于饱和度较高的原图像容易造成失真的效果.针对Fattal<sup>[19]</sup>和Tan<sup>[20]</sup>方法的局限性,He等<sup>[21]</sup>基于对室外无雾图像的观测,提出了暗通道的概念,继而提出1种简单但却非常有效的去雾算法—暗通道先验去雾算法.与Fattal<sup>[19]</sup>的工作相比,浓雾情况下暗通道先验去雾算法优于Fattal<sup>[19]</sup>方法.与Tan<sup>[20]</sup>的工作比较,暗通道先验去雾算法能够在不牺牲颜色保真度的情况下恢复结构,并且光晕伪影也非常小.

暗通道先验去雾算法是目前去雾效果相对较好的算法,应用较为广泛.有研究者基于He<sup>[21]</sup>的暗通道先验规律,对图像去雾算法进行了一系列的改进处理.肖进胜等<sup>[22]</sup>针对现有暗通道先验去雾算法存在的天空色彩失真问题,提出了基于暗通道理论的改进去雾算法.Huang等<sup>[23]</sup>考虑了深度估计和颜色分析,解决了光晕效应和色彩失真的问题,对沙尘暴等恶劣天气也有很好的效果.刘楠等<sup>[24]</sup>使用加权暗通道的方法去估计图像边缘位置的深度信息.陈露等<sup>[25]</sup>通过边缘检测来寻找暗通道值进行滤波,从而使透射率更加准确,并利用尺度因子和阈值使图像颜色更加保真.

暗通道先验去雾算法对大多数自然场景图像有较好的效果,且它的实现原理简单,复原效果好,应用的场景也非常广泛.除了设备本身的噪声、宇宙线干扰等影响因素外,观测条件恶劣(例如浓雾)时也会对天文观测产生极大的影响.因此,我们尝试将暗通道先验去雾算法应用于SDSS测光图像进行去噪研究.同时,本工作也将研究结果与深度学习中性能较好的自监督去噪方法进行对比分析,以验证暗通道先验去雾方法的有效性.

## 1 理论基础

### 1.1 大气物理模型

在计算机视觉领域,大气物理模型广泛用于描述雾霾的形成<sup>[26]</sup>:

$$I(x) = J(x)t(x) + A(1 - t(x)). \quad (1)$$

其中, $I$ 是观测强度, $J$ 是场景辐射, $A$ 是全球大气光, $t$ 是介质传输,用于描述未被散射到达相机的那部分光.

当大气均匀时, $t$ 可以被描述为:

$$t(x) = e^{-\beta d(x)}. \quad (2)$$

其中, $\beta$ 是大气散射系数, $d$ 是场景深度.式(2)说明了场景亮度随深度呈指数衰减.如果可以恢复透射率 $t$ ,那么也可以恢复未知范围的深度.

## 1.2 暗通道先验

对于任意的输入图像  $J$ , 给出其暗通道<sup>[21]</sup>的定义:

$$J^{dark}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} \left( \min_{c \in \{r, g, b\}} J^c(y) \right). \quad (3)$$

式中  $J^c$  表示彩色图像的通道, 其中  $c \in \{r, g, b\}$ ,  $\Omega(x)$  是以像素  $x$  为中心的窗口。

根据暗通道先验<sup>[21]</sup>理论, 如果  $J$  是除了天空区域外的室外无雾图像,  $J$  的暗通道强度非常低且趋近于 0. 用数学表达式为:

$$J^{dark} \rightarrow 0. \quad (4)$$

## 1.3 大气光值以及透射率的估算

有雾图像  $I$  中灰度值最大的像素可以作为大气光值的近似. 在实际应用中, 可以借助暗通道图从有雾图像中获取  $A$  值.

具体步骤如下:

- 1) 从暗通道图中按照亮度的大小取前 0.1% 的像素.
- 2) 在这些位置中, 在原始有雾图像  $I$  中寻找对应的具有最高亮度的点的值, 作为  $A$  值.

将式(1)简单处理, 变形为式(5).

$$\frac{I^c(x)}{A^c} = t(x) \frac{J^c(x)}{A^c} + 1 - t(x). \quad (5)$$

其中,  $c$  表示  $r, g, b$  3 个通道. 首先假设在每一个窗口内透射率  $t(x)$  为常数, 表示为  $\tilde{t}(x)$ , 并且  $A$  值已经给定. 然后对式(5)两边求两次最小值运算, 得到式(6).

$$\min_{y \in \Omega(x)} \left( \min_c \frac{I^c(y)}{A^c} \right) = \tilde{t}(x) \min_{y \in \Omega(x)} \left( \min_c \frac{J^c(y)}{A^c} \right) + 1 - \tilde{t}(x). \quad (6)$$

由暗通道先验<sup>[21]</sup>可以得到, 室外无雾图像的暗通道强度趋近于 0, 即:

$$J^{dark}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} \left( \min_c J^c(y) \right) = 0. \quad (7)$$

因此, 可推导出:

$$\min_{y \in \Omega(x)} \left( \min_c \frac{J^c(y)}{A^c} \right) = 0. \quad (8)$$

把式子(8)带入式子(6)中, 得到式(9).

$$\tilde{t}(x) = 1 - \min_{y \in \Omega(x)} \left( \min_c \frac{I^c(y)}{A^c} \right). \quad (9)$$

这就是透射率  $\tilde{t}(x)$  的预估值.

由于在日常生活中, 我们在看远处的物体时还是能感觉到雾的影响, 因此, 在去雾的时候需要保留一定程度的雾. 在式(9)中引入一个在  $[0, 1]$  之间的参量因子, 则式(9)修正为:

$$\tilde{t}(x) = 1 - \omega \min_{y \in \Omega(x)} \left( \min_c \frac{I^c(y)}{A^c} \right). \quad (10)$$

当透射率  $t$  的值很小时, 会导致  $J$  的值偏大, 从而使得图像整体向白场过度. 故设置一阈值  $T_0$ , 最终的恢复公式如下<sup>[27]</sup>.

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{\max(t(x), T_0)} + A. \quad (11)$$

## 2 研究方案

### 2.1 数据来源

本工作的实验数据来自 SDSS 官方网站中的 CasJobs 服务器 (<http://skyserver.sdss.org/CasJobs/SubmitJob.aspx>), 从中下载 PhotoObj(测光星表)和 SpecPhoto(光谱星表), 交叉匹配得到本文实验所需数据集. 并从中任取 AGN、STARBURST 和 STARFORMING 各 1 000 张图, 实验数据总数为 3 000 张. 本文着重讨论图片的去噪研究, 故暂时不需要区分标签, 直接将 3 类图片作为实验所使用的数据.

## 2.2 SDSS 图像去噪

暗通道先验去雾算法自提出以来就在图像去雾研究中表现出较大优势. 本文考虑到天文数据在观测成像过程中也会受到浓雾等恶劣天气的影响, 因此首先将暗通道先验去雾算法应用到 SDSS 图像数据中.

为了对比暗通道先验的去噪效果, 本工作分析了盲点驱动的自监督去噪方法. 经典的盲点去噪方法, 例如掩码输入<sup>[4,28]</sup>和盲点网络<sup>[29]</sup>, 这些方法使用人工掩码策略组成一个盲的噪声对. 然而, 由于掩码先验是次最优且有损耗的, 所以它们的性能十分受限. 对无盲点的原始噪声图像去噪可以解决性能下降的问题. Wang 等<sup>[30]</sup>针对上述问题, 提出了 Blind2Unblind(B2U)方法, 改善了信息损失的问题. 研究结果显示, B2U 在各种数据集上的综合性能超过了其他的对比算法. 基于此, 本工作将暗通道先验去雾算法和 B2U 算法进行去噪结果的对比与分析.

## 3 实验结果对比分析和讨论

### 3.1 性能评估指标

为了衡量算法去噪的效果, 主要使用不同指标来评估算法的去噪能力, 最常使用的度量指标是峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)和结构相似性(structural similarity, SSIM)<sup>[31]</sup>. PSNR 测量的是输入或重建图像与近地真实图像比较的质量, 定义如下.

$$\text{MSE} = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - I_{\text{Noise}}(i, j)]^2, \quad (12)$$

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \left( \frac{\text{MAX}_I^2}{\text{MSE}} \right), \quad (13)$$

其中,  $m \times n$  是图像  $I$  和输入图像  $I_{\text{Noise}}$  的尺寸,  $\text{MAX}_I$  是图像  $I$  的最大值.

SSIM 是 1 种衡量两幅图像相似度的指标. 此度量是从一幅图像中提取 3 个关键特征: 亮度  $l$ 、对比度  $c$  和结构  $s$ . 两幅图像的比较就是根据这 3 个特征进行的. SSIM 的范围为  $[0, 1]$ , 其值越大, 表明图像的质量越好.

给定图像  $x$  和  $y$ , 其 SSIM 的计算方式如下所示.

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + c_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1}, \quad (14)$$

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + c_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2}, \quad (15)$$

$$s(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + c_3}{\sigma_x\sigma_y + c_3}, \quad (16)$$

$$c_1 = (K_1L)^2, \quad (17)$$

$$c_2 = (K_2L)^2, \quad (18)$$

$$c_3 = \frac{c_2}{2}, \quad (19)$$

$$\text{SSIM}(x, y) = [l(x, y)^\alpha \cdot c(x, y)^\beta \cdot s(x, y)^\gamma], \quad (20)$$

其中,  $x$  和  $y$  指的是同维的图像,  $\mu$  是均值,  $\sigma_x^2$  是  $x$  的方差,  $\sigma_y^2$  是  $y$  的方差,  $\sigma_{xy}$  是  $x$  和  $y$  的协方差,  $L$  是像素值的动态范围,  $K_1$  和  $K_2$  是常数,  $\alpha$ ,  $\beta$  和  $\gamma$  是权重. 如果将它们值设为 1, 方程可以被化简为式(21).

$$\text{SSIM}(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)}. \quad (21)$$

### 3.2 实验结果与讨论

#### 3.2.1 方法的选择

本文选取了参考文献[30]中列举的部分方法, 并将 DCP 方法的去噪结果与文献[30]中的方法在 Kodak24 和 Set14 数据集上的去噪结果进行对比. 实验结果如表 1 和表 2 所示. 我们发现虽然 DCP 方法去噪结果的 PSNR 指标低于大多数候选算法(也有高的), 但是 DCP 的 SSIM 指标在所有的对比算法里面是最高的. 结构相似度 SSIM 高, 是否意味着去噪后的图像的轮廓, 形态等几何特征恢复较好, 利于后续的分类、目标检

测等应用.从这个方面看,DCP去噪方法是有优势的.并且我们可以发现,在表1和表2列举的方法中,B2U的去噪结果整体上优于文献[30]中的其他对比方法.因此,我们选择其中去噪效果最优的算法B2U,在我们的目标数据集SDSS上只和选出的最优B2U比较.

表1 高斯噪声的去噪结果

噪声类别	去噪方法	KODAK	SET14
Gaussian 25	Baseline, N2N[6]	32.41/0.884	31.37/0.868
	N2V[7]	30.32/0.821	28.84/0.802
	NBR2NBR[8]	32.08/0.879	31.09/0.864
	B2U[30]	<b>32.27/0.880</b>	<b>31.27/0.864</b>
	暗通道	26.62/ <b>0.973</b>	27.51/ <b>0.971</b>
Gaussian5 - 50	Baseline, N2N[6]	32.50/0.875	31.39/0.863
	N2V[7]	30.44/0.806	29.01/0.792
	NBR2NBR[8]	32.10/0.870	31.05/0.858
	B2U[30]	<b>32.34/0.872</b>	<b>31.14/0.857</b>
	暗通道	27.66/ <b>0.953</b>	30.96/ <b>0.978</b>

注:实验结果中,最高的PSNR(dB)/SSIM以加粗字体显示.

表2 泊松噪声的去噪结果

噪声类别	去噪方法	KODAK	SET14
Poisson 30	Baseline, N2N[6]	31.77/0.876	30.56/0.857
	N2V[7]	28.90/0.788	27.73/0.774
	NBR2NBR[8]	31.44/0.870	30.29/0.853
	B2U[30]	<b>31.64/0.871</b>	<b>30.46/0.852</b>
	暗通道	27.18/ <b>0.983</b>	27.53/ <b>0.983</b>
Poisson5 - 50	Baseline, N2N[6]	31.18/0.861	30.02/0.842
	N2V[7]	28.78/0.758	27.43/0.745
	NBR2NBR[8]	30.86/0.855	29.79/0.838
	B2U[30]	<b>31.07/0.857</b>	30.10/0.844
	暗通道	28.21/ <b>0.980</b>	<b>32.96/0.990</b>

注:实验结果中,最高的PSNR(dB)/SSIM以加粗字体显示.

### 3.2.2 B2U对SDSS测光图像的去噪结果

本文使用Wang等<sup>[30]</sup>的实验架构进行训练.训练样本和测试样本的比例为8:2,即训练样本为2400张图片,测试样本为600张图片.主要考虑了4种类型的噪声,分别是:(1) $\sigma=25$ 的高斯噪声,(2) $\sigma \in [5,50]$ 的高斯噪声,(3) $\lambda=30$ 的泊松噪声,(4) $\lambda \in [5,50]$ 的泊松噪声.将这4种噪声分别添加在原始数据上,所得到的图像数据即为噪声图像,而原来的图像就作为近地真实图像.

B2U的实验结果如表3所示.从表中我们可以知道,不管噪声水平是固定值还是可变的,该网络对于泊松噪声的去噪效果都比高斯噪声的效果更好.这说明网络在处理泊松噪声时显示出更优越的性能.因此,我们选择该网络最好的结果,即处理泊松噪声的结果与暗通道先验的实验结果进行对比.去噪图片分别如图1和图2所示.

表3 B2U算法的去噪结果

项	Gaussian25	Gaussian5 - 50	Poisson30	Poisson5 - 50
PSNR	36.95	37.35	<b>38.87</b>	38.65
SSIM	0.85	0.86	<b>0.92</b>	0.91

注:实验结果中,最高的PSNR(dB)/SSIM以加粗字体显示.

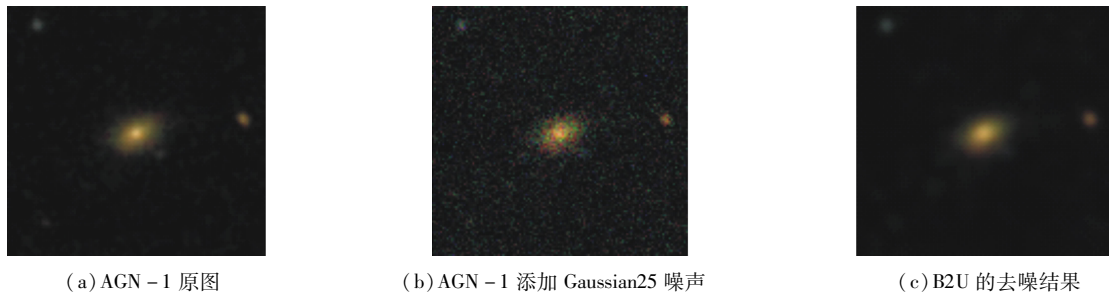


图 1  $\sigma = 25$  时,去噪图片的对比

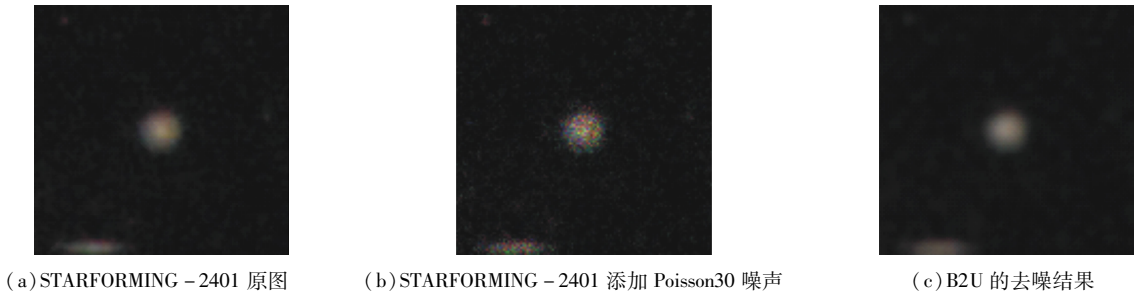


图 2  $\lambda = 30$  时,去噪图片的对比

### 3.2.3 DCP 对 SDSS 测光图像的去噪结果

本实验采用暗通道先验(DCP)去雾算法,与以往不同的是,我们把目光放在 DCP 算法对天文图像的处理上.首先,借助暗通道图从有雾图像中获取大气光值;其次,采用引导滤波对粗透射率进行优化;然后,通过大气物理模型得到清晰的无雾图像;最后,将其处理结果与 B2U 中结果最优的 Poisson30 的处理结果进行对比研究.实验结果如表 4 所示.

表 4 实验结果对比

去噪方法	PSNR	SSIM
B2U	38.87	0.92
DCP	<b>46.85</b>	<b>0.99</b>

注:实验结果中,最高的 PSNR(dB)/SSIM 以加粗字体显示.

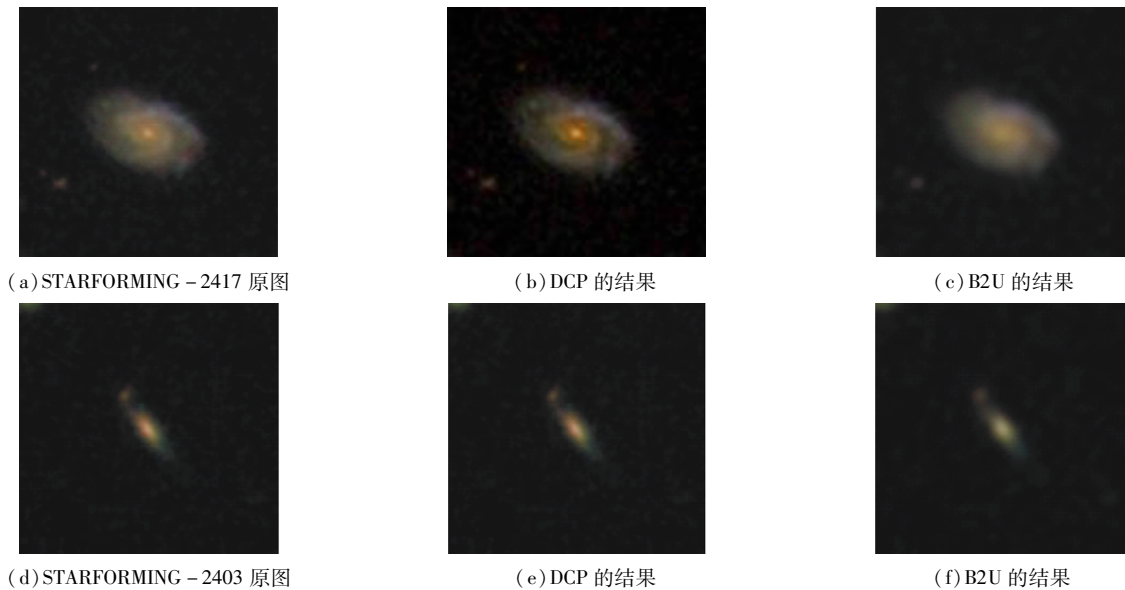


图 3 DCP 与 B2U 去噪结果的图片对比

表 4 是 DCP 与 B2U 去噪结果的对比.可以看出,DCP 的去噪结果明显优于 B2U 的去噪结果.其中,PSNR 高了 7.98 dB,SSIM 高了 7 个百分点.由图 3 去噪图片的对比我们可以看到:DCP 的结果肉眼上比 B2U 具有更优越的对比度,并且中心星源看的更加清晰.物体边缘的光晕不明显,中心星体附近形态较小的物体也较为清晰.这将为以后的实际应用奠定了较好的基础. B2U 的结果肉眼看起来十分模糊,尤其是在天体边缘.中心星源的形状几乎捕捉不到,边缘的小物体也几乎看不见.我们认为这可能是和 B2U 的网络构建有关.网络所采用的

数据是合成数据,使用合成数据训练的网络在实际应用中可能效果不佳.所以,尽管与噪声图像相比,去噪结果的PSNR和SSIM均有提高,但与DCP的结果仍有差距.另外,盲点驱动的自监督去噪网络存在着一定的信息损失,尽管B2U的架构针对此问题进行了一定的改进,但可能无法完全解决信息损失的弊端.

本文基于SDSS巡天项目发布的数据,将DCP算法应用于测光图像的去噪处理,根据以上2种不同方法的去噪效果对比可以看出:

1) 虽然B2U针对信息损失的问题提出了改进策略,但是在训练模型的过程中盲点策略的使用可能仍然存在着信息损失的问题.因此,B2U的去噪效果明显低于DCP.并且B2U是在合成数据的基础上进行训练的,所以在实际应用中效果不佳.

2) DCP算法是基于室外无雾图像的一种统计,算法非常简单也非常有效.与B2U算法相比,DCP算法无需训练模型,算法复杂度较低,运行速度快.

## 4 结语

考虑到天文图像的成像过程中也会受到大气粒子、雾霾天气等影响,本文尝试应用暗通道先验算法对SDSS巡天项目的测光图像进行去噪研究.结果显示:PSNR为46.85 dB,SSIM为0.99.与B2U算法相比,PSNR提高了7.98 dB,SSIM提高了7%.实验结果表明,应用DCP算法对SDSS测光图像进行去噪处理是有效的.我们的后续工作将把DCP算法作为一个数据预处理的过程,应用于其他巡天项目的图像数据,并将处理过的图像数据用于目标检测、分类等后续操作.

## 参考文献:

- [1] MA L, YANG S B, SHU C, et al. Learning deconvolutions for astronomical images[J]. Monthly Notices of the Royal Astronomical Society, 2021, 504(1): 1077 - 1083.
- [2] PARK E, MOON Y J, LIM D, et al. De-noising sdo/hmi solar magnetograms by image translation method based on deep learning[J]. The Astrophysical Journal Letter, 2020, 891(1): L4.
- [3] VOJTEKOVA A, LIEU M, VALTCHANOV I, et al. Learning to denoise astronomical images with U-nets[J]. Monthly Notices of the Royal Astronomical Society, 2021, 503(3): 3204 - 3215.
- [4] ZHANG K, ZUO W M, CHEN Y J, et al. Beyond a gaussian denoiser: residual learning of deep cnn for image denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(7): 3142 - 3155.
- [5] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C] // International Conference on Medical Imaging Computing and Computer-Assisted Intervention, 2015: 234 - 241.
- [6] LEHTINEN J, MUNKBERG J, HASSELGREN J, et al. Noise2noise: learning image restoration without clean data[J]. International Conference on Machine Learning, 2018, 7(13): 4620 - 4631.
- [7] KRULL A, BUCHHOLZ T O, JUG F. Noise2void - learning denoising from single noisy images[C] // 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2019: 2124 - 2132.
- [8] HUANG T, LI S J, LIU J Z, et al. Neighbor2neighbor: self-supervised denoising from single noisy images[C] // 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2021: 14776 - 14785.
- [9] 王林倩, 邱波, 罗阿理, 等. 一种星系形态分类的新方法[J]. 天文研究与技术, 2022, 19(4): 359 - 370.
- [10] KANG X, He S Y, ZHANG Y X. A novel stellar spectrum denoising method based on deep bayesian modeling[J]. Astronomy and Astrophysics, 2021, 21(7): 127 - 142.
- [11] 屠良平, 罗阿理, 吴福朝, 等. 从海量星系光谱中搜索超新星候选光谱[J]. 中国科学:物理学、力学、天文学, 2010, 40(10): 1282 - 1292.
- [12] 段福庆, 吴福朝, 罗阿理, 等. 基于均值漂移实现非发射线天体光谱的谱线自动提取[J]. 光谱学与光谱分析, 2005, 25(11): 1884 - 1888.
- [13] 吴康宁, 张利, 蔡宇佳. 基于深度学习的星系图重建方法研究[J]. 软件工程与应用, 2022, 11(5): 1154 - 1165.
- [14] 吴迪, 朱青松. 图像去雾的最新研究进展[J]. 自动化学报, 2015, 41(2): 221 - 239.
- [15] ZHU Q S, MAI J M, SHAO L. A fast single image haze removal algorithm using color attenuation prior[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11): 3522 - 3533.
- [16] CAI B L, XU X M, JIA K, et al. DehazeNet: an end-to-end system for single image haze removal[J]. IEEE Transactions

- on Image Processing, 2016, 25(11): 5187–5198.
- [17] LI B Y, PENG X L, FENG D, et al. AOD-Net: all-in-one dehazing network[C] // 2017 IEEE International Conference on Computer Vision. 2017, 7: 4443–5179.
- [18] REN W Q, PAN J S, YANG M H, et al. Single image dehazing via multiscale convolutional neural networks with holistic edges [J]. International Journal of Computer Vision, 2020, 128(1): 240–259.
- [19] FATTAL R. Single image dehazing[J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 721–729.
- [20] TAN R T. Visibility in bad weather from a single image[C] // 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2008, 8: 2347–2354.
- [21] HE K M, SUN J, TANG X O. Single image haze removal using dark channel prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341–2353.
- [22] 肖进胜,高威,邹白昱,等. 基于天空约束暗通道先验的图像去雾[J]. 电子学报, 2017, 45(2): 346–352.
- [23] HUANG S C, CHEN B H, WANG W J. Visibility restoration of single hazy images captured in real-world weather conditions [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2014, 24(10): 1814–1824.
- [24] 刘楠,程咏梅,赵永强. 基于加权暗通道的图像去雾方法[J]. 光子学报, 2012, 41(3): 320–325.
- [25] 陈露,和红杰,陈帆. 基于边界邻域最大值滤波的快速图像去雾算法[J]. 光子学报, 2014, 43(11): 114–119.
- [26] NARASIMHAN S G, NAYAR S K. Vision and the atmosphere[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 48(3): 233–254.
- [27] 甘玉泉,汶德胜,王乐,等. 暗通道自然灾害遥感图像去雾[J]. 光子学报, 2015, 44(6): 47–51.
- [28] LAINE S, KARRAS T, AILA T, et al. High-quality self-supervised deep image denoising[J]. Conference on Neural Information Processing Systems, 2019: 6938–6948.
- [29] BATSON J, ROYER L. Noise2self: blind denoising by self-supervision[J]. International Conference on Machine Learning, 2019, 2(19): 826–835.
- [30] WANG Z J, LIU J Z, HAN H, et al. Blind2unblind: self-supervised image denoising with visible blind spots[C] // 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2022: 2017–2026.
- [31] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600–612.

## SDSS image denoising research based on dark channel prior defogging

LIU Zhi-jing<sup>1</sup>, XU Ting-ting<sup>1</sup>, DENG Yu-he<sup>1</sup>, YANG Ming-cun<sup>1</sup>,  
LI Guang-ping<sup>1</sup>, GAO Xian-jun<sup>1</sup>, CAO Jie<sup>1</sup>, ZHOU Wei-hong<sup>1,2</sup>

(1. School of Mathematics and Computer Science, Yunnan Minzu University, Kunming 650500, China;

2. Key Laboratory of the Structure and Evolution of Celestial Objects, Chinese Academy of Sciences, Kunming 650011, China)

**Abstract:** The Sloan Digital Sky Survey (SDSS) in the United States began its formal survey in 2000, and it has produced a large number of spectral and image data. However, due to the influence of the equipment itself and observation conditions, the details of the observation data may be blurred or lost. Before the subsequent data analysis and mining, it is a very necessary step to denoise the observed image. Based on this, the Dark Channel Prior (DCP) defogging algorithm is applied to the denoising of photometric images in SDSS, and compared with the B2U method. The results show that compared with the B2U method, the denoising effect of DCP algorithm is 7.98dB higher in Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) and 7 percentage point higher in Structural Similarity (SSIM).

**Key words:** image denoising; SDSS photometric image; dark channel prior; self-supervised algorithm

(责任编辑 段 鹏)