



武汉大学学报(信息科学版)

Geomatics and Information Science of Wuhan University

ISSN 1671-8860,CN 42-1676/TN

《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目：一种适用于高山复杂气候条件下的加权掩膜云去除模型
作者：吴仁哲，刘国祥，张瑞，吕继超，杨知涵，曹华林，于睿麟
DOI：10.13203/j.whugis20240020
收稿日期：2024-06-03
网络首发日期：2024-06-25
引用格式：吴仁哲，刘国祥，张瑞，吕继超，杨知涵，曹华林，于睿麟. 一种适用于高山复杂气候条件下的加权掩膜云去除模型[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版). <https://doi.org/10.13203/j.whugis20240020>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

DOI:10.13203/j.whugis20240020

引用格式：

吴仁哲, 刘国祥, 张瑞, 等. 一种适用于高山复杂气候条件下的加权掩膜云去除模型[J].武汉大学学报(信息科学版),2024,DOI: 10.13203/j.whugis20240020 (WU Renzhe, LIU Guoxiang, ZHANG Rui, et al. A Cloud Removal Model for High-Mountain Canyon Terrain Under Weighted Mask Conditions[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2024,DOI: 10.13203/j.whugis20240020)

一种适用于高山复杂气候条件下的加权掩膜云去除模型

吴仁哲¹, 刘国祥^{1,2}, 张瑞^{1,2}, 吕继超¹, 杨知涵¹, 曹华林¹, 于睿麟¹

1 西南交通大学地球科学与工程学院, 四川 成都 611756

2 高速铁路安全运营空间信息技术国家地方联合工程实验室(西南交通大学), 四川 成都, 611756

摘要：云雾覆盖是制约光学遥感研究的关键因素之一，尤其是在藏东南地区，其平均云量高达 62%，严重降低了光学遥感影像的可用性。与时序去云方法相比，单幅影像去云具有更强的时效性，但实现难度较高。且现有的云层不透明度估计方法难以恢复厚云覆盖区域的地表信息，而生成对抗网络方法则常常伴随伪影且可解释性差。针对上述问题，本文提出了一种适用于高山复杂气候条件下的加权掩膜云去除模型。该模型采用改进的 Transformer 模块作为生成器，并重构了多头注意力机制，有效融合了薄云去除与厚云地表信息修复的能力。经 Sentinel-2 Level-2A 数据测试表明，该模型在高保真恢复地表信息的同时，有效减少了厚云修复时的伪影现象。与现有云去除方法相比，该模型在指标和视觉质量上均取得了较好的结果，实现了平均绝对值误差 0.0256、均方根误差 0.0356、峰值信噪比 30.1851 以及结构相似性 0.8996。该研究成果可为高山复杂气候条件下的云雾去除提供参考，并为山地研究提供数据支持。

关键词：云去除模型；Transformer 模型；加权掩膜；光学遥感影像；高山地区

A Cloud Removal Model for High-Mountain Canyon Terrain Under Weighted Mask Conditions

WU Renzhe¹ LIU Guoxiang^{1,2} ZHANG Rui^{1,2} LÜ Jichao¹ YANG Zhihan¹ CAO Hualin¹ YU Ruilin¹

1 Faculty of Geosciences and Environmental Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China

2 State-Province Joint Engineering Laboratory of Spatial Information Technology for HSR Operation Safety, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China

Abstract: Cloud cover significantly impedes optical remote sensing research, especially in southeastern Tibet where the average cloud cover reaches 62%, drastically reducing the availability of optical remote sensing images. Compared to temporal cloud removal methods, single-image cloud removal offers more immediate results, though it is more challenging. Existing cloud opacity estimation methods struggle to recover surface information in areas with thick

收稿日期：2024-06-03

基金项目：国家自然科学基金（批准号：U22A20565, 42371460, and 42171355）；国家重点研发计划（批准号：2023YFB2604001）。

第一作者：吴仁哲，博士生，主要从事遥感智能解译及冰川冰湖动态演化研究。mrwurenzhe@my.swjtu.edu.cn

通讯作者：刘国祥，博士，教授。rsgxliu@swjtu.edu.cn

cloud cover, and generative adversarial network approaches often produce artifacts and lack interpretability. To address these issues, this study introduces a weighted mask cloud removal model tailored for the complex alpine climate conditions. Methods: Targeting the stratocumulus phenomenon in remote sensing images, the model establishes assumptions about cloud opacity and brightness compensation. It incorporates an improved Transformer module based on these principles, along with an image restoration strategy, to accurately repair surface pixels obscured by clouds. The model enhances the multi-head attention mechanism by integrating a weighted mask based on cloud opacity and introduces a progressive mask updating strategy. This iterative process begins at the cloud edges, gradually restoring the remote sensing images. The model effectively combines thin and thick cloud removal capabilities, merging the strengths of both in repairing cloud-covered surface information. Results: The model's effectiveness was evaluated under various cloud cover scenarios, comparing its performance with existing models and assessing robustness in alpine regions with snow interference. The results show significant advantages in texture preservation and minimal artifact occurrence when cloud cover is below 20%. The model outperforms comparative methods for cloud cover between 20%-30% and exhibits fewer distortions above 30% cloud cover, generating only minimal artifacts in the densest cloud areas. It maintains stability under snow-covered conditions. The model's accuracy was tested on four metrics, showing MAE=0.025 6, RMSE=0.035 6, PSNR=30.185 1, SSIM=0.899 6, with approximately 61.6 million parameters and a computational complexity of 7.73 GMac. Conclusions: This research innovatively combines cloud opacity estimation and image generation techniques to develop a weighted mask cloud removal model for challenging alpine climate conditions. Utilizing generated cloud opacity and brightness compensation, the model simulates cloud layers and generates weighted masks. It refines the multi-head attention mechanism within the improved Transformer structure and uses weighted masks to regulate neuronal activation, effectively constraining the model's response under complex cloud conditions. A sliding window-based weighted mask updating strategy was introduced to optimize the training process, allowing the weighted mask to gradually diminish and eventually disappear. This study is the first to integrate thin and thick cloud removal strategies, offering a new perspective for the advancement of cloud removal technology and significantly enhancing the usability of optical images in complex alpine climates, thus providing valuable technical support for mountainous scientific research.

Key words: Cloud Removal Model, Transformer Model, Weighted Mask, Optical Remote Sensing Imagery, Mountainous Area

中国拥有 566 万平方公里的山地和高原，48571 条冰川，形成了世界上密度最高的高山峡谷群落。其中，位处藏东南地区的高海拔山脉阻挡了来自北方的西南季风，导致该地区全年云雾密布，严重影响了光学遥感对地观测的能力^[1-3]。

据统计，全球地表云覆盖可达 58%^[4]至 66%^[5]，在高海拔地区云雾覆盖更加严重。遥感影像中的云可以分为薄云与厚云，受薄云干扰的反射信号由地表与云顶反射信号的叠加而成。因此，可以基于单幅遥感影像估算云层不透明度来消除薄云干扰。而在厚云覆盖下，地表信息已经完全丧失，利用临近像元的生成模型能够较好的重建这些区域的地表信息。目前针对单幅遥感影像云去除方法大致可以分为五种，分别是图像增强^[6-8]，空间插值^[9-11]，大气传输模型^[12-15]、图像生成^[16-19]以及云层透过率估计^[20-23]。云去除研究最早采用图像增强和空间插值技术，但精度较低且仅能实现视觉上的去云效果。大气传输模型通常基于暗通道或晴空线假设，对去云效果施加了限制。因此，近年来性能出众的深度学习方法被广泛应用于遥感影像去云研究。但是，受样本制约，所获模型仍然存在难以泛化的问题。

当前研究领域主要集中在城市区域的图像修复技术，而高山地区由于其特殊的大面积云雾遮挡条件，这方面的研究相对缺乏。考虑到全球气候变暖的背景下，高山区域的融水径流量持续增加，导致山洪、泥石流等自然灾害风险显著上升^[24]。有效的高频率遥感监测数据是预防这些山地灾害的关键。。鉴于此，本研究旨在开发一种适用于高山区云雾条件下的云去除算法，以提高光学遥感数据的可用性，进而为高山区自然灾害防治及下游居民安全提供有效支持。本研究选取藏东南作为典型研究区域，利用 Google Earth Engine (GEE) 获取了清晰及被云雾覆盖的 Sentinel-2 卫星影像对。基于 S2cloudless 云掩膜进行了数据的同分布处理和重构，构建了适用于深度学习的云层透过率估计样本库^[25]。此外，本文详细探讨了云层分层现象对透过率估计的影响，开发了一种基于 Transformer 架构的生成对抗网络模型，用于精确计算云层透过率及进行亮度补偿，进而引导无云影像的生成。该研究方法特别针对高山峡谷地形下大面积云雾遮挡问题，有效提升了该类区域光学影像的适用性。

1 研究区概况

藏东南地区位于纬度 26.8°–32.5°N，经度 89°–99°E 之间，是典型的高山峡谷多云雾地区。研究区包含林芝、昌都、拉萨和山南等地级市，外与印度接壤。该地区总面积约为 33 万 km²，东西最大横跨距离达 932 公里，南北宽度约 620 公里。藏东南地处雅鲁藏布江和怒江流域，南亚季风暖湿气流通过雅鲁藏布江河谷入侵，是青藏高原降水量最大、湿度最高的区域^[26–28]。藏东南地区雨季一般从 3 月开始 10 月结束，特定地区夏季降雨量可达 3000 毫米。其丰富的降水和特殊的高海拔地形条件，使得该地区成为中国乃至全球中低纬度地区海洋型冰川最为集中的地带，也是冰川退化及冰湖发育动态变化最为显著的区域^[29–32]。由于频繁的云雾干扰，该地区遥感监测一直面临着挑战，这种状况甚至影响了中国第二次冰川编目工作的进行，不得不依赖于首次冰川编目的数据^[33]。

2 数据来源与数据集构造

本研究选用 GEE 平台内置的 Sentinel Level-2A(简称 S2A)数据作为研究对象，考虑到气溶胶、水汽压等质量评价波段与研究主题不相关，因此这些波段被排除在外。鉴于内置云概率图的精度不满足本研究需求，故转而采用 S2cloudless 提供的同期云掩膜产品进行数据重构。S2A 数据为地表反射率产品，经过大气和辐射校正，有效减少了光照条件变化对遥感数据分析的影响，与 Sentinel Level-1C 的大气层顶反射率产品相比，S2A 能更准确反映地表的反射特性，为云层透过率估算提供了可靠的数据基础。

考虑到藏东南地区受高山地形与南亚季风的影响，导致该区域降水量大，云雾频发，本研究首先在准确界定云雾密集时段。因此，我们在 2018 年 12 月至 2023 年 11 月期间，收集了 17437 幅 Sentinel Level-2A 遥感影像数据进行分析。图 1 统计结果显示，藏东南地区的年平均云量达 62%，云雾主要集中在 3 月至 10 月，相比之下，11 月至次年 2 月的云量较少。据此，本研究聚焦于 3 月至 10 月的云雾密集时段，选取此期间的数据构建适用于深度学习的数据集，此举对于提升藏东南地区遥感影像的可靠性与有效性至关重要。

鉴于 GEE 数据下载及深度学习处理容量的限制，本研究采用渔网工具在藏东南地区构建规则化矩形矢量网格，共划分出 12941 个区块(图 2)。利用 Google Earth Engine(GEE)结合 S2cloudless 算法，对各矢量区块内的影像执行云检测，无云影像保留作为样本标签，云覆盖率低于 70%的影像作为对照样

本，从而构建了一套针对高山峡谷地形的无云-有云对照影像数据集。尽管目前已存在如 RICE^[34]、WHUS2-CR^[35]、SEN12MS-CR^[36]，等数据集，本研究构建的数据集却是首次专门针对山地遥感领域的尝试。

尽管无云-有云对照影像数据集为遥感影像处理提供了基础，但该数据集存在明显的局限性。具体来说，同一地区在不同时间点获取的遥感影像，其像元亮度会有显著差异^[37]。此外，当遥感影像受到云雾干扰时，其对比度会降低，而整体亮度则会增加，导致有云遥感影像中无云区域的亮度显著提升。这种现象使得基于像元相似度的训练和约束方法难以实施。尽管采用生成对抗网络(GAN)可以依据图像的整体分布特征来生成云覆盖条件下的地表像元，但这种方法虽能使图像生成的分布接近真实，却无法确保图像内容的真实性。

为了构建一套可进行数值评价的模拟数据集，本文优化了之前的数据构造方案，获得了一种更加保真的模拟数据^[21]。重构流程详见图 3，首先利用 S2cloudless 提取有云影像中的云掩膜，然后计算掩膜区域外无云和有云影像直方图的差异，据此调整无云遥感影像的亮度。接着，通过设定像元最大反射亮度 CMAX 来获取云层透过率的基准图，其中 CMAX 一般设置为图像最大亮度的 80%。最终，通过合成云亮度补偿图、云层透过率估计图和有云遥感影像完成了模拟数据集的构建。

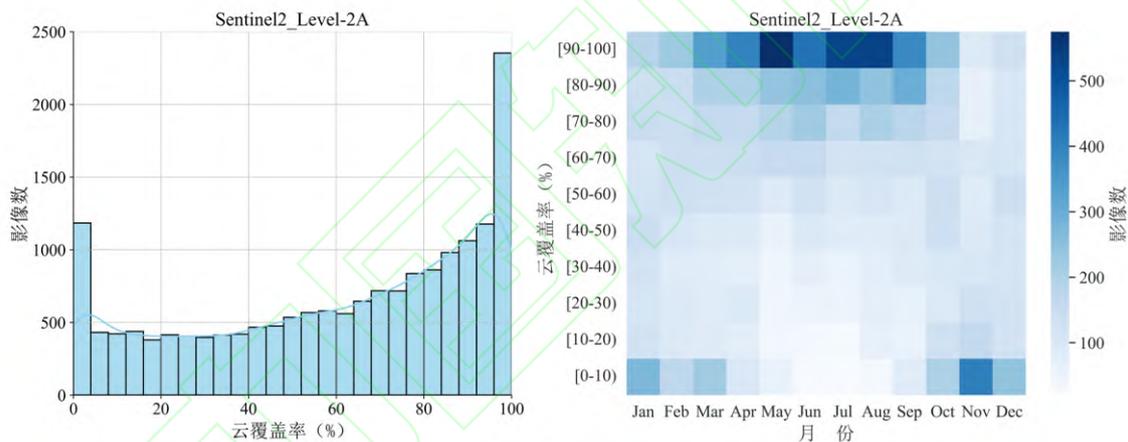


图1 藏东南地区 Sentinel2 Level-2A 卫星云量统计
Fig. 1 Sentinel-2 Level-2A Cloud Cover Statistics for Southeastern Tibetan Plateau

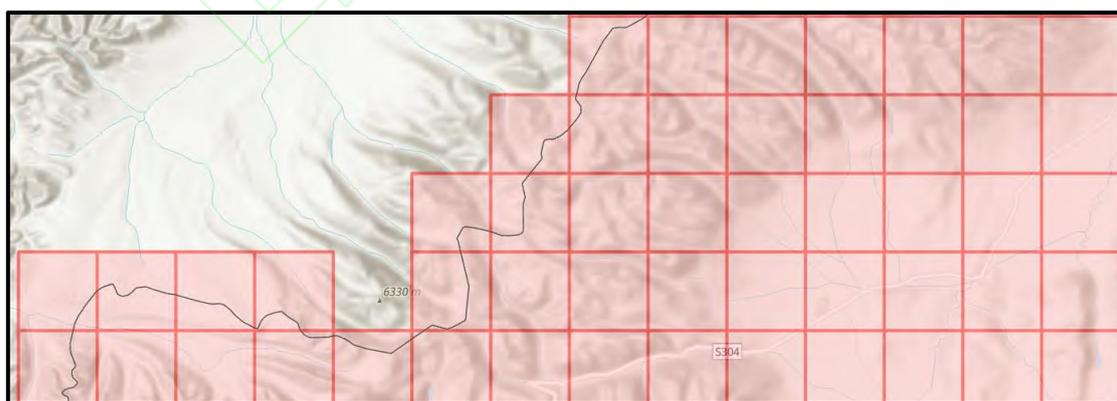


图2 藏东南矢量渔网分块示意图
Fig. 2 Illustration of Fishing Net Blocks in Southeastern Tibet Plateau

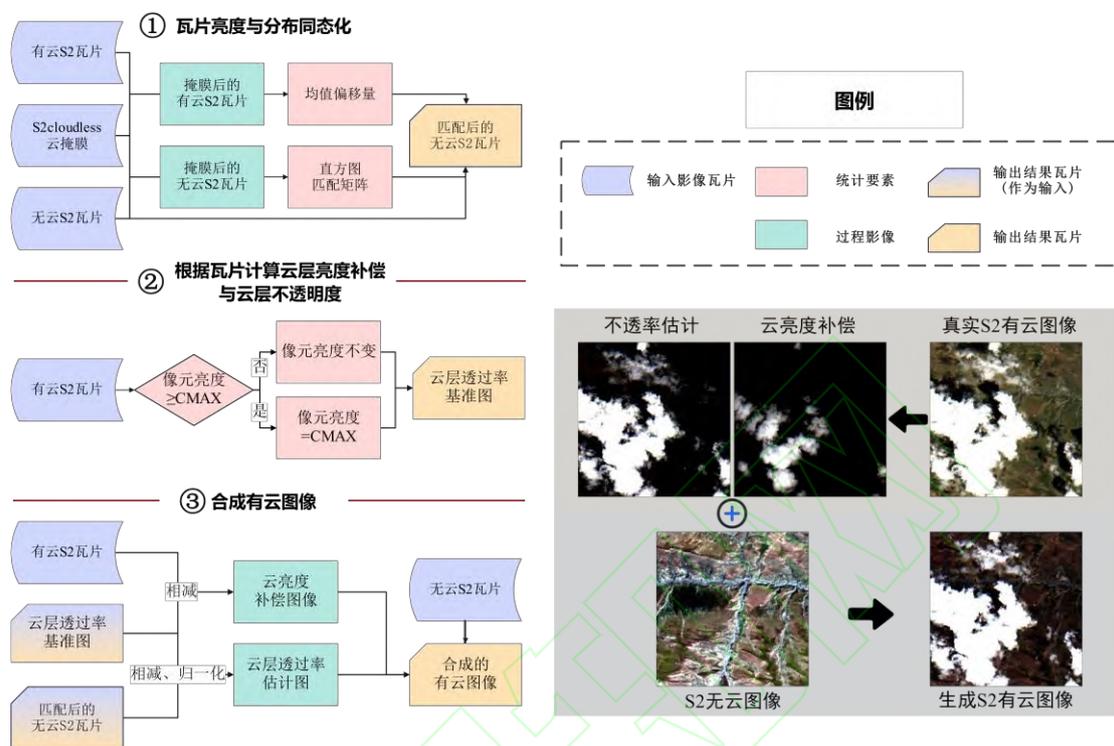


图3 数据集构造整体技术流程图
Fig. 3 Dataset Construction Overall Technical Flowchart

3 方法

3.1 云层不透明度与云层亮度补偿假定

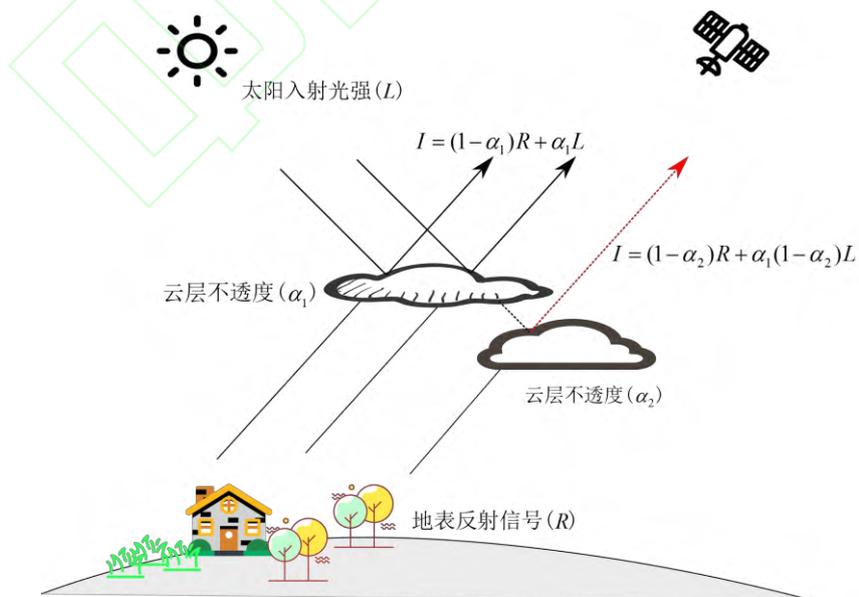


图4 简化的遥感影像成像模型
Fig. 4 Simplified Remote Sensing Imaging Model

受云雾干扰的遥感影像通常采用公式(1)表述^[38]。其中 x, y 是像元点的位置, $I(x, y)$ 是卫星接收的反射信号强度, L 是太阳入射光强, a 是辐射传播过程中的大气衰减系数, $r(x, y)$ 与 $\alpha(x, y)$ 分别代表地物反射率和云层不透明度, $\alpha(x, y)L$ 是云顶反射的信号。

$$I(x, y) = aLr(x, y)(1 - \alpha(x, y)) + L\alpha(x, y) \quad (1)$$

由于本研究采用的是图像切块, 属于影像的局部范围, 因此可以假定图像局部范围内太阳光强与大气衰减均为常数。地物的反射信号可以近似用 $R(x, y) = aLr(x, y)$ 代替, 化简后的公式如(2)所示。

$$I = (1 - \alpha)R + \alpha L \quad (2)$$

考虑到云的分层现象, 云顶的反射强度不仅由云顶透过率决定, 还受到分层现象的影响。根据图 4 所示, 位于上层的云会削弱入射光强, 进而在下层云顶形成云阴影, 因此红色虚线对应的像元值可以近似用公式(3)表达。

$$I = (1 - \alpha_2)R + \alpha_1(1 - \alpha_2)L \quad (3)$$

针对不同的情况探讨云的分层现象是异常困难的, 难以通过模型表达这一现象。分层现象虽然会导致的云顶反射亮度降低, 但其亮度依然会显著高于地表, 因此本文拟采用亮度补偿来模拟这一现象。具体实现方法如公式(4)所示, 其中 γ 代表了云亮度的补偿值。

$$I = (1 - \alpha)R + \alpha L + \gamma \quad (4)$$

3.2 云去除模型构建

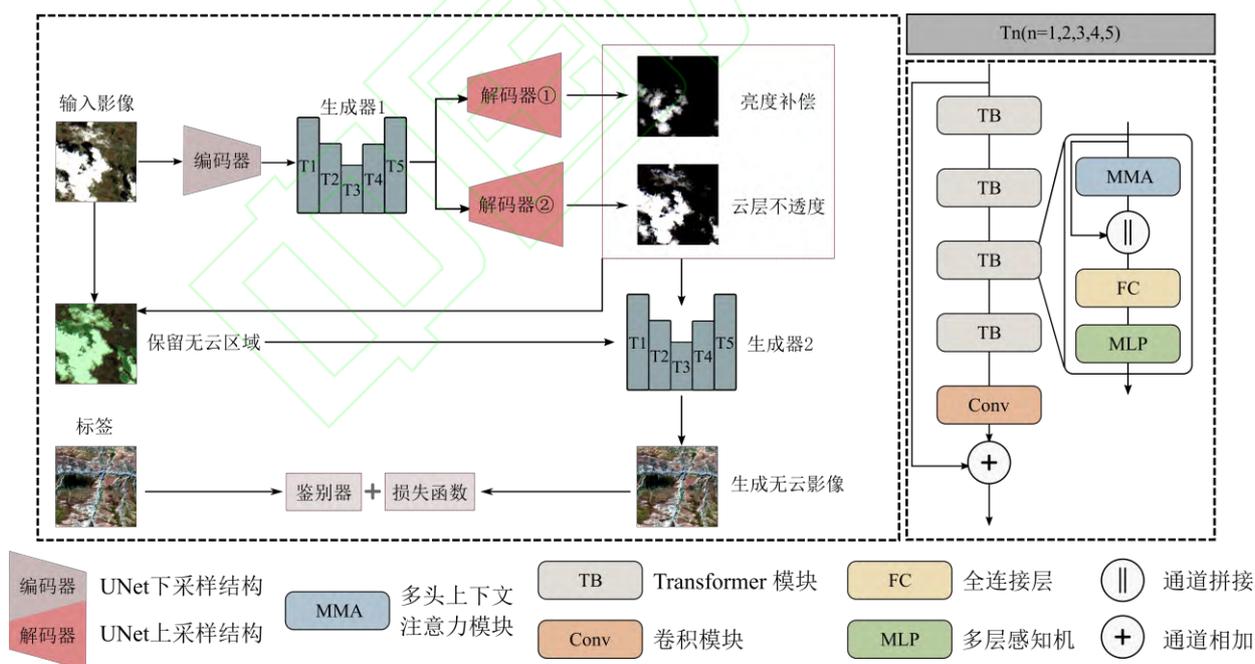


图 5 本文云去除模型结构示意图

Fig. 5 Schematic Diagram of the Cloud Removal Model Structure in This Paper

本研究针对山区厚云与薄云并存的遮蔽现象, 设计了一种基于 Transformer 结构的生成器。与传统的卷积神经网络(CNN)相比, Transformer 完全基于注意力机制, 克服了感受野限制, 更加有效地捕捉

全局信息。但相对于 CNN, Transformer 结构消耗更多的显存和计算资源。因此,本研究先通过编码器对输入图像进行下采样,压缩特征同时进行升维,然后利用 Transformer 生成器(生成器 1)和两个解码器分别产生云亮度补偿图和云层不透明度图。通过结合亮度补偿图和云层不透明度图获得加权掩膜,标注图像中有效区域,指导模型重建云雾影响下的区域信息。随后,使用第二个 Transformer 生成器(生成器 2)生成无云影像,并通过鉴别器和损失函数进行模型训练。

此外本文对 Transformer 模块进行了优化以适应加权计算的需求。传统 Transformer 结构包含多头自注意模块和多层感知机模块,每个模块前使用层归一化,并在模块后应用残差连接。本文主要对多头自注意模块进行改进,引入加权掩膜信息以调节神经元的激活强度,该改进的结构命名为多头掩膜注意力模块(Multi-Head Mask Attention, MMA)。同时,为防止图像通道信息的分离,本文移除了层归一化,采用特征拼接并使用 3×3 卷积替代位置编码,从而保持通道信息的整合。MMA 模块的具体设计如公式(5)所述,能够通过移动窗口进行计算,并实现利用云掩膜的非局部交互。

$$\text{Att}(Q, K, V) = \text{Softmax}\left(\frac{QK^T + M}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (5)$$

其中 Q, K, V 分别代表了查询(Query)、键(Key)和值(Value); $\sqrt{d_k}$ 则代表了缩放因子是键向量的维度,防止点积数值溢出梯度消失问题; M 代表了加权掩膜,反应了模型计算时像元提供的权重,可以用公式(6)进行表示。

$$M = \begin{cases} 0 & \text{无云区域} \\ -(\alpha + \tilde{\gamma})\tau & \text{有云区域} \end{cases} \quad (6)$$

本文设定 $\tau = 50$, 当 $\alpha \neq 0$ 的时候 $\tilde{\gamma} = 1$ 反之 $\tilde{\gamma} = 0$ 。云雾覆盖的像元随着 $\alpha + \tilde{\gamma}$ 逐渐增大,提供的特征则会逐渐削弱,降低了不稳定像元恢复地表信息的参与度,能够较好地利用薄云像元信息同时削弱不良特征。需要强调的是:模型中第一次调用生成器(生成器 1)并不采用掩膜信息,此时 $M = 0$ 。

加权掩膜虽然避免了不良特征的干扰,但也使得模型更新困难,靠近加权掩膜中心范围的像元难以修复。针对该问题,本文提出了一种滑动窗口加权掩膜更新策略。该策略使得掩膜随着模型深度的增加逐步缩小,直至完全消失,进而产生可靠、稳定且清晰的遥感影像。基于 Transformer 的滑动窗口特性,采用 $N \times N$ 大小的滑动窗口对掩膜进行动态更新:若窗口内存在至少一个有效神经元,则视该窗口更新后的所有神经元为有效;反之,如果窗口内全部神经元无效,则更新后保持无效。如图 6 所示,通过多次窗口移动与更新,掩膜最终被完全激活。此方法通过掩膜的逐步缩减与更新,有效指导模型逐步恢复受云雾影响区域的地表像元信息。

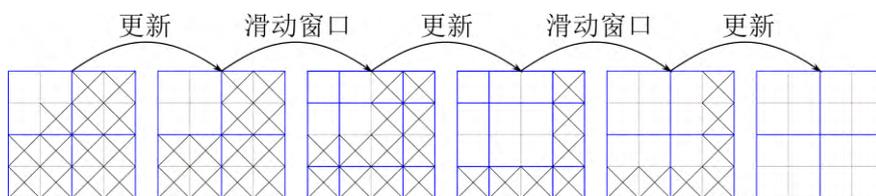


图 6 2×2 滑动窗口条件下的加权掩膜更新示意图

Fig. 6 Illustration of Weighted Mask Update under 2×2 Sliding Window Condition

3.3 云去除模型损失函数

本文分别采用了非饱和对抗损失、感知损失以及结构相似度损失约束模型训练过程，用于提高生成结果的准确性。

对抗损失：该损失函数由生成器和判别器共同组成，生成器的目标是生成尽可能接近真实数据分布的数据，而判别器的目标是区分生成的数据和真实数据。对抗训练可以捕捉到数据分布的复杂性，有助于生成更加复杂的图像。公式如下：

$$\mathcal{L}_G = -\mathbb{E}_{\hat{x}} [\log(D(\hat{x}))] \quad (7)$$

$$\mathcal{L}_D = -\mathbb{E}_x [\log(D(x))] - \mathbb{E}_{\hat{x}} [\log(1 - D(\hat{x}))] \quad (8)$$

其中 \hat{x} 与 x 分别代表了生成的图像和真实的图像，

结构相似度损失：结构相似性(SSIM)指数是在图像的各个窗口上计算的，具有相同大小 $N \times N$ 的窗口在两张图像之间的度量^[39]。可以用于衡量两幅图像相似度，充分考虑了图像的亮度、对比度和结构信息。结合对抗损失，可以同时确保生成图像在视觉上既真实又具有高质量的细节和结构。本文设定窗口大小为 5×5 ，同时兼顾像素相似性与结构相似性，公式(9)所示。

$$\mathcal{L}_{SSIM} = 1 - \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (9)$$

其中， $[x, y]$ 分别是两张图像采样的像素值， $[\mu_x, \mu_y]$ 分别是两张图像采样的均值， $[\sigma_x^2, \sigma_y^2, \sigma_{xy}]$ 分别是两张图像采样的方差与协方差， c_1 和 c_2 是稳定因子避免分母为 0。

感知损失：该损失函数能够在高维特征中比对图像的相似性，能够有效的抑制生成图像中的伪影现象。公式如下：

$$\mathcal{L}_p = \sum_n \sum_i \|\phi_i(\hat{x}_n) - \phi_i(x_n)\|_1 / n \quad (10)$$

其中 $\phi_i(\cdot)$ 代表的是预训练的 VGG-19 网络的 conv4_4 与 conv5_4 高层特征表示。 n 分别代表 RGB 组合(波段 2、3、4)、红边波段组合(波段 5、6、7)以及红外波段组合(波段 8、11、12)。

总损失函数：综合生成损失、感知损失以及结构相似度损失，如公式(11)所示。本文设 $\lambda = 2.0$ ，用于平衡三种损失函数的量纲。

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_G + \mathcal{L}_p + \lambda \mathcal{L}_{SSIM} \quad (11)$$

4 对比验证

云雾覆盖的密度对去云模型的精确度具有显著影响，尤其在云雾广泛覆盖的情况下，模型的性能会显著降低^[40]。为了评估本研究提出的模型在鲁棒性和精确度方面的表现，本文在测试数据集上对比了三种广泛使用的去云模型，并考虑了不同的云量情况。云层对可见光的反射能力极强，这一特性导致在遥感影像中，云层亮度与地面信息的对比度极高。如果采取最小最大值拉伸法直接处理云覆盖的影像，结果图像往往会显得整体偏暗。鉴于此，本研究对云覆盖影像的亮度进行了适当调整，以提高影像信息的清晰度和可视化效果。

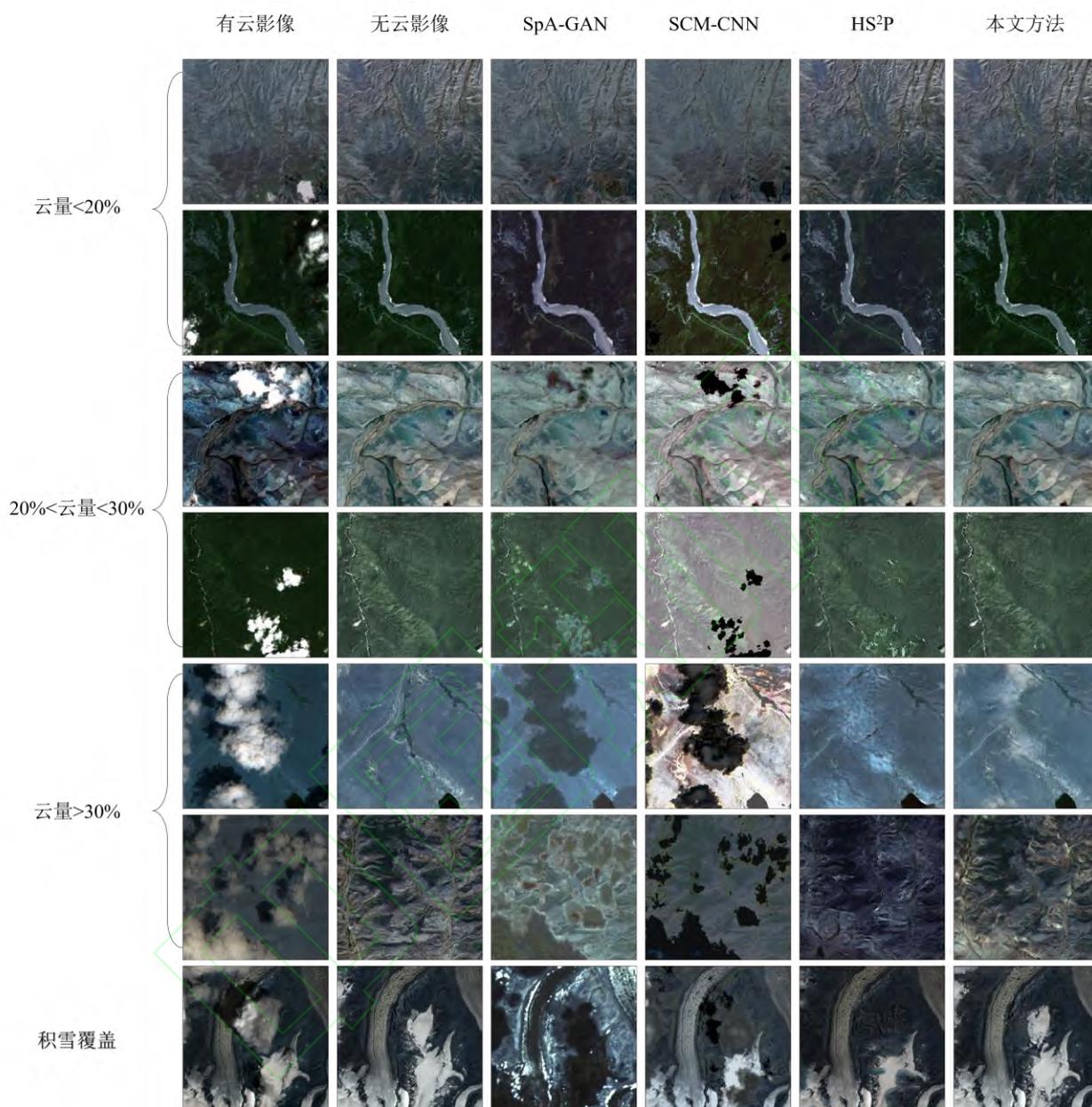


图 7 不同模型去云结果对比

Fig. 7 Comparative Analysis of Cloud Removal Performance Across Different Models

图 7 分别展示了不同云量场景下，SpA-GAN、SCM-CNN、HS²P 模型以及本研究提出的模型进行云去除的效果，同时还考察了这些模型在高山区冰雪干扰条件下的鲁棒性。其中，SpA-GAN 与 HS²P 作为典型的图生成对抗网络，旨在通过追求纳什均衡来生成与原始分布相近的图像，以此补充因云覆盖而丢失的地表信息。而 SCM-CNN 通过估计云层透过率，效修复了薄云遮蔽下的地表信息。

对比各模型在云去除上的结果显示，当云量小于 20% 时，所有模型均能较好地恢复地表信息。然而，在纹理保持方面，SpA-GAN 和 SCM-CNN 表现一般，SpA-GAN 在处理厚云区域时会产生伪影，而 SCM-CNN 则出现数据空洞现象。当云量在 20%-30% 之间时，SpA-GAN 和 SCM-CNN 的失真现象

较为明显, HS²P 在中心区域的恢复效果不佳, 而本文提出的方法在视觉效果上表现最优。云量超过 30% 时适合检验模型极限条件下鲁棒性, 此时所有去云模型均表现出不同程度的失真。相比其他模型, 本文方法更好地保留了原始图像特征, 只在云覆盖最密集的中心区域产生少量伪影。值得注意的是, 尽管本研究主要收集夏季藏东南地区的遥感影像, 然而高山区的年终积雪覆盖对云雾去除构成了额外挑战。由于积雪与云在特征上极为相似, 积雪覆盖下的云去除一直是一个难题。图 7 的最后一行结果表明, 本文方法能够在积雪条件下(且云量小于 30%)有效进行云去除。

为进一步量化评估不同模型的性能, 并探讨它们之间效果差异的原因, 本研究采用了平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)、峰值信噪比(PSNR)及结构相似性指数(SSIM)进行综合评价, 并统计了各模型的参数量及计算复杂度(GMac, 1GMac 等于 10 亿次乘加操作)。相关公式如下:

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |x_i - \hat{x}_i| \quad (12)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{x}_i - x_i)^2}{m}} \quad (13)$$

$$PSNR = 20 \cdot \log_{10} \left(\frac{MAX_I}{RMSE} \right) \quad (14)$$

$$SSIM = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (15)$$

上述公式中, \hat{x}_i 与 x_i 分别代表预测像素值和真实像素值, MAX_I 则是无云影像的像素最大值。其中 MAE 与 RMSE 侧重于像素级的精度, PSNR 或 SSIM 侧重于视觉质量。

表 1 不同方法指标量化结果

Tab. 1 Quantified Results of Performance Metrics for Various Methods

方法	MAE(↓)	RMSE(↓)	PSNR(↑)	SSIM(↑)	参数量(↓)	计算复杂度(↓)
SpA-GAN ^[41]	0.0306	0.0447	28.0375	0.8667	8256360	70.92GMac
SCM-CNN ^[21]	0.1056	0.1145	22.4716	0.7882	44168052	239.72GMac
HS ² P ^[42]	0.0289	0.0412	28.3570	0.8766	57408063	276.50GMac
本文方法	0.0256	0.0356	30.1851	0.8996	61601047	7.73GMac

通过综合分析图 7 与表 1 的比较数据, 可以得出以下结论: 在综合指标上, 本研究方法优于 HS²P、SpA-GAN 和 SCM-CNN; 就视觉质量而言, 本研究方法同样领先于 HS²P、SCM-CNN 和 SpA-GAN; 在模型大小方面, SpA-GAN 最小, 其次是 SCM-CNN、HS²P, 而本研究方法具有最大的模型规模; 计算复杂度方面, 本研究方法居首, SpA-GAN、SCM-CNN 和 HS²P 依次排列。本研究扩展了 SpA-GAN 模型的宽度来提高输出质量, 尽管 SpA-GAN 引入了空间注意力机制, 但其鲁棒性较差, 在图像质量不佳(如云量大或有积雪)的情况下容易产生失真和伪影。同样, SCM-CNN 在图像质量下降时稳定性降低, 可能导致云层定位不准确和云厚度估计错误。HS²P 在云量较低时表现接近本研究方法, 但随着云量增加, 其稳定性显著下降, 尤其在冰雪覆盖区域应用受限。与此相比, 本研究采用的模型基于 Transformer 结构, 虽然参数量最大, 但计算效率极高, 提供了最快的前向推理速度和最高的准确性。利用 Transformer

的纯注意力机制和加权掩膜更新策略，本方法能够有效地利用全局信息，从边缘到中心逐步迭代修复被云遮蔽的地表像元，显著提高了图像恢复的鲁棒性和准确性，有效减少了伪影的产生。

5 结语

本研究针对高山复杂气候条件下的云雾去除难题，创新性地将云层不透明度估计与图像生成技术相结合，开发了一种基于加权掩膜的云去除模型。该模型利用生成的云层不透明度和亮度补偿模拟云层现象，并进一步生成加权掩膜。通过改进 Transformer 结构中的多头注意力机制，并结合加权掩膜来调节神经元的激活强度，本文方法有效限制了模型在复杂云雾条件下的信号响应。为了优化模型训练过程，本文还引入了一种基于滑动窗口的加权掩膜更新策略，随着训练深度的增加，加权掩膜逐渐缩小并最终消失。

通过与现有方法的比较分析，本研究方法在多项性能指标和视觉质量上均展现了优越性，实现了平均绝对误差(MAE)为 0.0256、均方根误差(RMSE)为 0.0356、峰值信噪比(PSNR)为 30.1851 和结构相似性指数(SSIM)为 0.8996 的显著成果。本研究首次整合了薄云和厚云去除的策略，为云雾去除技术的发展提供了全新的视角。此外，该方法显著提高了在高山复杂气候条件下光学影像的可用性，可以为山地科学研究提供数据技术支撑。

参考文献

- [1] Dai Keren, Zhang Lele, Song Chuang, et al. Quantitative Analysis of Sentinel-1 Imagery Geometric Distortion and Their Suitability Along Sichuan-Tibet Railway [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(10): 1450-1460 (戴可人, 张乐乐, 宋闯, 等. 川藏铁路沿线 Sentinel-1 影像几何畸变与升降轨适宜性定量分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(10): 1450-1460)
- [2] Zhang Jingxiao. Understanding of the Dynamics and Climate Implications of Glaciers and Lakes on the Southeastern Tibetan Plateau Using Long-term Time Series Satellite Observations [D]. Institute of Remote Sensing and Digital Earth Chinese Academy of Sciences, 2019 (张静潇. 基于遥感数据的藏东南冰川和湖泊动态变化监测及其对气候变化的响应研究[D]. 中国科学院大学(中国科学院遥感与数字地球研究所), 2019)
- [3] Dai Keren, Tie Yongbo, Xu Qiang, et al. Early Identification of Potential Landslide Geohazards in Alpine-canyon Terrain Based on SAR Interferometry—a Case Study of the Middle Section of Yalong River [J]. Journal of Radars, 2020, 9(3): 554-568 (戴可人, 铁永波, 许强, 等. 高山峡谷区滑坡灾害隐患 InSAR 早期识别——以雅砻江中段为例[J]. 雷达学报, 2020, 9(3): 554-568)
- [4] Rossow W B, Schiffer R A. Advances in Understanding Clouds from ISCCP[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 1999, 80(11): 2261-2287
- [5] Zhang Y, Rossow W B, Lacis A A, et al. Calculation of Radiative Fluxes from the Surface to Top of Atmosphere Based on ISCCP and Other Global Datasets: Refinements of the Radiative Transfer Model and the Input data[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2004, 109(D19)
- [6] Chen Fen, Yan Dongmei, Zhao Zhongming. Haze Detection and Removal in Remote Sensing Images Based on Undecimated Wavelet Transform [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2007, 32(001): 71-74 (陈奋, 闫冬梅, 赵忠明. 基于无抽样小波的遥感影像薄云检测与去除[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2007, 32(001): 71-74)

- [7] Jiang Lihui, Zhang Xiaodong, Chen Fen. A New Approach of Haze Detection and Removal in Remote Sensing Images Based on Discrete Wavelet Transform [C]// The Proceedings of the 12th National Conference on Signal Processing (CCSP-2005) 2005: 306-309 (蒋立辉, 张晓东, 陈奋. 基于离散小波框架变换的遥感影像薄云去除[C]//第十二届全国信号处理学术年会(CCSP-2005)论文集, 2005: 306-309)
- [8] He Hui, Peng Wanglu, Kuang Jinyu. Thin Cloud Cover Removed from High-Resolution Remote Sensing Images Based on the Adaptive Filtering and Gray-scale Transformation [J]. Journal of Geo-information Science, 2009, 11(3): 305-311 (贺辉, 彭望录, 匡锦瑜. 自适应滤波的高分辨率遥感影像薄云去除算法[J]. 地球信息科学学报, 2009, 11(3): 305-311)
- [9] Bertalmio M, Vese L, Sapiro G, et al. Simultaneous Structure and Texture Image Inpainting[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(8): 882-889
- [10] Rossi R E, Dungan J L, Beck L R. Kriging in the Shadows: Geostatistical Interpolation for Remote Sensing[J]. Remote Sensing of Environment, 1994, 49(1): 32-40
- [11] Zhu X, Gao F, Liu D, et al. A Modified Neighborhood Similar Pixel Interpolator Approach for Removing Thick Clouds in Landsat Images[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2012, 9(3): 521-525
- [12] Xie Huamei, Li Rongyan, Tian Yanqin, et al. The Removing Clouds Method Based on Large Remote Sensing Image [J]. Journal of Beijing Normal University(Natural Science), 2006(1): 42-46 (谢华美, 李荣艳, 田艳琴, 等. 基于大数据量遥感图像的薄云去除[J]. 北京师范大学学报(自然科学版), 2006(1): 42-46)
- [13] Dong Yanfang, Sun Guoqing, Pang Yong, et al. A Comparitive Study of Some Atmospheric Correction Methods [J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2005(2): 16-19, 81 (董彦芳, 孙国清, 庞勇, 等. 几种用于 TM 图像薄云去除的大气纠正算法比较[J]. 国土资源遥感, 2005(2): 16-19, 81)
- [14] Li Gang. The Research on Removing Thin Cloud of Satellite Remote Sensing [D]. Chengdu University of Technology, 2007 (李刚. 卫星遥感图像薄云去除技术研究[D]. 成都理工大学, 2007)
- [15] Cheng Jin. Thin Cloud Removal Method of Optical Remote Sensing Image Based on Radiation Transfer [D]. Harbin Institute of Technology, 2022 (程进. 基于辐射传输的光学遥感图像薄云去除方法研究[D]. 哈尔滨工业大学, 2022)
- [16] Xu M, Deng F, Jia S, et al. Attention Mechanism-Based Generative Adversarial Networks for Cloud Removal in Landsat Images [J]. Remote Sensing of Environment, 2022, 271(December 2021): 112902
- [17] Ramjyothi A, Goswami S. Cloud and Fog Removal from Satellite Images Using Generative Adversarial Networks (Gans) [J]. 2021
- [18] Wang Yanjun. Thin Cloud Removal from Remote Sensing Images Based on Deep Learning [D]. Shandong University, 2022 (王燕军. 基于深度学习的遥感影像薄云去除[D]. 山东大学, 2022)
- [19] Niu Xianghua, Huang Wei, Huang Rui, et al. A High-Fidelity Method for Thin Cloud Removal From Remote Sensing Images Based on Attentional Feature Fusion [J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2023, 35(3): 116-123 (牛祥华, 黄微, 黄睿, 等. 基于注意力特征融合的高保真遥感图像薄云去除[J]. 自然资源遥感, 2023, 35(3): 116-123)
- [20] Ma D, Wu R, Xiao D, et al. Cloud Removal from Satellite Images Using a Deep Learning Model with the Cloud-Matting Method[J]. Remote Sensing, 2023, 15(4): 904
- [21] Wu R, Liu G, Lv J, et al. An Innovative Approach for Effective Removal of Thin Clouds in Optical Images Using Convolutional Matting Model[J]. Remote Sensing, 2023, 15(8): 2119
- [22] Huang Wei, Wang Yueyun, Chen Xiu. Thin Cloud Removal for Optical Remote Sensing Images Based on Stretched Transmission [J]. Remote

- Sensing Information, 2018, 33(6): 26-31 (黄微, 汪月云, 陈休. 基于透射率拉伸的光学遥感影像薄云去除[J]. 遥感信息, 2018, 33(6): 26-31)
- [23] Yan Qing, Liang Dong, Zhang Jingjing. Improved Algorithm for Removing Thin Cloud in Single Remote Sensing Image [J]. Journal of Computer Applications, 2011, 31(5): 1227-1229, 1270 (阎庆, 梁栋, 张晶晶. 单幅遥感图像去除薄云算法的改进[J]. 计算机应用, 2011, 31(5): 1227-1229, 1270)
- [24] Cui Peng, Guo Xiaojun, Jiang Tianhai, et al. Disaster Effect Induced by Asian Water Tower Change and Mitigation Strategies [J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2019, 34(11): 1313-1321 (崔鹏, 郭晓军, 姜天海, 等. “亚洲水塔”变化的灾害效应与减灾对策[J]. 中国科学院院刊, 2019, 34(11): 1313-1321)
- [25] Skakun S, Wevers S, Brockmann C, et al. Cloud Mask Intercomparison eXercise (CMIX): An evaluation of cloud masking algorithms for Landsat 8 and Sentinel-2[J]. Remote Sensing of Environment, 2022, 274: 112990
- [26] Chen B, Xu X D, Yang S, et al. On the Origin and Destination of Atmospheric Moisture and Air Mass Over the Tibetan Plateau[J]. Theoretical and Applied Climatology, 2012, 110(3): 423-435
- [27] Yang K, Wu H, Qin J, et al. Recent Climate Changes Over the Tibetan Plateau and Their Impacts on Energy and Water Cycle: A review[J]. Global and Planetary Change, 2014, 112: 79-91
- [28] Liu Guoxiang, Zhang Bo, Zhang Rui, et al. Monitoring Dynamics of Hailuoguo Glacier and the Secondary Landslide Disasters Based on Combination of Satellite SAR and Ground-Based SAR [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2019(7): 16 (刘国祥, 张波, 张瑞, 等. 联合卫星 SAR 和地基 SAR 的海螺沟冰川动态变化及次生滑坡灾害监测[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2019(7): 16)
- [29] Maussion F, Scherer D, Mdg T, et al. Precipitation Seasonality and Variability Over the Tibetan Plateau as Resolved by the High Asia Reanalysis[J]. Journal of Climate, 2014, 27(5): 1910-1927
- [30] Turner A G, Annamalai H. Climate Change and the South Asian Summer Monsoon[J]. Nature Climate Change, 2012, 2(8): 587-595
- [31] Yang W, Yao T, Guo X, et al. Mass Balance of a Maritime Glacier on the Southeast Tibetan Plateau and its Climatic Sensitivity[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2013, 118(17): 9579-9594
- [32] Du Jiankuo, He Yuanqing, Li Shuang, et al. Mass balance of a typical monsoonal temperate glacier in Hengduan Mountains Region [J]. Acta Geographica Sinica, 2015, 70(9): 8 (杜建括, 何元庆, 李双, 等. 横断山区典型海洋型冰川物质平衡研究[J]. 地理学报, 2015, 70(9): 8)
- [33] Liu Shiyin, Yao Xiaojun, Guo Wanqin, et al. The contemporary glaciers in China based on the Second Chinese Glacier Inventory (刘时银, 姚晓军, 郭万钦, 等. 基于第二次冰川编目的中国冰川现状[J]. 地理学报, 2015, 70(1): 3-16)
- [34] Lin D, Xu G, Wang X, et al. A Remote Sensing Image Dataset for Cloud Removal[A]. arXiv, 2019.
- [35] Li J, Wu Z, Hu Z, et al. Deep Learning Based Thin Cloud Removal Fusing Vegetation Red Edge and Short Wave Infrared Spectral Information for Sentinel-2A Imagery[J]. Remote Sensing, 2021, 13(1): 157
- [36] Ebel P, Xu Y, Schmitt M, et al. SEN12MS-CR-TS: A Remote-Sensing Data Set for Multimodal Multitemporal Cloud Removal[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1-14
- [37] Long C, Li X, Jing Y, et al. Bishift Networks for Thick Cloud Removal with Multitemporal Remote Sensing Images[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2023, 2023: e9953198
- [38] Li J, Wu Z, Hu Z, et al. Thin Cloud Removal in Optical Remote Sensing Images Based on Generative Adversarial Networks and Physical Model of Cloud Distortion[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 166: 373-389
- [39] 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

- [40] Chen Y, Cai Z, Yuan J, et al. A Novel Dense-Attention Network for Thick Cloud Removal by Reconstructing Semantic Information[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2023, 16: 2339-2351
- [41] Emami H, Aliabadi M M, Dong M, et al. Spa-gan: Spatial Attention Gan for Image-to-image translation[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2020, 23: 391-401
- [42] Li Y, Wei F, Zhang Y, et al. HS2P: Hierarchical spectral and Structure-Preserving Fusion Network for Multimodal Remote Sensing Image Cloud and Shadow Removal[J]. Information Fusion, 2023, 94: 215-228

网络首发:

标题: 一种适用于高山复杂气候条件下的加权掩膜云去除模型

作者: 吴仁哲, 刘国祥, 张瑞, 吕继超, 杨知涵, 曹华林, 于睿麟

收稿日期: 2024-06-03

DOI:10.13203/j.whugis20240020

引用格式:

吴仁哲, 刘国祥, 张瑞, 等. 一种适用于高山复杂气候条件下的加权掩膜云去除模型[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20240020 (WU Renzhe, LIU Guoxiang, ZHANG Rui, et al. A Cloud Removal Model for High-Mountain Canyon Terrain Under Weighted Mask Conditions[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20240020)

网络首发文章内容和格式与正式出版会有细微差别, 请以正式出版文件为准!

您感兴趣的其他相关论文:

基于 Transformer 结构的遥感影像敏感目标自动隐藏方法

李鹏程, 白文浩

武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(8): 1287-1297.

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20220219>

复杂山区地质灾害机载激光雷达识别研究

郭晨, 许强, 董秀军, 刘小莎, 余金星

武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(10): 1538-1547.

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20210121>

卫星雷达遥感在滑坡灾害探测和监测中的应用:挑战与对策

李振洪, 宋闯, 余琛, 肖儒雅, 陈立福, 罗慧, 戴可人, 葛大庆, 丁一, 张宇星, 张勤

武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(7): 967-979.

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20190098>

