引文格式: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),2026,51(2):357-366.DOI:10.13203/j.whugis20240020

Citation:WU Renzhe,LIU Guoxiang,ZHANG Rui,et al.A Weighted Masking Cloud Removal Model Suitable for Complex Alpine Climatic Conditions[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2026,51(2):357-366.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,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,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。所提模型采用改进的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。经哨兵2号Level-2A数据测试表明,所提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。实验验证结果表明,所提模型在各项性能指标上均优于现有方法,实现了高保真度的地表信息恢复,其平均绝对误差和均方根误差分别为0.025 6和0.035 6,峰值信噪比和结构相似性则分别为30.185 1和0.899 6。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

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2024-04-16

DOI:10.13203/j.whugis20240020 **文章编号**:1671-8860(2026)02-0357-10

A Weighted Masking Cloud Removal Model Suitable for Complex Alpine Climatic Conditions

WU Renzhe[1] *LIU Guoxiang*[1,2] *ZHANG Rui*[1,2] *LÜ Jichao*[1] *YANG Zhihan*[1]
CAO Hualin[1] *YU Ruilin*[1]

1 Faculty of Geosciences and Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China
2 State-Province Joint Engineering Laboratory in Spatial Information Technology for High-Speed Railway Safety, Chengdu 611756, China

Abstract: **Objectives**: Cloud cover hampers optical remote sensing, especially in high-altitude alpine regions. In Southeastern Tibetan Plateau, cloud cover reaches 62%, which limits the use of optical image. While single-image cloud removal method is faster than temporal methods, it faces technical hurdles. The existing methods struggle under thick clouds, and generative adversarial network-based approaches often produce artifacts and poor interpretability. We propose a weighted masking cloud removal model designed for complex alpine climates, aiming for accurate surface restoration under various cloud conditions, reducing artifacts and improving robustness in mountainous terrains with snow cover. **Methods**: The proposed model combines cloud opacity estimation with an advanced image generation framework. It begins by formalizing assumptions about cloud opacity and brightness to address stratified cloud phenomena in remote sensing images.

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

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

通信作者:刘国祥,博士,教授。rsgxliu@swjtu.edu.cn

And its core is an improved Transformer-based generator, which introduces a redesigned multi-head mask attention (MMA) mechanism. This mechanism uses a dynamically generated weighted mask created from estimated cloud opacity and brightness compensation maps to modulate neuron activation. The mask strategically suppresses features from heavily cloud-obscured pixels during aggregation, focusing the model's attention first on clearer regions and cloud edges. Additionally, a progressive sliding window mask update strategy is adopted, which gradually shrinks the inhibitory mask as the network deepens. This allows the model to iteratively propagate reliable information from outer regions into thick cloud cores, enabling full restoration. The model architecture adopts a dual-generator design, in which the first generator is responsible for estimating cloud opacity and brightness compensation values to generate guiding masks and the second generator integrated with MMA blocks is dedicated to synthesizing the final cloud-free image. Training is guided by a composite loss function that integrates non-saturating adversarial loss, structural similarity (SSIM) loss, and perceptual loss, ensuring visual fidelity, structural accuracy, and feature consistency. For evaluation, a dedicated alpine dataset is built using Sentinel-2 Level-2A imagery in Southeastern Tibetan Plateau. Cloud masks from S2cloudless are used to create precise cloudy-clear pairs, and a simulation protocol generates physically realistic training samples with corresponding opacity and compensation ground truth. **Results**: The proposed model is rigorously evaluated against three state-of-the-art methods. On quantitative metrics, it outperforms all counterparts, achieving a mean absolute error of 0.025 6, root mean square error of 0.035 6, peak signal-to-noise ratio of 30.185 1, and SSIM index of 0.899 6. Visually, it excels in texture preservation and artifact reduction, especially under moderate (20%-30%) and heavy (>30%) cloud cover, where others show significant distortion. The proposed model also demonstrates robustness in snow-covered alpine scenes. **Conclusions**: This work presents an effective cloud removal model for alpine regions by unifying thin-cloud correction and thick-cloud inpainting within a Transformer framework. The weighted mask and progressive update strategy provide a targeted explainable restoration process. This approach significantly enhances optical image usability in cloudy mountain areas and offers valuable support for related scientific research.

Key words: cloud removal model; Transformer model; weighted mask; optical remote sensing imagery; alpine regions

中国拥有5.66×10^6 km^{2}的山地和高原,有48 571条冰川,形成了世界上密度最高的高山峡谷群落。其中,藏东南地区的高海拔山脉阻挡了西南季风暖湿气流北上的通道,导致该地区全年云雾密布,严重影响了光学遥感的对地观测能力[1-3]。

据统计,全球地表云覆盖率可达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叠加而成。因此,可以基于单幅遥感影像估算云层不透度来消除薄云干扰。而在厚云覆盖下,地表信息已经完全丧失,利用邻近像元的生成模型能够较好地重建这些区域的地表信息。目前,针对单幅遥感影像的云去除方法大致可以分为5种,分别是图像增强[6-7]、空间插值[8]、大气传输模型[9-10]、图像生成[11-12]以及云层透过率估计[13-14]。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的去云研究,但是受样本制约,所获模型仍然存在难以泛化的问题[15]。

当前图像修复研究多聚焦于城市区域,针对高山地区云雾遮挡问题的研究相对较少。然而,在全球气候变暖的背景下,高山融水径流量持续增加,致使山洪、泥石流等自然灾害风险显著加剧[16]。鉴于此类灾害的突发性与破坏性,发展高频率的遥感监测技术对于有效防范灾害具有重要的现实意义。本文旨在开发一种适用于高山区云雾条件下的云去除算法,提高光学遥感数据的可用性,进而为高山地区自然灾害防治及下游居民安全提供有效支持。本文选取藏东南地区作为典型研究区域,利用谷歌地球引擎(Google Earth Engine, GEE)获取了清晰及被云雾覆盖的哨兵2号(Sentinel-2)卫星影像对。基于S2cloudless云掩膜算法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[17]。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(generative adversarial network, GAN)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。

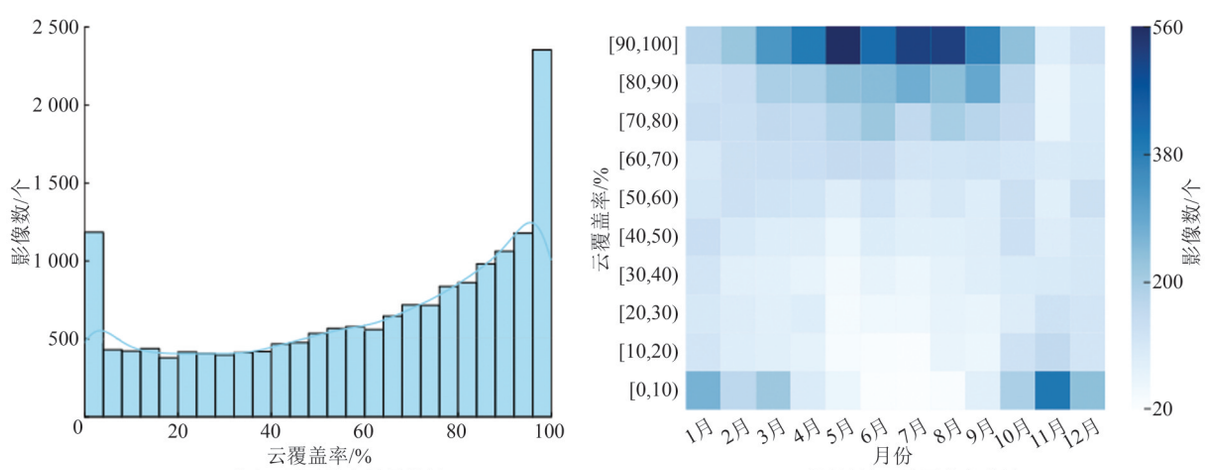
1　研究区概况

藏东南地区位于89°E～99°E、26.8°N～32.5°N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,总面积约3.3×10^5 km^2,东西最大横跨距离达932 km,南北宽度约620 km。藏东南地区地处雅鲁藏布江和怒江流域,南亚季风裹挟的暖湿气流通过雅鲁藏布江河谷进入该区域,周围山脉作为地形屏障,形成了一条独特的水汽通道,使藏东南成为青藏高原上最湿润和降水最丰富的地区之一[18-19]。藏东南地区雨季一般从3月开始,到10月结束,特定地区夏季降雨量可达3 000 mm。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[20-21]。由于该区域频繁的云雾干扰,光学影像大气窗口多集中于冬季,曾导致中国第二次冰川编目在此区域的工作被迫沿用第一次的编目数据[22]。

2　数据来源与数据集构造

本文选用GEE平台内置的Sentinel-2 Level-2A数据作为研究对象,考虑到气溶胶、水蒸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文的需求,故转而采用S2cloudless算法提供的同期云掩膜产品进行数据重构。Sentinel-2 Level-2A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-2 Level-1C的大气层顶反射率产品相比,Sentinel-2 Level-2A能更准确地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,本文首先旨在准确界定云雾密集时段。因此,收集了2018年12月至2023年11月期间的17 437幅Sentinel-2 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,本文聚焦于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,这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。



(a) 不同云雾覆盖率数量统计　　(b) 不同月份云雾覆盖率统计

图1　2018年12月至2023年11月藏东南地区Sentinel-2 Level-2A卫星影像数据云量统计

Fig. 1　Cloud Cover Statistics of Sentinel-2 Level-2A Satellite Image Data in Southeastern Tibetan Plateau from December 2018 to November 2023

鉴于GEE数据下载及深度学习处理容量的限制,本文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12 941个区块。利用GEE结合S2cloudless算法对各矢量区块内的影像执行云检测,保留无云影像作为样本标签,保留云覆盖率低于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[23]、WHUS2-CR[24]、SEN12MS-CR[25]等数据集,本文构建的数据集却是专门针对山地遥感领域的尝试,填补了该细分领域的数据缺失,对于提升山地环境下的云去除及相关地学研究具有直接的应用价值。

尽管本文构建的无云-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[26]。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。GAN模型可以依据图像的特征来生成云覆盖条件下的地表像元,该方法可使图像生成的像元分布接近真实,但无法确保图像内容的真实性。

为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[15],重构流程如图2所示。首先,利用S2cloudless提取有云影像中的云掩膜,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。然后,通过设定像元云顶最大反射亮度(cloud-top maximum reflectance, 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%。最后,通过合成云亮度补偿图、云层不透度图和有云遥感影像完成模拟数据集的构建。

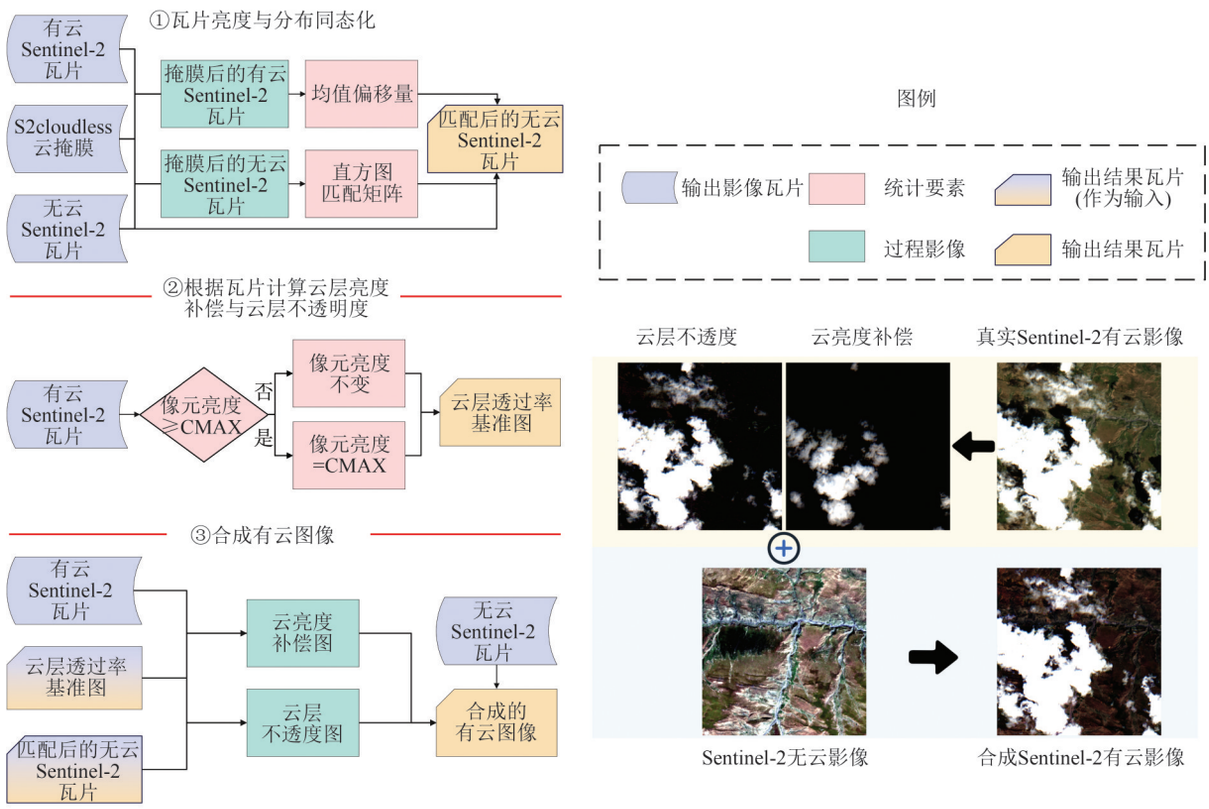


图2 数据集构造整体技术流程图

Fig. 2 Schematic Diagram of the Overall Technical Process for Dataset Construction

3 云去除方法

3.1 云层不透度与云层亮度补偿假定

受云雾干扰的遥感影像通常采用如下表述[27]:

$$I(x,y)=aLr(x,y)(1-\alpha(x,y))+L\alpha(x,y) \tag{1}$$

式中,(x,y)是像元点的位置;$I(x,y)$是卫星接收的反射信号强度;a是辐射传播过程中的大气衰减系数;L是太阳入射光强;$r(x,y)$与$\alpha(x,y)$分别代表地物反射率和云层不透度;$L\alpha(x,y)$是云顶反射的信号。

由于本文采用的是图像切块,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,化简后的公式为:

$$I=(1-\alpha)R+\alpha L \tag{2}$$

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3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表达为:

$$I=(1-\alpha_2)R+\alpha_1(1-\alpha_2)L \tag{3}$$

式中,α_1和α_2分别为上层和下层的云层不透度。

针对不同的情况探讨云的分层现象是非常困难的,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。具体实现方法如下所示:

$$I=(1-\alpha)R+\alpha L+\gamma \tag{4}$$

式中,γ代表云亮度的补偿值。

3.2　云去除模型构建

针对山区厚云与薄云并存的遮蔽现象,本文设计了一种基于Transformer结构的生成器,如图4所示。与传统的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)相比,Transformer完全基于注意力机制,克服了感受野限制,可更加有效地捕捉全局信息。但相较于CNN,Transformer结构消耗更多的显存和计算资源。因此,本文首先通过编码器对输入图像进行下采样,在压缩特征的同时进行升维;然后利用第一个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度图,二者结合获得加权掩膜,标注图像中的有效区域,指导模型重建云雾影响下的区域信息;最后,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。

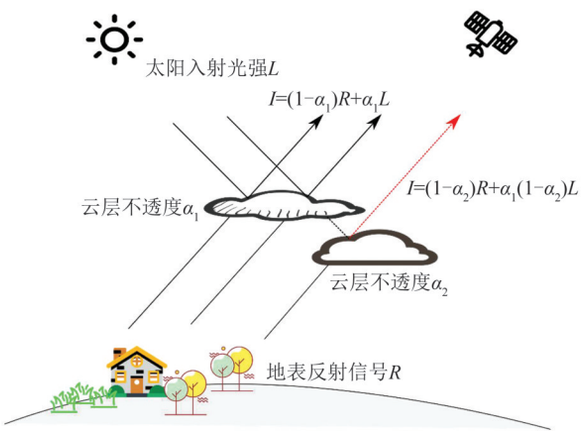


图3　简化的遥感影像成像模型

Fig. 3　Simplified Imaging Model of Remote Sensing Images

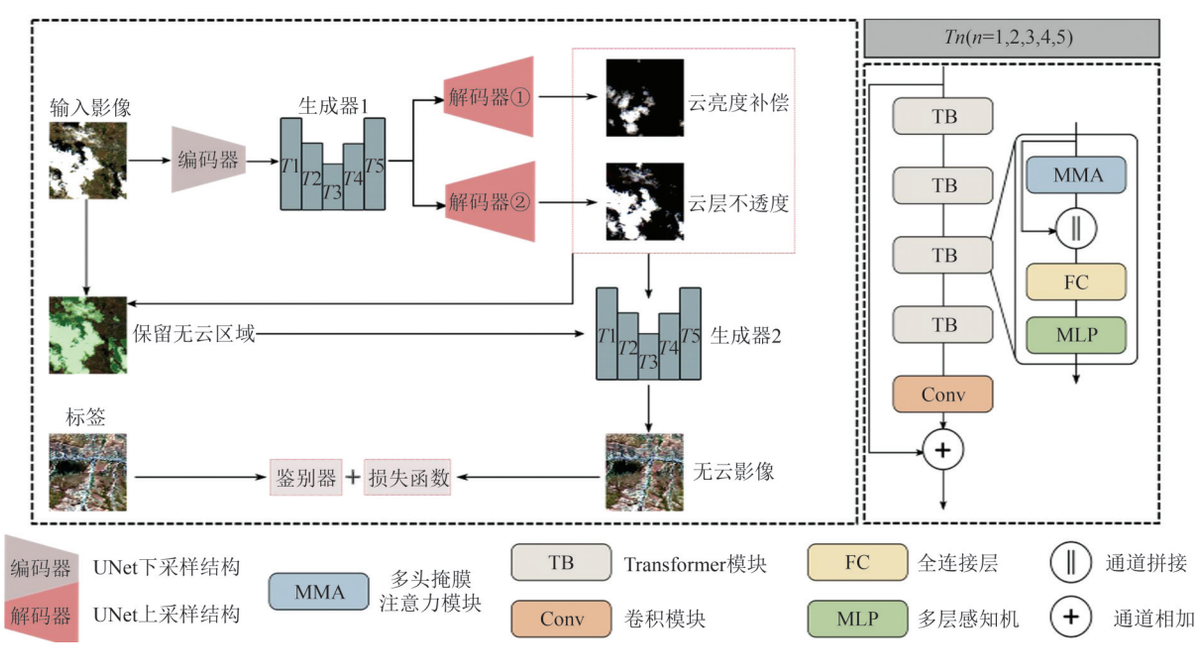


图4　云去除模型结构示意图

Fig. 4　Schematic Diagram of Cloud Removal Model Structure

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,该改进结构命名为多头掩膜注意力(multi-head mask attention, MMA)模块。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,具体设计如下所示:

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

式中,Att()代表注意力模块;$\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{K}$、$\boldsymbol{V}$分别代表查询矩阵、键矩阵和值矩阵;Softmax()代表归一化指数函数;$\sqrt{d_k}$代表缩放因子,是键矩阵的维度,用于防止点积数值溢出导致的梯度消失问题;$\boldsymbol{M}$代表加权掩膜矩阵,反映了模型计算时像元提供的权重。矩阵元素M的计算公式为:

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

式中,$\tilde{\gamma}$与τ代表两种权重控制因子。本文设定$\tau=50$,当$\alpha\neq 0$时,$\tilde{\gamma}=1$,反之$\tilde{\gamma}=0$。随着$\alpha+\tilde{\gamma}$的逐渐增大,云雾覆盖的像元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,在较好利用薄云像元信息的同时削弱了不良特征。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。该策略使得掩膜随模型深度的增加而逐步缩小,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5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,可有效指导模型逐步恢复受云雾影响区域的地表像元信息。

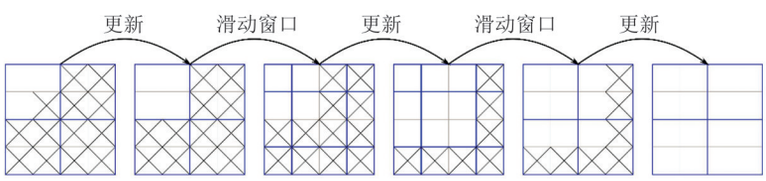


图5 2×2滑动窗口条件下的加权掩膜更新示意图

Fig. 5 Schematic Diagram of Weighted Mask Update Under the Condition of 2×2 Sliding Window

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、结构相似度损失以及感知损失约束模型训练过程,用于提高生成结果的准确性。

1)非饱和对抗损失: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,计算公式为:

$$L_G=-E_{\hat{I}}\left[\log\left(D\left(\hat{\boldsymbol{I}}\right)\right)\right] \quad (7)$$

$$L_D=-E_I\left[\log\left(D(\boldsymbol{I})\right)\right]-E_{\hat{I}}\left[\log\left(1-D\left(\hat{\boldsymbol{I}}\right)\right)\right] \quad (8)$$

式中,L_G是生成器损失函数;L_D是鉴别器损失函数;$\hat{\boldsymbol{I}}$与$\boldsymbol{I}$分别代表生成的影像矩阵和真实的影像矩阵;$E_{\hat{I}}$与E_I分别对应了$\hat{\boldsymbol{I}}$与$\boldsymbol{I}$的数学期望;$D()$代表鉴别器。

2)结构相似度损失:结构相似性(structural similarity, SSIM)指数是一种基于局部窗口的图像质量评价指标,其计算方式是在两张图像的对应位置,采用$N\times N$窗口进行逐区域度量[28]。SSIM充分考虑了图像的亮度、对比度和结构信息,可以用于衡量两幅图像的相似度。SSIM结合对抗损失,可以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SSIM,SSIM损失函数L_{SSIM}的计算公式为:

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

式中,x、y分别为两张图像采样的像素值;μ_x、μ_y分别为两张图像采样的均值;σ_x^2、σ_y^2分别为两张图像采样的方差;σ_{xy}为协方差;c_1、c_2为用于避免分母为0的稳定因子。

3)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,能够有效地抑制生成图像中的伪影现象。感知损失函数L_P的计算公式为:

$$L_P=\sum_n\sum_i\frac{\left\|\phi_i(\hat{x}_n)-\phi_i(x_n)\right\|_1}{n} \quad (10)$$

式中,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);$\hat{x}_n$为不同组合条件的生成图片;x_n为不同组合条件的真实图片;$\phi_i()$为预训练的VGG-19网络的高层特征表示,i为conv4_4与conv5_4卷积层。

4)总损失函数:综合了生成损失、结构相似度损失以及感知损失,其计算公式为:

$$L = L_G + L_P + \lambda L_{\mathrm{SSIM}} \tag{11}$$

式中,λ是权重控制因子,本文设$\lambda = 2.0$,用于平衡3种损失函数的量纲。

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[29]。为了评估本文提出的模型在鲁棒性和精确度方面的表现,在测试数据集上对比了3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影像,结果图像整体往往会偏暗。鉴于此,本文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6分别展示了不同云量场景下SpA-GAN、SCM-CNN、HS^2P模型以及本文方法进行云去除的效果,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HS^2P作为典型的图生图GAN,旨在通过追求纳什均衡来生成与原始图像分布相近的像元,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有效修复了薄云遮蔽下的地表信息。

各模型去除云的结果显示,当云量<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模型表现一般,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%时,SpA-GAN和SCM-CNN的失真现象较为明显,HS^2P在中心区域的恢复效果不佳,本文方法在视觉效果上表现最优。当云量>30%时,适合检验模型在极限条件下的鲁棒性,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的图像特征,只在云覆盖最密集的中心区域产生少量伪影。此外,本文方法在云量<30%的积雪覆盖区域,仍能有效完成云雾去除任务。

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,本文采用了平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、均方根误差(root mean square error, RMSE)、峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)及SSIM指数进行综合评价,并统计了各模型的参数量及计算复杂度(单位:GMac)。4种指数的计算公式为:

$$Z_{\mathrm{MAE}} = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}|x_i - \hat{x}_i| \tag{12}$$

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

$$Z_{\mathrm{PSNR}} = 20 \times \lg\left(\frac{I_{\max}}{Z_{\mathrm{RMSE}}}\right) \tag{14}$$

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

式中,$\hat{x}_i$与x_i分别代表预测的像素值和真实的像素值;$I_{\max}$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与SSIM侧重于视觉质量。

不同模型的指标量化结果如表1所示,其中箭头代表优化方向,箭头向下代表该指标的数值越小效果越好,箭头向上代表该指标的数值越大效果越好。由图6与表1可知,在综合指标上,本文方法表现最优;在模型大小方面,SpA-GAN最小,其次是SCM-CNN、HS^2P,而本文方法具有最大的模型规模;在计算复杂度方面,本文方法居于首位,随后依次是SpA-GAN、SCM-CNN和HS^2P。本文扩展了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,在云量大或有积雪等图像质量不佳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。HS^2P在云量较低时的表现接近本文方法,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,本文采用的模型基于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的注意力机制和加权掩膜更新策略,本文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

本文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

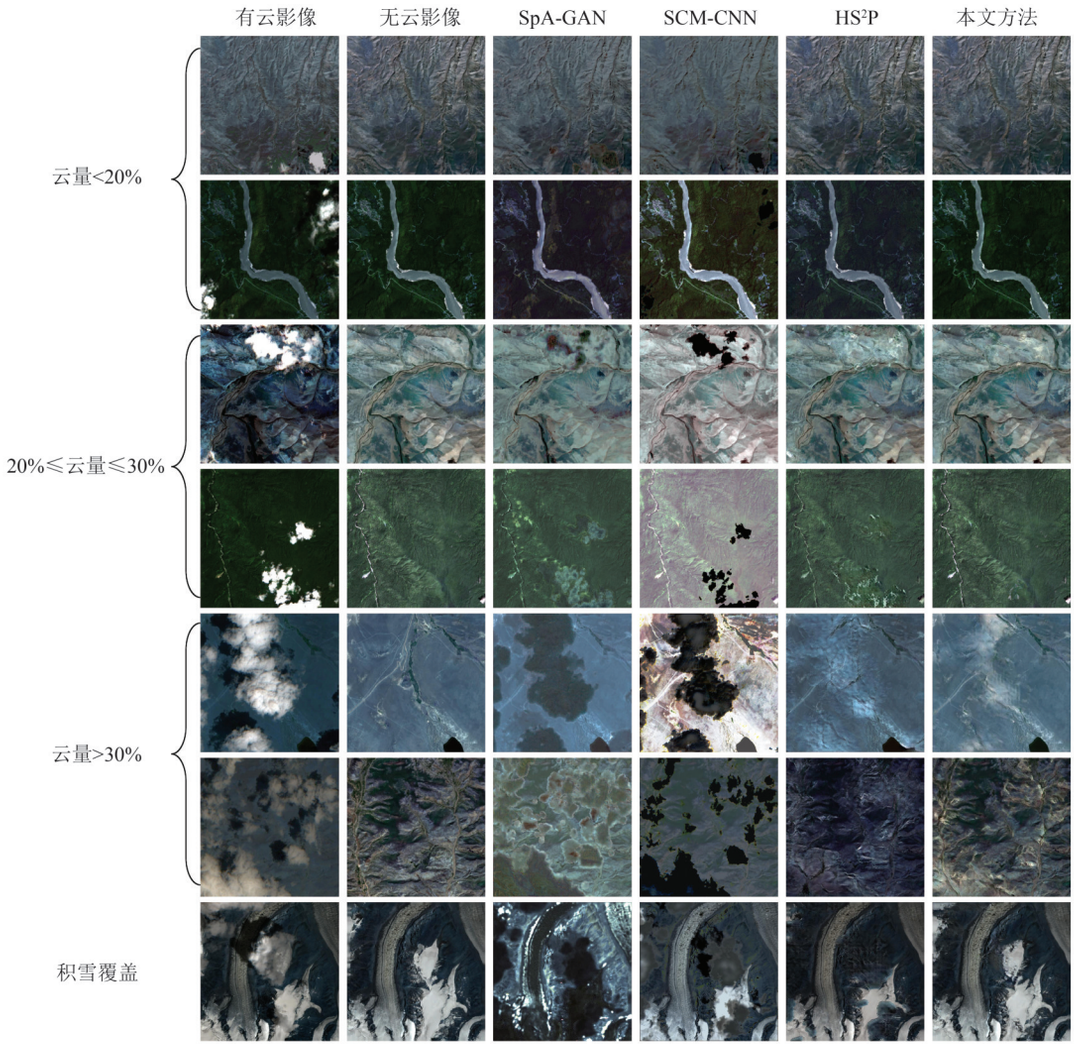


图6 不同模型的去云结果对比

Fig. 6 Comparison of Cloud Removal Results of Different Models

表1 不同模型的指标量化结果

Table 1 Quantitative Results of Indicators for Different Models

模型	MAE(↓)	RMSE(↓)	PSNR(↑)	SSIM(↑)	参数量(↓)	计算复杂度(↓)/GMac
SpA-GAN[30]	0.030 6	0.044 7	28.037 5	0.866 7	8 256 360	70.92
SCM-CNN[15]	0.105 6	0.114 5	22.471 6	0.788 2	44 168 052	239.72
HS²P[31]	0.028 9	0.041 2	28.357 0	0.876 6	57 408 063	276.50
本文方法	0.025 6	0.035 6	30.185 1	0.899 6	61 601 047	7.73

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,本文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MAE为0.025 6、RMSE为0.035 6、PSNR为30.185 1和SSIM指数为0.899 6的显著成果。本文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,所提方法显著提高了光学影像在高山复杂气候条件下的可用性,可为山地科学研究提供数据和技术支撑。

参 考 文 献

[1] 王志林,冉盈盈. 遥感影像去除云阴影的高山区冰湖信息提取方法[J]. 北京测绘,2019,33(10):1236-1239.

WANG Zhilin, RAN Yinging. A Cloud Shadow Removel Method for the Extraction of High Mountain Lake[J]. *Beijing Surveying and Mapping*, 2019, 33

(10):1236-1239.

[2] 苗顺霞,孙开敏,胡秀清,等. 基于风云三号D星MERSI-II影像的青藏高原湖泊范围监测能力分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2025,50(12):2526-2536.
MIAO Shunxia, SUN Kaimin, HU Xiuqing, et al. Capability Analysis of Lake Extent Monitoring in the Tibetan Plateau from MERSI-II Images of FY-3D Satellite[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(12): 2526-2536.

[3] 戴可人,许强,邓晋,等. 滑坡隐患InSAR广域识别研究综述[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2025,50(8):1469-1482.
DAI Keren, XU Qiang, DENG Jin, et al. Review on Large-Scale Identification of Potential Landslides with InSAR[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(8): 1469-1482.

[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 C, 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 Data Sets: Refinements of the Radiative Transfer Model and the Input Data[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2004, 109(D19): 2003JD004457.

[6] 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(1):71-74.
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(1): 71-74.

[7] 贺辉,彭望琭,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.
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.

[8] ZHU X L, GAO F, LIU D S, 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.

[9] 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),2006,42(1):42-46.
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, 42(1): 42-46.

[10] 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,2005,17(2):16-19.
DONG Yanfang, SUN Guoqing, PANG Yong, et al. A Comparitive Study of Some Atmospheric Correction Methods[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2005, 17(2): 16-19.

[11] XU M, DENG F R, JIA S, et al. Attention Mechanism-Based Generative Adversarial Networks for Cloud Removal in Landsat Images[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 271: 112902.

[12] 张雨姝,戴佩玉. 一种边缘辅助的卫星影像云修复卷积神经网络[J]. 测绘地理信息,2024,49(2):81-86.
ZHANG Yushu, DAI Peiyu. Cloud Removal of Satellite Image Using Edge-Guided Convolutional Neural Network[J]. *Journal of Geomatics*, 2024, 49(2): 81-86.

[13] MA D Y, WU R Z, XIAO D S, et al. Cloud Removal from Satellite Images Using a Deep Learning Model with the Cloud-Matting Method[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(4): 904.

[14] WU R Z, LIU G X, LV J C, 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.

[15] 戴佩玉,李世忠,季顺平,等. 一种基于域自适应泛化增强的云检测方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2025,50(1):110-119.
CUI Peng, DAI Peiyu, LI Shizhong, JI Shunping, et al. A Cloud Detection Method with Domain Adaptation Enhanced Generalization Capability[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(1): 110-119.

[16] 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.
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.

[17] SKAKUN S, WEVERS J, 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.

[18] 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.

[19] 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, 44(7): 980-995.
LIU Guoxiang, ZHANG Bo, ZHANG Rui, et al. Monitoring Dynamics of Hailuogou 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, 44(7): 980-995.

[20] MAUSSION F, SCHERER D, MÖLG 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.

[21] 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): 1415-1422.
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): 1415-1422.

[22] 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.
LIU Shiyin, YAO Xiaojun, GUO Wanqin, et al. The Contemporary Glaciers in China Based on the Second Chinese Glacier Inventory[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2015, 70(1): 3-16.

[23] ZHOU X, LIN D Y, LIU J Y. RICE: A Dataset and Baseline for Cloud Removal in Remote Sensing Images[J]. *Journal of Combinatorial Mathematics and Combinatorial Computing*, 2024, 120:107-124.

[24] LI J, WU Z C, HU Z W, 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.

[25] EBEL P, XU Y J, 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: 5222414.

[26] LONG C J, LI X H, JING Y H, et al. Bishift Networks for Thick Cloud Removal with Multitemporal Remote Sensing Images[J]. *International Journal of Intelligent Systems*, 2023, 2023(1): e9953198.

[27] LI J, WU Z C, HU Z W, 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.

[28] 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.

[29] CHEN Y Y, CAI Z C, YUAN J Y, 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.

[30] EMAMI H, ALIABADI M M, DONG M, et al. SPA-GAN: Spatial Attention GAN for Image-to-Image Translation[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2021, 23: 391-401.

[31] LI Y S, WEI F Y, ZHANG Y J, et al. HS^{2}P: Hierarchical Spectral and Structure-Preserving Fusion Network for Multimodal Remote Sensing Image Cloud and Shadow Removal[J]. *Information Fusion*, 2023, 94: 215-228.