



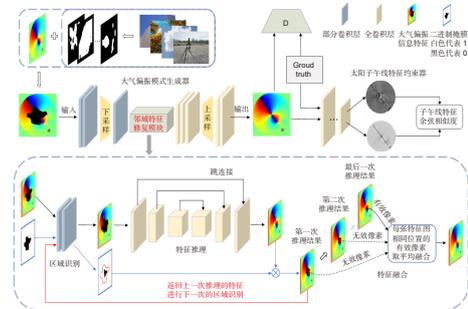
DOI: 10.12086/oe.2022.210423

## 基于邻域约束的大气偏振模式生成网络

程前<sup>1,2</sup>, 高欣健<sup>1\*</sup>, 高隽<sup>1,2</sup>,  
王昕<sup>1,2</sup>, 党天一<sup>1,2</sup>, 严圆<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>合肥工业大学计算机与信息学院, 安徽合肥 230009;

<sup>2</sup>合肥工业大学图像信息处理研究室, 安徽合肥 230009



**摘要:** 大气偏振模式凭借具有太阳子午线信息的“∞”字形特征支撑偏振导航应用, 然而由于采集装置的物理特性限制、采集地点的周边环境以及薄云等遮挡, 导致获取的大气偏振信息部分失真, 降低了太阳子午线的精度。为解决该问题, 本文提出了基于邻域约束的大气偏振模式生成网络, 该网络挖掘大气偏振模式分布的连续性, 通过多步邻域特征推理以增加重构过程的约束, 由局部有效偏振信息精准生成全局的大气偏振信息。此外, 针对大气偏振模式的物理特性, 提出了太阳子午线角度损失, 进一步提升太阳子午线精度。本文在实测大气偏振数据上进行了实验, 并与其它最新方法进行对比, 实验结果证明了本文方法的鲁棒性和优越性。

**关键词:** 大气偏振模式; 偏振信息重构; 邻域特征推理; 子午线角度损失; 深度学习

**中图分类号:** O436.3; TP391.4

**文献标志码:** A

程前, 高欣健, 高隽, 等. 基于邻域约束的大气偏振模式生成网络 [J]. 光电工程, 2022, 49(6): 210423

Cheng Q, Gao X J, Gao J, et al. A generative method for atmospheric polarization modelling based on neighborhood constraint[J]. *Opto-Electron Eng*, 2022, 49(6): 210423

## A generative method for atmospheric polarization modelling based on neighborhood constraint

Cheng Qian<sup>1,2</sup>, Gao Xinjian<sup>1\*</sup>, Gao Jun<sup>1,2</sup>, Wang Xin<sup>1,2</sup>, Dang Tianyi<sup>1,2</sup>, Yan Yuan<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei, Anhui 230009, China;

<sup>2</sup>Image Information Processing Laboratory, Hefei University of Technology, Hefei, Anhui 230009, China

**Abstract:** Atmospheric polarization mode supports the polarization navigation application by virtue of the "∞" feature containing the solar meridian information. However, due to the limitation of the physical characteristics of the acquisition device, the surrounding environment of the acquisition location and the occlusion of thin clouds, the obtained atmospheric polarization information is partially distorted and the accuracy of the solar meridian is reduced. In order to solve this problem, this paper proposes an atmospheric polarization pattern generation network based on neighborhood constraints. The network mines the continuity of atmospheric polarization pattern distribution, increases the constraints of reconstruction process through multi-step neighborhood feature reasoning, and accurately generates global atmospheric polarization information from local effective polarization information. In

收稿日期: 2022-01-04; 收到修改稿日期: 2022-04-07

基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (62171178)

\*通信作者: 高欣健, gaixinjian@hfut.edu.cn。

版权所有©2022 中国科学院光电技术研究所

addition, according to the physical characteristics of the atmospheric polarization mode, the angle loss of solar meridian is proposed to further improve the accuracy of the solar meridian. In this paper, experiments are carried out on the measured atmospheric polarization data, and compared with other latest methods. The experimental results show the robustness and superiority of this method.

**Keywords:** atmospheric polarization mode; polarization information reconstruction; neighborhood feature reasoning; solar meridian feature constraint; meridian angle loss; deep learning

## 1 引言

大气偏振模式是太阳光在大气传输过程中由于大气的散射、折射和吸收作用而产生的偏振光所形成的特定的偏振态分布。E-矢量<sup>[1]</sup>(偏振角)作为大气偏振模式的重要表征因素,其分布具有很强的连续性,呈现为一种稳定的“∞”字形结构,其中蕴含的太阳子午线信息是偏振导航<sup>[2-5]</sup>所依据的导航基准。偏振导航以抗电磁干扰、不易累积误差、不受地理位置限制等优势,有效弥补了常见导航技术(惯性导航、卫星导航、地磁导航等<sup>[6-8]</sup>)的不足,逐渐成为自主导航和组合导航的研究热点。而在偏振导航方法中,全天空的偏振模式导航相比局部天空偏振模式导航不受获取装置与地面的倾角影响,且能有效区分其 180°角度二义性。因此获取全局大气偏振信息成为偏振导航的关键

环节。

大气偏振信息的获取都是基于偏振相机<sup>[9-14]</sup>的,而偏振相机由于受限于其本身的物理特性(例如 90°的视场角)难以直接获取全局的大气偏振模式,因此需要加装鱼镜头以达到接近 180°的视场角,但这提高了对采集地点空旷程度的要求。实际上大部分采集地点环境复杂,存在的遮挡物(建筑、树木等)会影响偏振相机对天空偏振光的接收,造成捕获的大气偏振信息部分区域的大气偏振特征退化(图 1(b))。此外,无云状态下晴空大气以大气分子 Rayleigh 单次散射为主,大气散射偏振图景非常稳定(图 1(a)),而天空出现的薄云由于自身的多次散射会扰乱局部的大气偏振光散射过程,观测点与云层之间的散射光线几乎全为非偏振光,致使采集的大气偏振信息产生不规则区域失真(图 1(c))。这些退化或失真区域的有效偏振

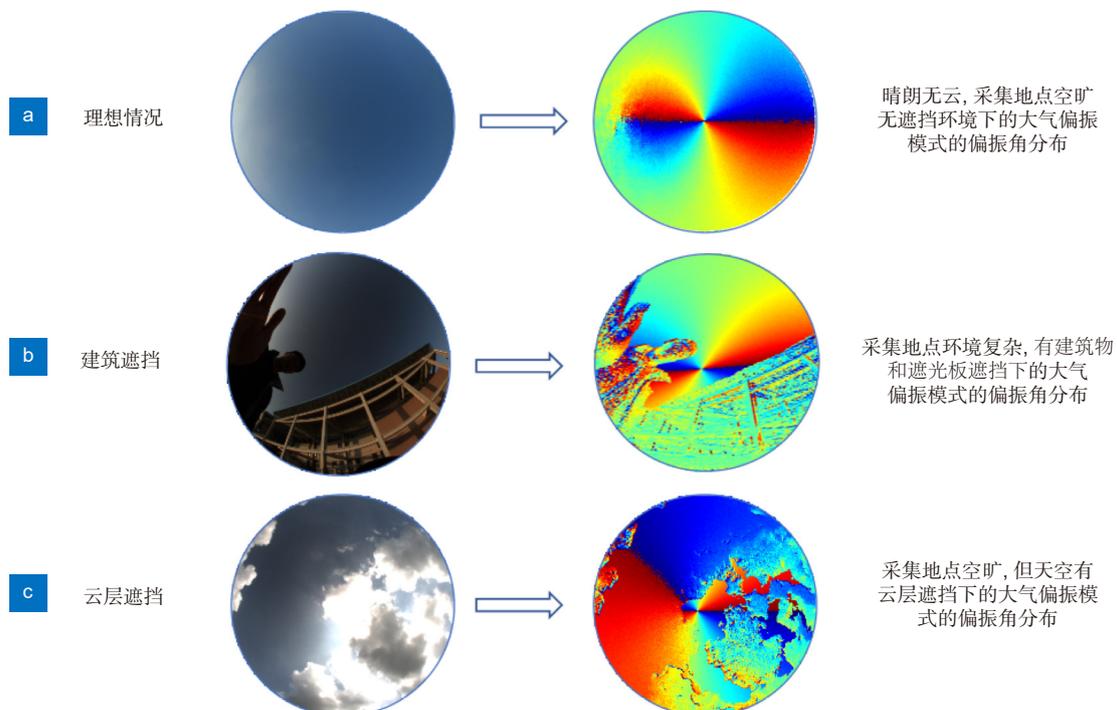


图 1 不同遮掩情况下大气偏振的偏振角分布

Fig. 1 Polarization angle distribution of the atmospheric polarization under different occlusions

信息破坏了大气偏振模式分布的整体结构, 限制了其在导航等应用中的精度。由于相机的物理属性不易改变、实际遮挡无法避免, 因此针对上述问题, 需要从信息重构的角度, 由获取到的局部有效大气偏振信息重构出全局大气偏振信息。

现有的重构方法主要分为三类: 插值法<sup>[15]</sup>、基于匹配的样本块方法<sup>[16-18]</sup>、基于深度学习的方法<sup>[19-29]</sup>。传统的信息重构算法往往是基于插值的数值方法或者基于匹配的样本块方法。前者主要是利用邻近像素点的像素值按照一定规则来生成新坐标点的像素值, 当缺失的信息较多、局部数据分布较为离散时, 很难完全重构出全局大气偏振信息。后者需要从背景中寻找相似的匹配块来补全缺失的部分, 这要求待重构的图像的纹理平稳, 且当缺失信息较多时, 因为缺少充足的背景信息致使重构效果相对较差。

基于深度学习的方法从一出现就成为了人们关注的热点, 这类模型的一个显著优点是能够自适应地学习不同语义的图像特征, 其中上下文编码器<sup>[19]</sup>首次使用了生成对抗网络<sup>[20]</sup>来解决大区域缺失图像重构问题, 展示了深度卷积神经网络在图像重构任务中语义学习的潜力。Iizuka 等人<sup>[21]</sup>引入了一种额外的鉴别器来确保局部图像的相干性。Yan 等人<sup>[22]</sup>和 Yu 等人<sup>[23]</sup>分别设计了特征位移和上下文注意操作, 以允许模型从图像的遥远区域借用特征补丁。Liu 等人<sup>[24]</sup>设计了部分卷积层, Yu 等人<sup>[25]</sup>在部分卷积的基础上设计了一种门控卷积, 以此来更好地修复各种不规则的掩蔽的图像。但是上述这些方法存在大区域缺失图像重构的语义歧义问题。为此, Xiong 等人<sup>[26]</sup>和 Nazeri 等人<sup>[27]</sup>提出先填充图像的轮廓, 再进行图像补全的两步操作, 以确保图像结构一致性。Li 等人<sup>[28]</sup>添加了逐步重建的边界图作为额外的训练目标, 以协助 U-Net<sup>[29]</sup>的内部绘制过程。这些多步修复的方法通过添加结构约束来解决缺失图像的重构任务, 在大区域人脸缺失等自然图像问题上取得了良好的效果。

但如果将上述神经网络直接应用于大气偏振领域, 会生成与实际大气偏振模式分布有很大差异的偏振信息。因为实测中, 不同时间、不同地点的大气偏振模式分布之间存在差异, 且薄云、建筑等易造成大气偏振信息的大区域失真。而编码器-解码器结构的一步式修复方法 (例如: Context-Encoder<sup>[19]</sup>、PConv<sup>[24]</sup>、GatedConv<sup>[25]</sup>等) 假设缺失图片具有足够的信息支持一步式生成全部的缺失内容, 这种假设对小区域或者狭窄区域缺失是合理的, 但是随着缺失区域变大, 已

知信息与缺失区域中心待重构信息的相关性减弱, 对缺失区域中心约束逐渐放松<sup>[30]</sup>, 因此存在语义歧义、一图多解的问题, 易造成大气偏振模式分布出现结构错误; 而先轮廓后内容的多步修复方法 (例如: EdgeConnect<sup>[27]</sup>、PRVS<sup>[28]</sup>等) 借助提取目标边缘、构建完整轮廓的步骤增加修复过程约束, 其常用方法是将图片进行灰度处理, 再利用图像梯度算法提取边缘, 但实测大气偏振模式的偏振角模值分布规律是由太阳子午线特征处向两侧逐步递减, 没有明显的数值跳变, “∞”字形轮廓与背景之间分界模糊, 因此难以提取到正确的“∞”字形边缘, 这对后续构建完整轮廓和修复轮廓内容会造成错误的引导。现有的深度学习方法不能很好地完成该任务, 本文认为其主要原因是: 面对大气偏振模式的大区域失真, 重构过程中对缺失区域中心偏振信息的约束不足。

对此, 本文面向大气偏振模式分布特点 (大气偏振模式分布具有很强的连续性, 该连续性使大气偏振信息在邻域内存在相互约束作用), 设计了一种邻域约束大气偏振模式生成网络, 该网络结合大气偏振信息的邻域约束特性, 通过邻域特征修复模块对缺失区域偏振信息进行多步推理, 将大气偏振模式分布的连续性向缺失区域中心渐进式地传播, 以增加重构过程中的约束。此外, 针对重构中多次的特征推理易积累误差的问题, 本文设计了太阳子午线角度损失, 通过太阳子午线特征约束器提取生成与真实两种大气偏振模式的太阳子午线特征进行相似度对比, 指导生成过程, 提升重构结果的子午线精度。主要贡献如下:

1) 针对遮挡条件下大气偏振模式存在大区域偏振信息失真, 设计了一种邻域约束大气偏振模式生成网络。该网络通过多步的邻域特征推理增加重构过程约束, 精准重构出全局的大气偏振信息。

2) 针对重构中容易积累误差, 进一步提出了太阳子午线角度损失, 通过子午线特征相似度对比, 指导重构过程, 提升太阳子午线测量精度。

3) 本文提出了一个模拟不同遮挡情况的掩膜数据集, 一定程度上解决了局部大气偏振模式多样性问题。

## 2 本文方法

本文将获取到的大气偏振特征退化的不规则区域的偏振信息视为无效信息, 用二进制掩膜值为 0 的部分覆盖, 以消除无效信息对大气偏振模式重构的影响。并在生成对抗模式的基础上, 设计了邻域约束的大气偏振模式生成网络 (NCAPG), 网络结构如图 2 所示。

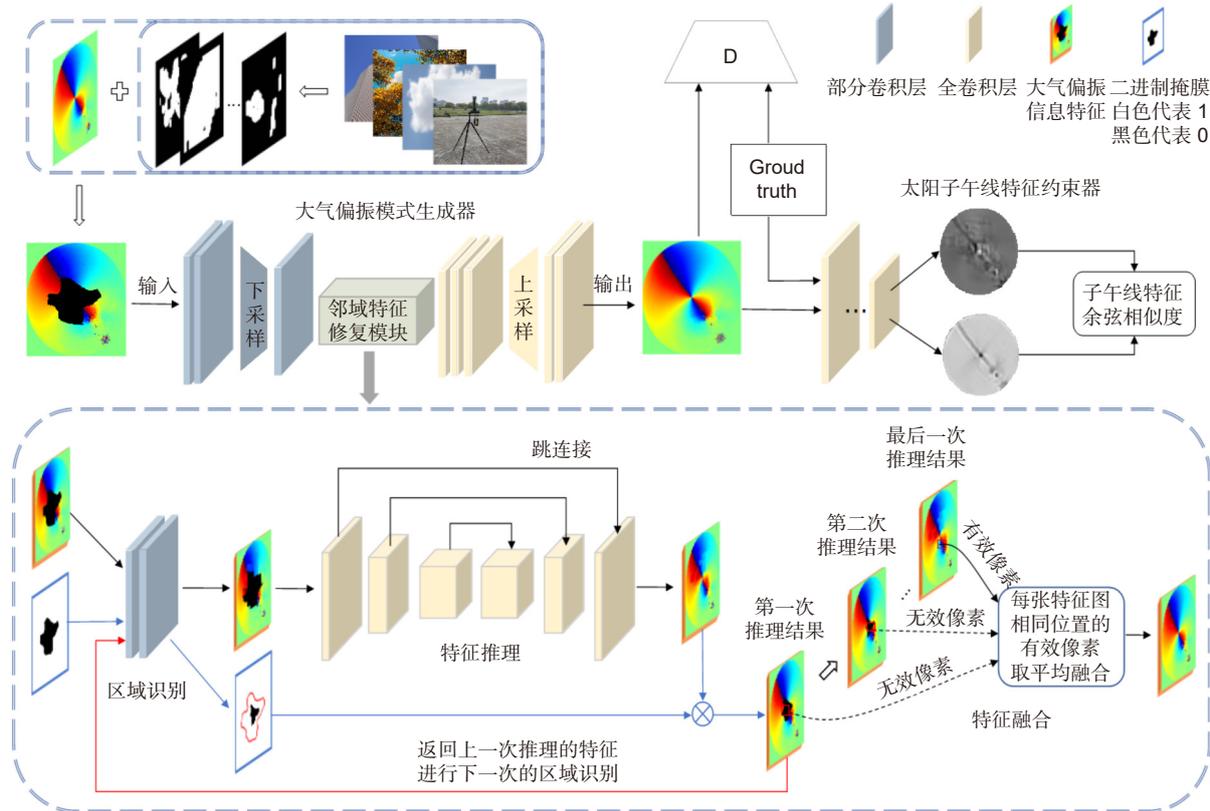


图 2 基于邻域约束的大气偏振模式生成网络结构

Fig. 2 Network structure of the atmospheric polarization mode generation based on neighborhood constraints

该网络使用下采样、邻域特征修复模块 (NFR)、上采样的组合作为生成器, 通过邻域特征修复模块挖掘大气偏振模式的连续性, 利用偏振信息的邻域约束作用进行多步邻域特征推理, 生成全局的大气偏振信息。判别器 (D) 将生成的大气偏振信息与真实的大气偏振模式进行对抗学习, 辅助生成器生成与真实分布一致的数据。大气偏振模式特征约束器 (APCC) 提供太阳子午线角度损失, 提升重构的大气偏振模式子午线精度。

### 2.1 邻域约束性分析与大气偏振生成器

大气偏振模式的偏振角分布呈现为一种稳定的“∞”字形特征, 是目前观测实验研究发现的大气偏振模式分布特征中唯一同时满足“连续性、稳定性、易测性”等要求的显著特征。同时, Rayleigh 散射模型是一种基于 Rayleigh 散射原理的经典的大气偏振模式表征方法, 该方法通过偏振度和偏振角能准确表征理想大气环境下的大气偏振模式, 其偏振角分布的推理过程如下: 当太阳坐标表示为  $S(x_s, y_s, z_s)$ , 设太阳天顶角为  $\theta_s$ , 方位角为  $\varphi_s$ , 高度角为  $90^\circ - \theta_s$ 。天空中任意一点  $P(x, y, z)$ , 设天顶角为  $\theta$ , 方位角为  $\varphi$ , 高度角为  $90^\circ - \theta$ , 当方位角为  $\varphi$  时偏振角  $\alpha$  的理论值为

$$\tan \alpha = \frac{\sin \theta - \cos \theta_s - \cos \theta_s \cos(\varphi - \varphi_s) \sin \theta_s}{\sin(\varphi - \varphi_s) \sin \theta_s}. \quad (1)$$

大气偏振模式的偏振角分布呈“∞”字形, 这一分布能够反映天空中偏振分布的变化特性。当设理论地球半径为 1 时, 地球上任意一点  $P(x, y, z)$  的空间坐标与高度角和方位角的转换关系为

$$\begin{cases} x = \sin \theta \cos \varphi \\ y = \sin \theta \sin \varphi \\ z = \cos \theta \end{cases}. \quad (2)$$

将式 (1) 与式 (2) 进行合并推导后得出式 (3):

$$\begin{aligned} & (x \sin \varphi_s - y \cos \varphi_s) \sin \theta_s \tan \alpha \\ & + (x^2 + y^2) \cos \theta_s - \sqrt{1 - x^2 - y^2} \\ & \cdot (x \cos \varphi_s + y \sin \varphi_s) \sin \theta_s = 0. \end{aligned} \quad (3)$$

式 (3) 是大气偏振模式“∞”字形的二维投影表征方程, 该方程是大气偏振模式等偏振角分布的曲线簇。通过上述理论以及公式可以推导出大气偏振模式分布具有很强的连续性, 且该连续性表现为大气偏振模式偏振角分布的“∞”字形结构。因为大气偏振模式的偏振角数值分布遵循“∞”字形连续分布规律, 所以其偏振信息在邻域内存在相互约束作用, 即: 大气偏振信息的邻域约束性。

但是实际情况下的大气环境复杂, 有相关实验研究表明, 当气溶胶浓度大于一定阈值后 (卷积云、层积云、雨、雪、雾等天气), 粒子的散射次数大量增加各个方向振动强度趋向均匀, 会产生消偏现象, 大气偏振模式不再符合瑞利散射模型, 且此时获取的大气偏振模式的偏振角分布紊乱, “∞”字形区域完全失真, 连续性消失。因此, 本文仅对晴天或薄云天气条件下的偏振数据进行重构实验。

大气偏振模式生成器根据大气偏振信息的邻域约束作用设计出邻域特征修复模块, 通过多步邻域特征推理分解大气偏振信息连续分布区域, 进行多次邻域内的特征约束, 将大气偏振信息连续分布特性向缺失区域中心渐进式地传播以增加重构过程中的约束。生成器首先通过下采样将局部大气偏振模式的有效偏振信息转换到浅层特征层面以减少重构计算复杂度, 然后传入邻域特征修复模块, 经过区域识别进行部分卷积操作得到更小缺失的掩膜, 将缩小的掩膜区域作为特征推理阶段的目标区域。后将部分卷积后的偏振特征经过特征推理完成目标区域的大气偏振特征修复。再将当前修复的偏振特征返回至区域识别部分进一步地缩小掩膜的缺失区域, 重复修复操作, 直至掩膜的缺失区域全部消失。将多次推理的特征图进行自适应融合成完整的特征。最后通过上采样重构出全局大气偏振模式信息。

邻域特征修复模块包含区域识别、特征推理和特征融合三大部分, 具体结构细节如下:

区域识别部分由两层部分卷积层构成, 部分卷积层由特征图部分卷积操作和二进制掩膜部分卷积操作形成, 其描述如下: 设 $F^*$ 表示由部分卷积层生成的特征图,  $f_{x,y,z}^*$ 为该特征图第 $z$ 通道中 $x,y$ 处的特征值。 $W_z$ 是该层中的第 $z$ 个卷积核。 $F_{x,y}$ 和 $M_{x,y}$ 是第 $z$ 通道中在

位置 $x,y$ 为中心的大小与卷积核相同的特征图块和掩膜块。 $m'_{x,y}$ 表示在位置 $x,y$ 处的二进制掩膜值。然后, 部分卷积层计算的特征值可以表示为

$$f_{x,y,z}^* = \begin{cases} W_z^T \left( F_{x,y} \odot M_{x,y} \frac{\text{sum}(1)}{\text{sum}(M_{x,y})} \right) + b, & \text{if } \text{sum}(M_{x,y}) > 0 \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (4)$$

部分卷积层计算的掩膜值可以表示为

$$m'_{x,y} = \begin{cases} 1, & \text{if } \text{sum}(M_{x,y}) > 0 \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (5)$$

二进制掩膜的部分卷积操作能渐进地更新局部大气偏振信息特征的待推理区域, 确保每一步的修复信息与局部大气偏振信息具有稳定的相关性。其二进制掩膜更新操作如图3所示。

推理生成部分使用 U-Net<sup>[29]</sup> 网络架构, 其包含收缩路径和扩展路径, 收缩路径用于下采样提取大气偏振模式高维特征, 扩展路径上采样重建并生成修复的大气偏振信息。两个路径大体上呈对称分布, 均使用了3层卷积层, 且因为它独特的架构, 将下采样的每一层的特征图复制粘贴到对应的上采样环节的特征图上, 这使得网络在学习到高级语义的同时, 有效的保证了扩展路径有足够的各层次的大气偏振模式的特征来生成出大气偏振信息的细节, 增强了生成器的预测大气偏振模式结构的能力。因为推理出的特征离上次特征图边界越远的位置的约束越小, 所以将推理出的特征图与区域识别模块更新后的二进制掩膜相乘作为本次的特征推理结果, 再将本次推理的结果返回到区域识别模块进行下一次的区域识别和特征推理, 直到二进制掩膜数值全部更新为1。

特征融合部分将由特征推理模块多次修复的大气偏振模式特征图进行自适应融合, 输出的特征图的值仅从相应位置已被填充的多张特征图中取平均值计算

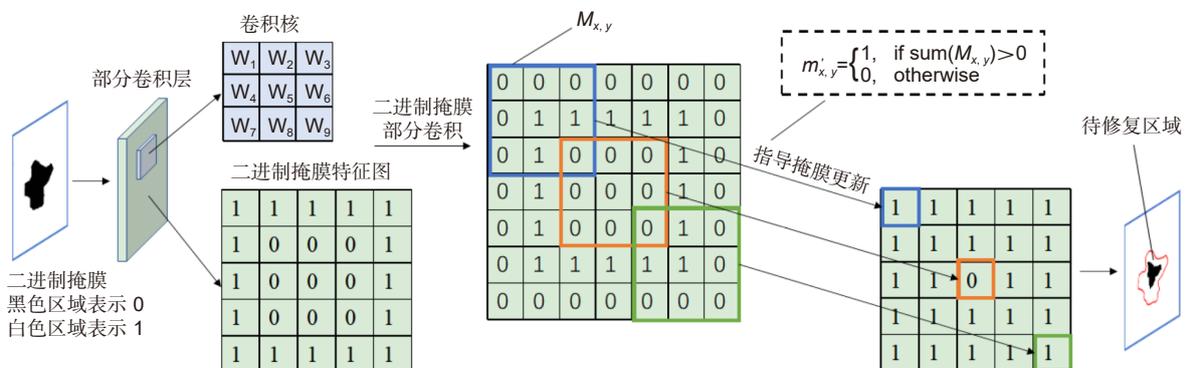


图3 区域识别的二进制掩膜更新原理图

Fig. 3 Schematic diagram of the binary mask update for the area recognition

出来。设  $f_{x,y,z}^i$  表示由推理模块生成的第  $i$  个特征图在  $z$  通道  $x, y$  处的特征值,  $m_{x,y,z}^i$  表示与特征图相对应的二进制掩膜的值,  $\bar{f}_{x,y,z}$  为融合后的特征图在  $z$  通道  $x, y$  处的特征值。融合部分具体映射关系如下公式所示:

$$\bar{f}_{x,y,z} = \sum_{i=1}^N f_{x,y,z}^i \times \frac{1}{\sum_{i=1}^N m_{x,y,z}^i}. \quad (6)$$

## 2.2 判别器

生成器负责重构出大气偏振模式的大气偏振特征退化区域的偏振信息, 但是不能保证生成的偏振信息准确或与真实大气偏振模式一致。为了确保生成的大气偏振信息更加真实, 使用判别器作为二元分类器来区分大气偏振信息是否来自真实的数据分布或由生成器产生的。此外, 判别器可与生成器形成对抗关系, 有助于提高生成器生成更真实图像的能力, 以欺骗判别器。判别器的输入分为两类: 作为真实值的真实大气偏振信息以及由生成器生成的全局大气偏振信息, 将两种大气偏振信息输入到判别器中, 输出是一个标量, 表示判别器对生成的全局大气偏振模式在整体分布上的连续程度以及与真实大气偏振模式信息分布的总体一致程度的评估。

## 2.3 太阳子午线特征约束与损失函数

单孔大面积大气偏振特征丢失区域的修复可以利用的有效上下文信息少, 此状况下多步邻域特征推理虽然能增加重构过程的约束, 但是随着特征推理次数的增加, 会积累误差使重构结果的导航信息产生偏离。

最直接的表现是生成区域与真实的大气偏振模式在内容上相近, 但是太阳子午线的角度会有所偏差。而大气偏振模式最显著的特征是太阳子午线, 其相关应用要求减小生成的大气偏振信息和真实的大气偏振信息中太阳子午线之间的夹角, 使它们趋向于一致。因此本文提出了关于大气偏振模式的太阳子午线特征约束条件—太阳子午线角度损失  $L_{\cos}$ :

$$\cos \theta = \frac{\phi(I_{\text{out}}) \cdot \phi(I_{\text{gt}})}{\|\phi(I_{\text{out}})\| \times \|\phi(I_{\text{gt}})\|}, \quad (7)$$

$$L_{\cos} = 1 - |\cos \theta|. \quad (8)$$

使用预训练的 AlexNet 模型作为太阳子午线特征约束器 (图 2 可见), 提取重构的大气偏振信息和真实的大气偏振信息的太阳子午线特征的高维向量  $\phi(I_{\text{out}})$   $\phi(I_{\text{gt}})$ , 其中  $I_{\text{out}}$  是网络生成的大气偏振信息,  $I_{\text{gt}}$  是真实的大气偏振信息。 $\theta$  是两个高维特征向量之

间的夹角,  $\phi(\cdot)$  是特征向量提取函数, 通过式 (7) 和式 (8) 约束大气偏振模式的太阳子午线特征, 保证生成的太阳子午线相似于真实情况。

此外, 对抗性策略对于训练生成对抗网络 (GAN) 是必要的, 通过生成器和判别器之间的动态博弈, 生成网络的目标是尽量生成真实的图片去欺骗判别器, 而判别器的目标则是尽量判别出真实图像和生成器生成的假图像。而低的对抗性损失意味着生成器有更强的能力重构大气偏振模式。对抗策略定义为

$$\min_G \max_D E_{x \sim P_{\text{gt}}} [\log D(I_{\text{gt}})] + E_{z \sim P_{\text{out}}} [\log(1 - D(G(I_{\text{out}})))] \quad (9)$$

对抗损失  $L_{\text{adv}}$  为

$$L_{\text{adv}} = E_{x \sim P_{\text{gt}}} [\log D(I_{\text{gt}})] + E_{z \sim P_{\text{out}}} [\log(1 - D(G(I_{\text{out}})))] \quad (10)$$

其中:  $D$  表示判别器函数,  $I_{\text{gt}}$  是来自真实的数据分布中的大气偏振模式,  $I_{\text{out}}$  是生成器生成的全局大气偏振模式,  $x \sim P_{\text{gt}}$  指的是  $x$  采样于真实的大气偏振模式数据  $P_{\text{gt}}$  的分布,  $z \sim P_{\text{out}}$  指的是  $z$  采样于生成的大气偏振数据  $P_{\text{out}}$  的分布,  $E(\cdot)$  表示计算期望值。

对于像素的重构精度的层次, 在  $L_1$  和  $L_2$  损失之间, 选择了  $L_1$  损失函数, 因为  $L_1$  损失相比  $L_2$  有更好的鲁棒性且  $L_1$  损失较  $L_2$  损失具有更小的计算量。其损失函数定义为

$$L_p = \|I_{\text{out}} - I_{\text{gt}}\|_1 \quad (11)$$

总的损失函数是上面所有损失函数的联合, 总损失函数定义如下:

$$L_{\text{total}} = \lambda_1 L_p + \lambda_2 L_{\cos} + \lambda_3 L_{\text{adv}}, \quad (12)$$

其中:  $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$  和  $\lambda_3$  是平衡不同损失影响的权重。

## 3 实验结果与分析

在本节中, 首先提出了符合多种局部大气偏振模式的掩膜, 通过实验证明了本文方法的可行性, 还与目前最新的重构方法进行对比实验, 证明了网络模型的优越性。然后进行了消融实验以分析太阳子午线角度损失的有效性。

### 3.1 局部大气偏振模式掩膜

由于大气偏振模式的采集受到时间、空间、采集设备数量的限制, 这使得同一时刻下很难直接获取不同情况的局部大气偏振模式, 导致局部大气偏振数据缺少多样性。为解决这一问题, 本文制作了与大气偏振模式相匹配的二进制掩膜如图 4 所示。通过将某一时刻的大气偏振模式覆盖不同掩膜, 来模拟这一时刻不同遮掩情况下采集到的有效大气偏振信息。本文的

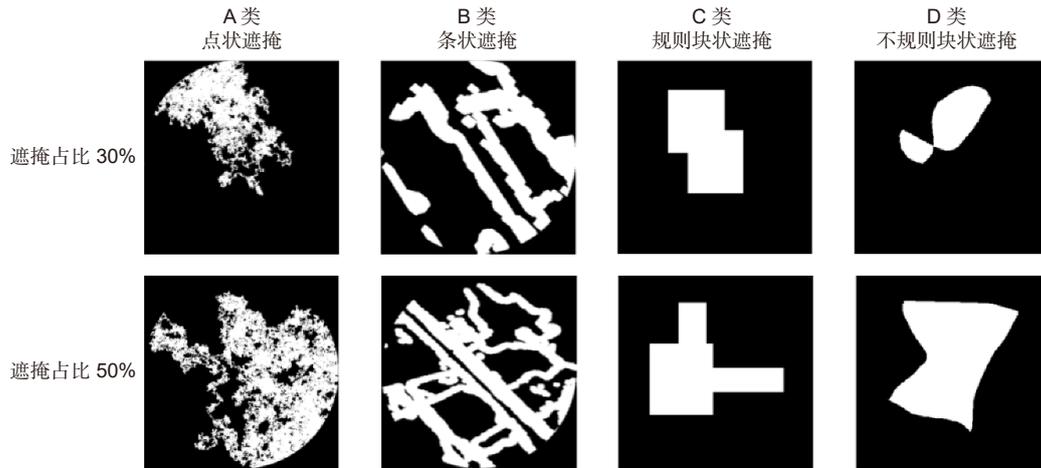


图 4 大气偏振模式掩膜

Fig. 4 Atmospheric polarization mode masks

掩膜包含了 A、B、C、D 四种不同的类型，每种类型的掩膜各制作了 500 张，分别来模拟不同情况的局部大气偏振模式。

A 类掩膜在图片中取随机的点；B 类掩膜在图片中取随机的不规则条状空缺；C 类掩膜在图片上取规则的块状空缺；D 类掩膜在图片上取随机的不规则的块状空缺。

### 3.2 实验细节

在本文中，超参数  $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$  和  $\lambda_3$  被分别设置为 1、2 和 1，使用 Adam 优化器进行动量参数为  $\beta_1 = 0.5$ ， $\beta_2 = 0.998$  的优化，批处理大小为 4，学习率为 0.0003，epoch 为 8000，每 100 个 epoch 线性衰减。Leaky ReLU 的负斜率设置为 0.2。

实验环境的硬件平台 PC 为 Intel Core i7-10700F CPU、32 GB 内存、Nvidia GeForce GTX 1080Ti，使用的软件为 Python3.8、Pytorch1.6、CUDNNv9.2、CUDA v10.1 和 Matlab2020a。

本文的实验在与 Dang 等人<sup>[31]</sup> 共同提出的大气偏振模式实测数据集 TP1072 上完成，利用 Stokes 法，将采集到不同偏振方向的全天空图像作为 Stokes 矢量，计算得出大气偏振数据 (大气偏振 E 矢量分布图)。并将处理后的大气偏振数据中的 70% 数据用作训练，30% 用作测试。

### 3.3 网络可行性分析

因为偏振导航的航向角是由太阳子午线与自身航向的相对夹角和子午线与地理正北的夹角计算得到，所以大气偏振模式中太阳子午线的位置直接决定了偏振导航的精度。因此，本文先定量分析了不同占比、

不同形状的遮掩下大气偏振信息对太阳子午线精度的影响，再分析经本文网络重构后结果，并与重构前的大气偏振信息的太阳子午线进行精度对比，以验证网络的可行性。网络模型在实测数据集进行了训练，并在测试集上进行了验证，确保实验可靠。

不规则区域偏振信息的缺失，破坏了大气偏振模式“∞”字形分布的对称性，而太阳子午线的定位，依赖其中偏振角数值的分布的对称轴的检测，因此，偏振信息的缺失会影响到太阳子午线的精度。本文在测试集中，选取了 10%、20%、30%、40%、50% 五种占比的点状，条状和块状 (包含规则和不规则) 遮掩的局部大气偏振数据，通过大气偏振模式偏振角图像对称性检测的方法确定太阳子午线位置，并与真实的全局大气偏振模式的子午线对比求解角度误差，衡量遮掩时的局部大气偏振模式对太阳子午线精度的影响。由图 5 可知，整体趋势上块状遮掩对子午线精度的影响最大，点状与条状遮掩对子午线精度的影响相当，当遮掩占比超出 30% 时太阳子午线的角度误差急速增大，在遮掩占比为 50% 时四种类型遮掩下角度误差都超过了  $7^\circ$ ，而不规则块状遮掩对子午线精度的影响达到  $11.25^\circ$ 。

通过邻域约束的大气偏振模式生成网络对上述分析的测试集中相同局部大气偏振数据进行重构，部分重构结果如图 6 所示。观察、比较图 6 中四种类型的局部大气偏振信息的重构结果：A 类 (点状遮掩) 重构效果最好，B 类 (条状遮掩) 效果次之，C 类和 D 类 (块状遮掩) 的差异图更为明显。这是因为点状和条状的遮掩较为离散，同等遮掩面积下具有更多邻域偏振信息，重构时的约束增加，致使表现更好。但总体来

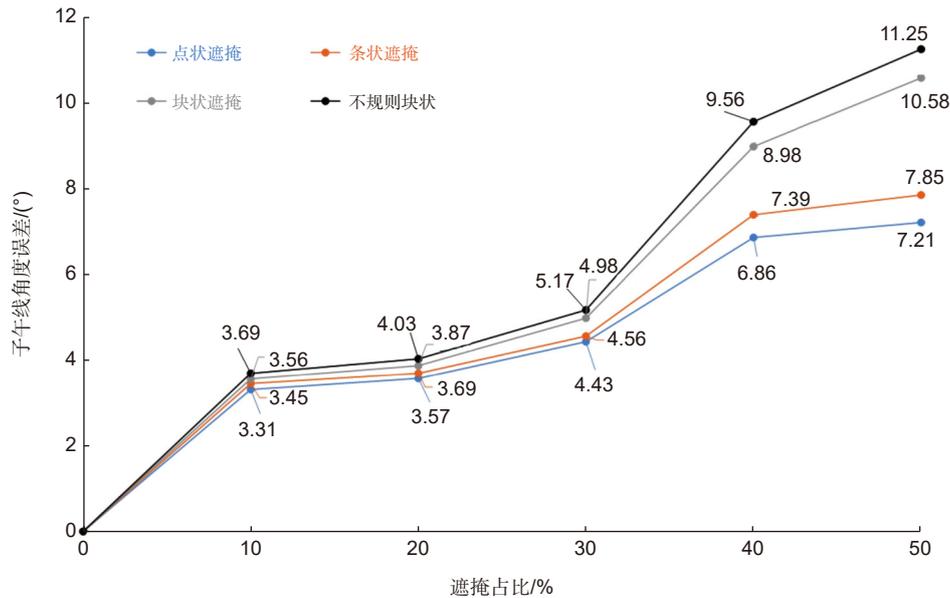


图5 不同遮掩类型下太阳子午线角度误差结果

Fig. 5 Angular error results of the solar meridian under different masking types

看四种类型的局部大气偏振模式的重构结果的整体结构完整, 都接近于真实的全局大气偏振模式, 且重构结果与真实的全局大气偏振模式差异较小。

此外, 将重构后的大气偏振模式进行对称性检测, 定位太阳子午线, 获取与真实大气偏振模式子午线的角度误差, 并与重构前的角度误差进行比较。由图7知, 经本文网络重构后大气偏振模式的子午线角度误差与重构前大气偏振模式的子午线角度误差相比有明显下降, 且随着遮掩占比增大趋近平稳。其中, 四种类型遮掩的占比低于30%时, 因为偏振信息缺失不多, 重构前的偏振信息也能完成基本的定位, 因此重构后角度误差仅出现1°到2°小幅度降低; 超过30%时, 由于大气偏振模式的“∞”字形结构被破坏严重, 太阳子午线的定位困难, 而重构后的偏振信息可以有效辅助定位, 使误差大幅降低2°到6°, 其中占比50%的不规则块状遮掩的角度误差最大降低了6.84。上述实验表明重构后的大气偏振数据与真实的大气偏振模式差异较小, 且有效降低了太阳子午线角度误差, 提升了子午线精度, 验证了本文方法可行性。

### 3.4 定性分析

为了分析大气偏振模式的重构效果, 将本文方法(NCAPG)与一些最新的计算机视觉领域的重构网络Context-Encoder(Pathak等<sup>[19]</sup>)、PConv(Liu等<sup>[24]</sup>)和PRVS(Li等<sup>[28]</sup>)网络进行比较。图8中展示了四种不同类型的局部大气偏振信息的重构结果。其中第一

列是输入的局部大气偏振信息, 第二列是真实的全局大气偏振信息, 第三列是Context-Encoder的结果, 第四列和第五列分别是PConv和PRVS结果, 第六列是本文网络用普通卷积层替换邻域特征推理模块(NCAPG without NFR)的结果, 第七列是本文网络缺少太阳子午线特征约束器(NCAPG without APCC)的结果, 最后一列是本文方法(NCAPG)结果。实验在相同的实验环境中使用的实测大气偏振角表征图进行训练、测试。

比较Context-Encoder、PConv、PRVS和本文网络(NCAPG)结果, 图8第一行不规则块状缺失和第二行规则块状缺失下, 普通深度学习方法(Context-Encoder、PConv、PRVS)没有正确重构出缺失中心区域的偏振内容, 整体大气偏振信息分布结构不连续。本文的模型(NCAPG)重构的大气偏振信息整体结构准确, 太阳子午线(红色条形框圈出部分)连续, 更近似于真实大气偏振信息。图8第三行不规则条状缺失和第四行不规则点状缺失下, 普通深度学习方法基本重构出大气偏振信息的整体结构, 但是其中Context-Encoder太阳子午线断裂, PConv太阳子午线扭曲变形, PRVS结果存在掩膜边缘伪影。本文的模型(NCAPG)重构结果细节清晰, 结构精准, 子午线平缓连续。实验证明, 结合大气偏振邻域约束的本文网络在多种局部大气偏振信息的重构效果上优于一般的深度学习算法。

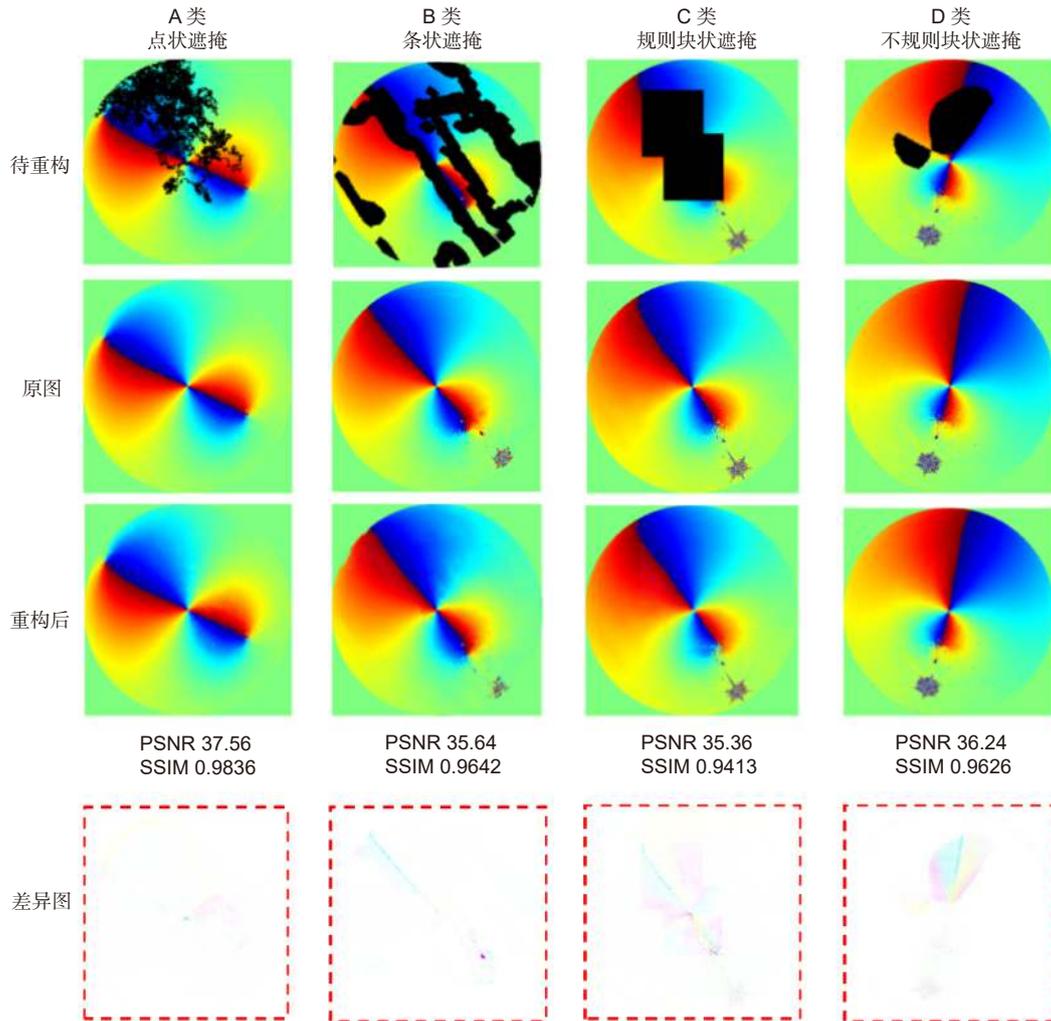


图6 实测大气偏振模式重构结果

Fig. 6 Reconstruction result of measured atmospheric polarization mode

此外, 对比 NCAPG without NFR 和 NCAPG 在遮掩面积较大的第一、二行中结果, 用普通卷积层替换邻域特征推理模块的网络由于重构过程缺少约束, 生成的大气偏振信息结构发生错误, 没能重构出太阳子午线, 不能提供偏振导航信息; 对比 NCAPG without APCC 和 NCAPG 在遮掩面积较大的第一、二行中结果, 缺失太阳子午线特征约束器模型 (NCAPG without APCC) 虽然完整重构出具有连续太阳子午线全局大气偏振信息, 但是相比于本文网络 (NCAPG) 结果, 子午线发生了变形、错位。

### 3.5 定量分析

为了定量地评估生成结果, 引入了三个指标, 即峰值信噪比 (PSNR)、结构相似度指数 (SSIM) 和最小均方误差 (MSE)。PSNR 是最常用和应用最广泛的图像客观评价指标, 它基于相应像素之间的误差, 即基

于误差敏感的图像质量评价。SSIM 从亮度、对比度和结构三个方面评估两幅图片整体的相似性, SSIM 值范围为 [0,1]。对于大气偏振重构任务, PSNR 和 SSIM 得分越高, MSE 得分越低, 代表该模型的性能就越好。A、B、C、D 四类掩膜中各自随机选取了遮掩占比 10%、20%、30%、40% 和 50% 的 10 张不同的掩膜, 测试不同模型在相同的实验环境中重构各种大气偏振信息遮掩类型结果的平均指标。

表 1 为定量比较的分析结果, 使用了相同的训练、测试集, 对比分析了 Context-Encoder、PConv、PRVS、NCAPG without NFR 和本文模型 (NCAPG) 在四种不同类型的掩蔽下的生成结果的 PSNR、SSIM 和 MSE 指标。通过表 1 中结果可知: 本文的模型在 PSNR 和 MSE 指标均领先 Context-Encoder、PConv 和 PRVS 三种模型的情况下, SSIM 仍能有较好的表现。此外, 还进行了模块消融分析, 本文的模型 (NCAPG) 比较

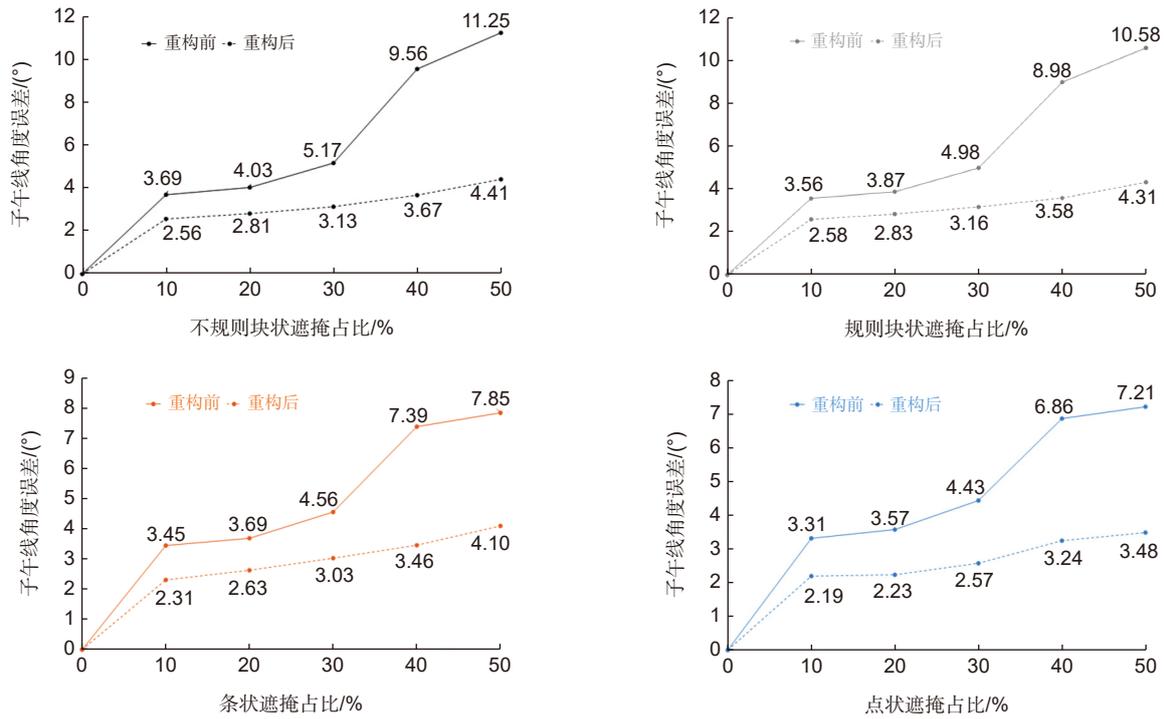


图 7 重构前后太阳子午线角度误差对比图

Fig. 7 Comparison of the solar meridian angle error before and after reconstruction

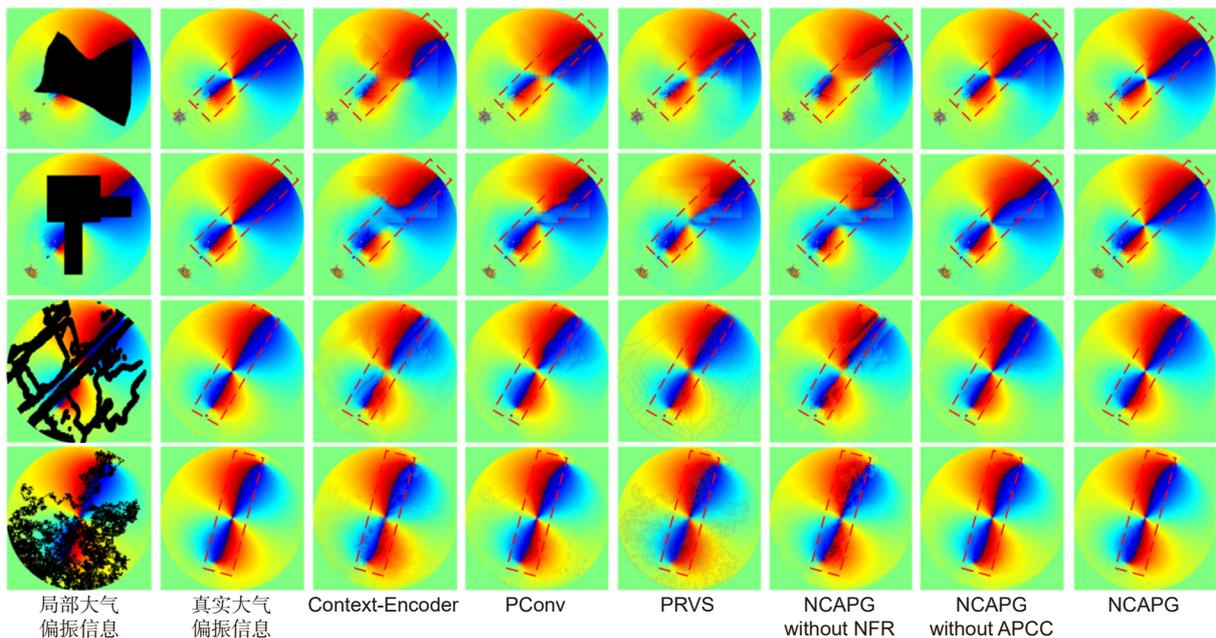


图 8 不同重构方法结果对比

Fig. 8 Comparison of the results of different reconstruction methods

用普通卷积层替换邻域特征推理模块的本文网络 (NCAPG without NFR), 结果显示加入邻域特征推理模块的网络在 PSNR、SSIM 和 MSE 指标上均有提升, 且在 C 类、D 类遮挡的情况下有较为显著的提升。这证明多步的邻域特征推理能帮助模型更好地生成全局

大气偏振信息, 尤其面对单块较大区域偏振信息的缺失时重构约束增加, 效果提升明显。

### 3.6 消融实验

在同一实验环境中, 使用本文模型 (NCAPG) 和

表 1 不同重构方法结果定量分析

Table 1 Quantitative analysis of the results of different reconstruction methods

	Method	Mask type			
		A	B	C	D
SSIM	Context Encoder	0.858	0.853	0.816	0.819
	PConv	<b>0.881</b>	<b>0.873</b>	0.823	0.827
	PRVS	0.864	0.864	0.826	0.832
	NCAPG without NFR	0.860	0.856	0.819	0.820
	NCAPG	0.879	0.872	<b>0.844</b>	<b>0.851</b>
PSNR	Context Encoder	25.87	24.48	21.59	22.21
	PConv	26.23	26.56	21.76	22.74
	PRVS	26.85	25.79	22.51	23.55
	NCAPG without NFR	25.91	24.53	21.54	22.13
	NCAPG	<b>27.36</b>	<b>26.72</b>	<b>23.13</b>	<b>24.48</b>
MSE	Context Encoder	0.045	0.067	0.088	0.079
	PConv	0.038	0.064	0.085	0.076
	PRVS	0.036	0.057	0.080	0.071
	NCAPG without NFR	0.043	0.066	0.087	0.081
	NCAPG	<b>0.034</b>	<b>0.053</b>	<b>0.073</b>	<b>0.062</b>

缺少太阳子午线特征约束器的模型 (NCPAPG without APCC) 对尺寸依次递增的圆形缺失的大气偏振信息进行重构 (在同等面积遮掩中, 圆形块状遮掩的局部大气偏振信息可利用的边界附近的邻域偏振信息最少, 更能体现太阳子午线特征约束器的效果), 比较太阳子午线特征约束器对生成结果的影响。图 9 是消融结果图, 图中第二行从左到右分别是缺失 10%、20%、30%、40% 和 50% 区域的大气偏振信息。第三行是本文方法缺少太阳子午线特征约束器 (NCAPG without APCC) 的重构结果, 第四行是 NCAPG without APCC 重构结果与真实大气偏振模式的差, 第五行 NCAPG 的重构结果, 第六行是 NCAPG 重构结果与真实大气偏振模式的差。

对比图 9 中的第三行和第五行结果可知: 缺少太阳子午线特征约束器模型因为大区域遮掩时特征推理次数的增加而积累误差, 重构结果的太阳子午线随着遮掩面积占比的增加出现产生扭曲、形变, 在遮掩面积占比为 40% 时太阳子午线出现较为明显的扭曲, 在遮掩面积占比为 50% 时不仅子午线变形, 重构区域结构发生明显变化。而本文模型具有太阳子午线角度损失对多步推理重构进行修正, 在遮掩面积占比为 40% 和 50% 时重构结果并未出现明显的太阳子午线扭曲。对比图 9 中的第四行和第六行结果, 因为子午线的扭曲逐渐加重, 在遮掩面积占比为 50% 时, 缺少太阳子午线约束器模型与真实的大气偏振模式的差异明显。

大气偏振模式具有不同的物理性质, 对偏振的物

理性质没有全面的测量指标。因此, 本文对模型从物理性质应用的角度进行了评估, 采用了赵汇洁<sup>[4]</sup>等人提出的方法利用太阳子午线特征求解航向的角度, 将实际航向角度与重构结果计算出的航向角度进行比较。从物理应用的角度来评价该模型。各模型重构结果的导航角度误差结果如表 2 所示。

从表中数据可以看出, 在不同的大气偏振信息遮掩面积占比的情况下, 本文模型的重构结果一直保持导航角度误差最小, PConv 的误差最大。一般的网络模型只学习了大气偏振模式的颜色和纹理, 其生成结果会遗漏大气偏振模式物理特性。在表 2 中对比 NCAPG without APCC 和 NCAPG 可以看出, 太阳子午线特征约束器可以提高模型对大气偏振模式物理特征的学习能力, 减少多步邻域特征推理积累误差对导航精度的影响, 尤其在遮掩面积较大时 (例如遮掩占比 40% 和 50%) 导航角度误差显著降低。实验结果证明了本文方法能准确重构出全局大气偏振信息, 且太阳子午线角度损失 (由太阳子午线特征约束器提供) 能够提升重构出的全局大气偏振信息的太阳子午线精度。

### 3.7 讨论

本文在确定各项损失函数权重参数时, 参考了甘<sup>[32]</sup>等人的基于有限样本大气偏振模式生成网络中关于  $L_1$  损失权重  $\lambda_1$  和对抗损失权重  $\lambda_3$  的设置, 于是本文重点探究太阳子午线角度损失权重  $\lambda_2$  的不同取值对本文网络性能的影响。如图 10 所示, 横轴为  $\lambda_2$  的不同取值, 纵轴为本文网络重构后大气偏振图像的 SSIM 得分。

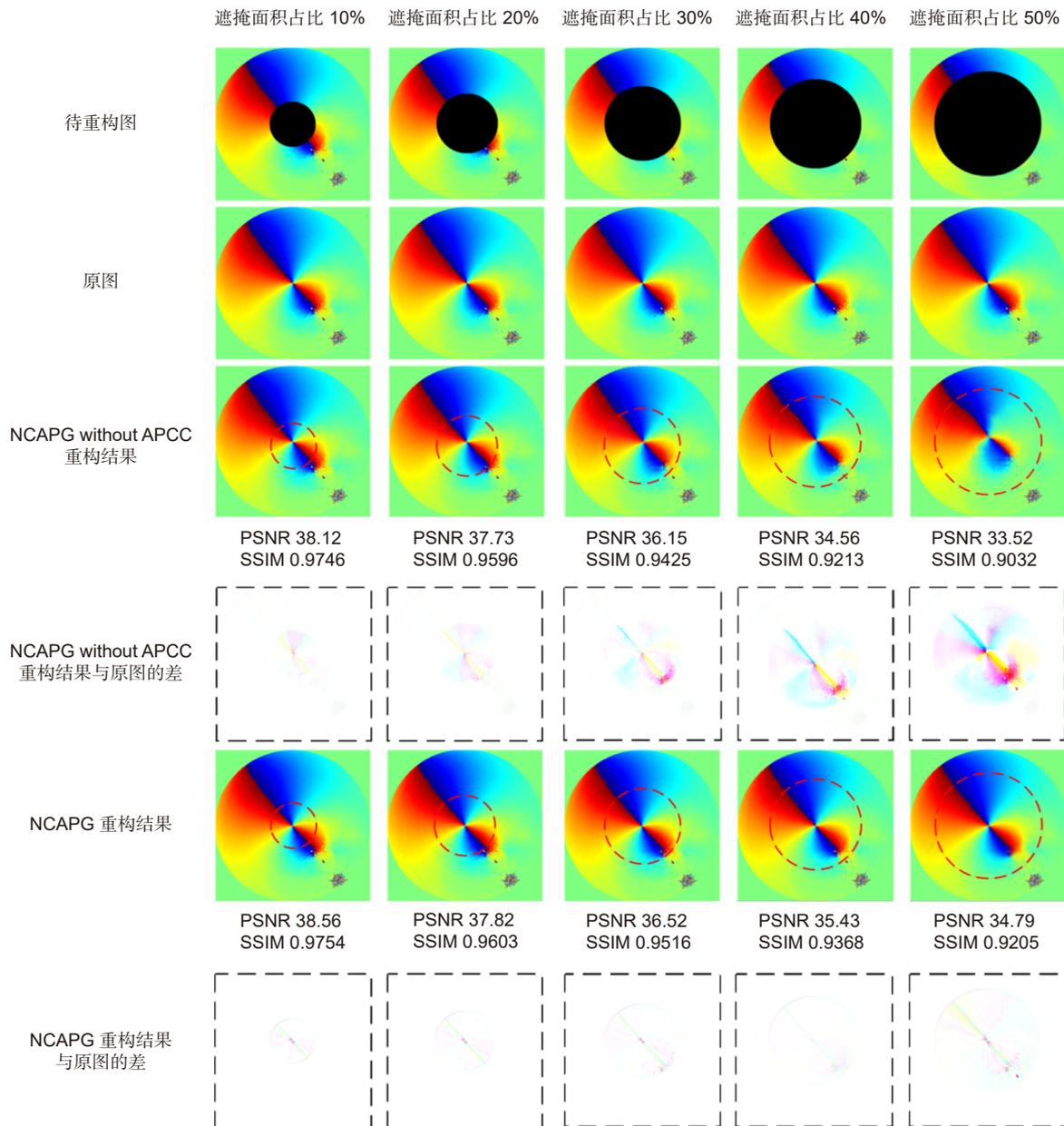


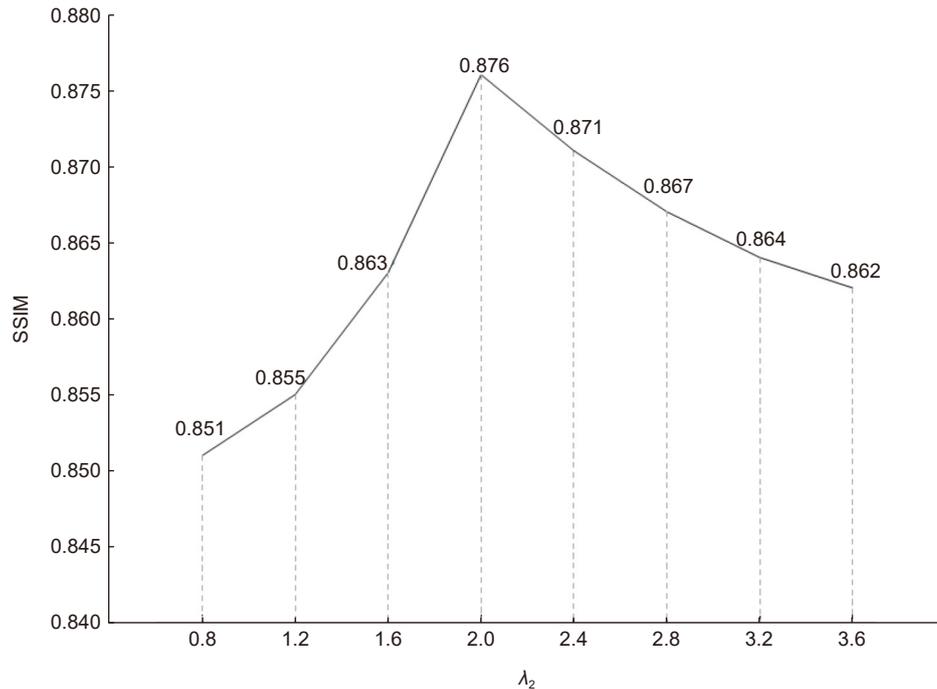
图 9 太阳子午线约束器消融结果

Fig. 9 Constrained ablation results of the solar meridian

表 2 不同重构方法结果的导航角度误差对比

Table 2 Comparison of navigation angle errors of different reconstruction methods

Method	Coverage/%				
	10	20	30	40	50
PConv	3.23°	3.51°	4.26°	5.13°	6.95°
PRVS	3.02°	3.36°	3.94°	4.97°	6.23°
DeepFillv2	2.84°	3.15°	3.79°	4.62°	5.96°
NCAPG without APCC	2.61°	3.01°	3.67°	4.45°	5.42°
NCAPG	2.56°	2.78°	3.14°	3.51°	4.25°

图 10 不同  $\lambda_2$  取值对本文方法性能的影响Fig. 10 Influence of different values of  $\lambda_2$  on the performance of this method

(模型在党<sup>[31]</sup>等人提出的 TP1072 实测大气偏振数据集中进行调参训练, 然后在 10%、20%、30%、40% 和 50% 占比四种类型的掩膜遮掩的局部大气偏振数据上进行测试, 测试后结果的 SSIM 得分取平均值作为最后的得分指标)。从图 10 中可以看出,  $\lambda_2$  取值的变化确实会影响本文方法的性能, 当  $\lambda_2=2$  时, 生成图像的 SSIM 分数最高、图像质量最好, 故本文中设置  $\lambda_2=2$ 。

## 4 结论

综上所述, 针对实际采集的大气偏振信息存在不规则区域大气偏振特征退化的问题, 本文设计了一种基于邻域约束的大气偏振模式生成网络, 通过挖掘大气偏振模式分布的连续性, 利用多步邻域特征推理增加重构约束, 精准生成全局的大气偏振信息。其次结合大气偏振模式物理特性, 提出了有关大气偏振模式太阳子午线特征的物理约束条件—太阳子午线角度损失, 进一步地提升生成的大气偏振模式导航信息的准确性。最后为增加局部大气偏振信息的多样性, 制作了模拟局部大气偏振信息的掩膜数据集, 以增加实验可靠性。实验结果表明, 本文设计的基于邻域约束的大气偏振模式生成网络可以较好地完成从局部有效大气偏振信息重构出全局大气偏振信息的任务, 并且有

力地保障了重构出的大气偏振模式导航信息的准确度。实验结果证明了本文所设计网络的可行性、优越性及鲁棒性, 本文研究对后续偏振信息的获取及处理具有长远的意义。

## 参考文献

- [1] Suhai B, Horváth G. How well does the Rayleigh model describe the E-vector distribution of skylight in clear and cloudy conditions? A full-sky polarimetric study[J]. *J Opt Soc Am A*, 2004, 21(9): 1669–1676.
- [2] Chu J K, Zhao K C, Zhang Q, et al. Construction and performance test of a novel polarization sensor for navigation[J]. *Sens Actuators A Phys*, 2008, 148(1): 75–82.
- [3] Tao Q Q, Guo Z Y, Xu Q, et al. Retrieving the polarization information for satellite-to-ground light communication[J]. *J Opt*, 2015, 17(8): 085701.
- [4] Zhao H J, Xu W J, Zhang Y, et al. Polarization patterns under different sky conditions and a navigation method based on the symmetry of the AOP map of skylight[J]. *Opt Express*, 2018, 26(22): 28589–28603.
- [5] Chu J K, Guan L, Li S Q, et al. Atmospheric polarization field pattern distribution and polarization navigation technology[J]. *J Remote Sens*, 2018, 22(6): 969–979.  
褚金奎, 关乐, 李世奇, 等. 大气偏振模式图分布及仿生偏振导航技术[J]. *遥感学报*, 2018, 22(6): 969–979.
- [6] Wei W, Wu Y Y. Status and prospect of INS/CNS/GNSS integrated navigation technology[J]. *Mod Navig*, 2014, 5(1): 62–65.  
魏伟, 武云云. 惯性/天文/卫星组合导航技术的现状与展望[J]. *现代导航*, 2014, 5(1): 62–65.
- [7] Quan W, Li J L, Gong X L, et al. INS/CNS/GNSS Integrated

- Navigation Technology*[M]. Heidelberg: Springer, 2015.
- [8] Zhou J, Ge Z L, Shi G G, et al. Key technique and development for geomagnetic navigation[J]. *Journal of Astronautics*, 2008, **29**(5): 1467–1472.  
周军, 葛致磊, 施桂国, 等. 地磁导航发展与关键技术[J]. *宇航学报*, 2008, **29**(5): 1467–1472.
- [9] Voss K J. Electra-optic camera system for measurement of the underwater radiance distribution[J]. *Opt Eng*, 1989, **28**(3): 283241.
- [10] Horváth G, Wehner R. Skylight polarization as perceived by desert ants and measured by video polarimetry[J]. *J Comp Phys A*, 1999, **184**(1): 1–7.
- [11] Sun J, Gao J, Huai Y, et al. Real-time measurement system for the pattern of all skylight polarization[J]. *Opto-Electron Eng*, 2016, **43**(9): 45–50,55.  
孙洁, 高隽, 怀宇, 等. 全天域大气偏振模式的实时测量系统[J]. *光电工程*, 2016, **43**(9): 45–50,55.
- [12] Gao Y, Gao J, Fan Z G, et al. Design of multi-spectral target polarization information detection system[J]. *Microcomput Appl*, 2013, **32**(10): 92–94.  
高永, 高隽, 范之国, 等. 多光谱目标偏振信息探测系统设计[J]. *微型机与应用*, 2013, **32**(10): 92–94.
- [13] Chu J K, Zhang H X, Wang Y L, et al. Design and construction of autonomous real-time position prototype based on multi-polarized skylight[J]. *Opt Precis Eng*, 2017, **25**(2): 312–318.  
褚金奎, 张慧霞, 王寅龙, 等. 多方向偏振光实时定位样机的设计与搭建[J]. *光学精密工程*, 2017, **25**(2): 312–318.
- [14] Chen Y T, Zhang R, Lin W, et al. Design and construction of real-time all-polarization imaging detector for skylight[J]. *Opt Precis Eng*, 2018, **26**(4): 816–824.  
陈永台, 张然, 林威, 等. 天空实时全偏振成像探测器设计与搭建[J]. *光学精密工程*, 2018, **26**(4): 816–824.
- [15] Cheng G Q, Cheng L Z. Direction adaptive image interpolation via wavelet transform[J]. *J Electron Inf Technol*, 2009, **31**(2): 265–269.  
程光权, 成礼智. 基于小波的方向自适应图像插值[J]. *电子与信息学报*, 2009, **31**(2): 265–269.
- [16] Barnes C, Shechtman E, Finkelstein A, et al. PatchMatch: a randomized correspondence algorithm for structural image editing[J]. *ACM Trans Graph*, 2009, **28**(3): 24.
- [17] Hays J, Efros A A. Scene completion using millions of photographs[J]. *Commun ACM*, 2008, **51**(10): 87–94.
- [18] Li A J, Niu W L. Image inpainting based on improved Criminisi algorithm[J]. *Comput Eng Appl*, 2014, **50**(18): 167–170.  
李爱菊, 钮文良. 基于改进Criminisi算法的图像修复[J]. *计算机工程与应用*, 2014, **50**(18): 167–170.
- [19] Pathak D, Krähenbühl P, Donahue J, et al. Context encoders: feature learning by inpainting[C]//*Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016: 2536–2544.
- [20] Radford A, Metz L, Chintala S. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks[C]//*4th International Conference on Learning Representations*, 2016.
- [21] Iizuka S, Simo-Serra E, Ishikawa H. Globally and locally consistent image completion[J]. *ACM Trans Graphics*, 2017, **36**(4): 107.
- [22] Yan Z Y, Li X M, Li M, et al. Shift-Net: Image inpainting via deep feature rearrangement[C]//*Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 2018: 3–19.
- [23] Yu J H, Lin Z, Yang J M, et al. Generative image inpainting with contextual attention[C]//*Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2018: 5505–5514.
- [24] Liu G L, Reda F A, Shih K J, et al. Image inpainting for irregular holes using partial convolutions[C]//*Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 2018: 89–105.
- [25] Yu J H, Lin Z, Yang J M, et al. Free-form image inpainting with gated convolution[C]//*Proceedings of 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, 2019: 4470–4479.
- [26] Xiong W, Yu J H, Lin Z, et al. Foreground-aware image inpainting[C]//*Proceedings of 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2019: 5833–5841.
- [27] Nazeri K, Ng E, Joseph T, et al. EdgeConnect: Structure guided image inpainting using edge prediction[C]//*Proceedings of 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops*, 2019: 3265–3274.
- [28] Li J Y, He F X, Zhang L F, et al. Progressive reconstruction of visual structure for image inpainting[C]//*Proceedings of 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, 2019: 5961–5970.
- [29] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//*Proceedings of the 18th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 2015: 234–241.
- [30] Li J Y, Wang N, Zhang L F, et al. Recurrent feature reasoning for image inpainting[C]//*Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2020: 7757–7765.
- [31] Dang T Y, Liu Y T, Gao X J, et al. Multi-scale spatial transform network for atmospheric polarization prediction[C]//*Proceedings of the 11th International Conference on Image and Graphics*, 2021: 479–490.
- [32] Gan X, Gao X J, Zhong B B, et al. *Opto-Electron Eng*, 2021, **48**(5): 200331.  
甘鑫, 高欣健, 钟彬彬, 等. 基于有限样本的大气偏振模式生成方法[J]. *光电工程*, 2021, **48**(5): 200331.

## 作者简介



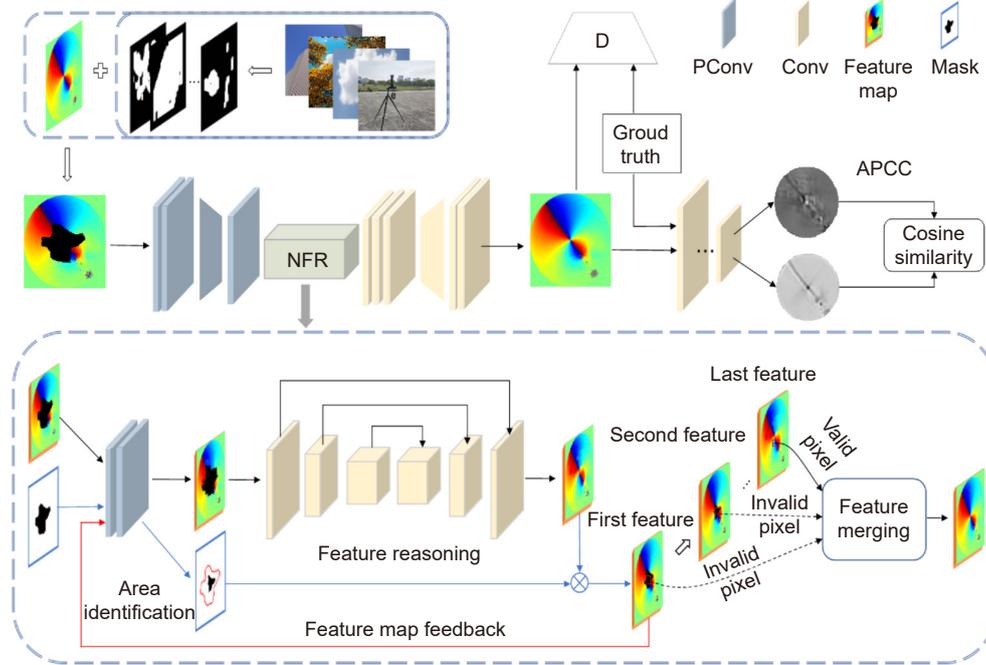
程前 (1997-), 男, 硕士研究生, 主要从事神经网络与偏振的研究。  
E-mail: 405915725@qq.com



【通信作者】高欣健 (1990-), 男, 博士, 副教授, 主要从事神经网络的研究。  
E-mail: gaixinjian@hfut.edu.cn

# A generative method for atmospheric polarization modelling based on neighborhood constraint

Cheng Qian<sup>1,2</sup>, Gao Xinjian<sup>1\*</sup>, Gao Jun<sup>1,2</sup>, Wang Xin<sup>1,2</sup>, Dang Tianyi<sup>1,2</sup>, Yan Yuan<sup>1,2</sup>



Network structure of atmospheric polarization mode generation based on neighborhood constraints.

**Overview:** Atmospheric polarization mode has important application value in the field of the autonomous navigation because of its stable meridian characteristics. However, its acquisition is limited by the physical characteristics of the acquisition device and is easy to be blocked by the surrounding environment of the acquisition location and thin clouds, resulting in the reduction or disappearance of the local atmospheric polarized light between the acquisition device and the shelter (buildings, trees, thin clouds, etc.). When capturing the atmospheric polarization information, it often produces the degradation of the atmospheric polarization characteristics in irregular areas and destroys the overall structure of the atmospheric polarization mode. As a result, the accuracy of its meridian decreases. To solve this problem, this paper proposes a neighborhood constrained atmospheric polarization mode generation network, which combines the neighborhood constraint characteristics of the atmospheric polarization information. It carries out multi-step neighborhood feature reasoning through the neighborhood feature repair module, and gradually propagates the continuous distribution characteristics of the atmospheric polarization information to the missing region, so as to increase the feature constraints in the reconstruction process. In addition, this paper further puts forward the constraint condition on the physical characteristics of the atmospheric polarization mode - Solar meridian angle loss. The solar meridian feature that generates atmospheric polarization information is extracted by the solar meridian feature constraint, and compared with the solar meridian feature of the real atmospheric polarization mode, so as to guide the generation process and improve the meridian accuracy of reconstruction results. Finally, because the acquisition of atmospheric polarization modes is limited by time, space and the number of the acquisition equipment, it is difficult to directly obtain the local atmospheric polarization modes under different conditions at the same time. Therefore, this paper proposes a binary mask data set containing four distribution types, which combined with the measured global atmospheric polarization data. It can also simulates the local effective atmospheric polarization information under different conditions and improves the diversity of local atmospheric polarization mode data. In this paper, experiments are carried out on the measured atmospheric polarization data and compared with other latest methods. The experimental results show the robustness and superiority of this method.

Cheng Q, Gao X J, Gao J, et al. A generative method for atmospheric polarization modelling based on neighborhood constraint[J]. *Opto-Electron Eng*, 2022, 49(6): 210423; DOI: 10.12086/oe.2022.210423

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (62171178)

<sup>1</sup>School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei, Anhui 230009, China; <sup>2</sup>Image Information Processing Laboratory, Hefei University of Technology, Hefei, Anhui 230009, China

\* E-mail: gaoxinjian@hfut.edu.cn