

引用格式: CHEN Jinle, ZHANG Jinshui, DUAN Yaming, *et al.* A Review of cloud detection and thick cloud removal in medium resolution remote sensing images [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2023, 38(1): 143-155. [陈津乐, 张锦水, 段雅鸣, 等. 中分辨率遥感影像云检测与厚云去除研究综述 [J]. 遥感技术与应用, 2023, 38(1): 143-155.]

DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2023.1.0143

中分辨率遥感影像云检测与厚云去除研究综述

陈津乐^{1,2,4}, 张锦水^{1,2,3,4}, 段雅鸣^{1,2,4}, 杨志^{1,2,4}, 夏兴生³

(1. 遥感科学国家重点实验室, 北京师范大学, 北京 100875;

2. 北京市陆表遥感数据产品工程技术研究中心, 北京师范大学地理科学学部, 北京 100875;

3. 高原科学与可持续发展研究院, 青海师范大学, 青海 西宁 810016;

4. 遥感科学与工程研究院, 北京师范大学地理科学学部, 北京 100875)

摘要: 中分辨率遥感影像(10~100 m分辨率)具有适中的空间分辨率、较高的重访周期和较大幅宽实现大范围的对地观测,是当前准确获取地球表面信息的核心遥感数据源。已有研究表明,地球表面常年60%以上云量覆盖,成为中分辨率光学影像获取有效地表信息的最大的限制性因素之一。如何高效地标记云/阴影并合成晴空影像,是实现地表要素提取、土地覆盖动态变化和地球系统物质和能量循环参量反演的关键,可视为同辐射校正、几何精校正一样的遥感影像预处理必备步骤,这也是进行各种定量遥感应用的基础。总结过去中分辨率影像云检测和厚云去除的研究发现,云检测截止在2019年有多篇综述文章进行总结,但是厚云去除的综述性文章未有报道。因此,研究重点总结了2018年以来云检测方法的科研成果,尤其是基于机器学习的技术方法,梳理出了这一研究的现状和重点;对于厚云的去除方法,扩展了厚云去除方法的概念,全面总结了各种厚云的去除方法,分析了各种方法存在的优缺点,对今后的研究重点进行了展望,为相关的研究学者对这一方向提供一个全面而清晰的认识。

关键词: 云/阴影检测;晴空影像合成;中分辨影像;厚云;机器学习

中图分类号: P23 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2023)01-0143-13

1 引言

中分辨率(10~100 m)在轨光学遥感卫星越来越多,如国外的Landsat OLI、哨兵-2 MSI,国内的GF-1 WFV、GF-6 WFV等,这一系列卫星具有较高的空间分辨率、高频的回访周期和丰富的谱段,在精准化、大尺度地球系统环境监测中发挥着重要的应用。研究表明,全世界昼夜完全无云覆盖天空平均发生频率仅为20.7%,云和阴影会遮挡或干扰下垫面,造成无法准确地获得地面信息^[1]。国际卫

星云气候学项目(ISCCP)的数据显示,50%以上的全球卫星遥感数据被云所覆盖,云在地球观测数据中占有较大的比例^[2],云层使得遥感影像获取的地物信息衰减,甚至损失。因此,云/阴影检测和去除是影像进行后续识别、分类和解译等遥感应用的关键,更是生产时空无缝遥感产品的前提保证。不同于低分辨率数据具有高回访周期,如MODIS具备每天重访频率,中分辨率影像回访周期一般在几天至十几天以上,重访周期相对较长,无法采用一定时间间隔窗口的简单合成方式来消除云的影响。

收稿日期:2022-02-21;修订日期:2022-12-16

基金项目:国家高分辨率对地观测系统重大专项(民用部分)(20-Y30F10-9001-20/22)。

作者简介:陈津乐(1998—),女,辽宁丹东人,硕士研究生,主要从事遥感影像厚云去除研究。E-mail:202021051180@mail.bnu.edu.cn

通讯作者:张锦水(1978—),男,河北沧州人,教授,主要从事即时遥感与智能服务、遥感深度学习模型可解释性研究。

E-mail:zhangjs@bnu.edu.cn

但中分辨率影像具有地物光谱特征强、数据利用性强的特点,它是当前进行土地利用变化、土地覆盖变化、大尺度的自然资源/生态环境监测等遥感应用较为理想的数据源。因此,对中分辨率的遥感影像进行云检测和云去除这一处理过程是遥感应用中的必备环节,

当前,一些学者已对2018年前提出的云检测方法进行了归纳总结。如候舒维等^[3]对已有的遥感影像云检测方法进行了综述和分类,重点提出了目前的云检测研究尚需解决泛化性和鲁棒性两个方面的问题。刘紫涵等^[4]重点介绍了几种常用卫星数据的云检测方法,通过对比不同的云检测方法,指出现有方法存在普适性不强以及对于薄云、透明云的漏判和误判等问题。Mahajan等^[5]从经典算法和机器学习方法两个方面对2004~2018年间的云检测方法进行综述,对比分析了在云/无云、薄云/厚云等不同场景下两类方法的检测精度。在参考国内外大量文献的基础上,本文将现有的云检测方法总结为3类:阈值法、空间变化检测方法和机器学习方法。其中阈值法是应用较广的云检测方法,如从提出比较早的单幅影像云覆盖提取^[6],到针对系列Landsat卫星的像素级云、云阴影检测^[7],再到新型的哨兵2号卫星云、云阴影检测^[8]。其中Zhu等^[7]提出的Fmask(Function of mask)算法已被集成到美国国家地质调查局(U. S. Geological Survey, USGS)的基础遥感卫片处理流程中。空间变化检测方法利用多期影像的空间变化信息,实现了比单个影像更高的云检测精度^[9-14]。机器学习方法既包括传统的机器学习方法,如支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)和随机森林(Random Forest, RF)等,还包括现在最为流行的深度学习方法。其中传统的机器学习方法通过大量的训练集进行训练,利用训练后的分类器对云像素和晴空像素进行分离^[15-18]。而深度学习方法利用云、云阴影大量标记样本的驱动,采用卷积神经网络等具有语义信息提取和学习的算法框架,达到云和阴影检测的目的^[19-21]。

在云检测结果的基础之上,需要进一步对遥感影像进行云去除,这里的云去除是一种针对缺失数据的恢复(具体含义在4节中阐述)。目前,研究人员提出了许多关于薄云去除的方法,如同态滤波法^[22-23]、暗通道法^[24-25]以及机器学习法^[26-27],但对于

厚云去除的研究方法不多。本文中根据去云过程中采用辅助影像数量的不同将厚云去除方法分为4类:单期影像去云方法、多期影像去云方法和中低分辨率影像时空融合去云方法。顾名思义,单期影像去云方法是在没有其他影像参与下进行去云,如空间插值方法^[28-29]。加入辅助数据进行去云是常用的方法。多期影像去云方法是最常用的厚云去除方法,如时空插值法^[30-31]、光谱拟合法^[32-33]、时态替换法^[34-38]、时域滤波法^[39-41]和机器学习法^[42-44]等。在此基础上,中低分辨率影像时空融合能够实现生成高频的中分辨率影像,某一种程度也是实现厚云的去除^[45-47]。

截至Mahajan等^[5]的综述研究中,虽然云检测方法已经很多,但之后云检测仍为遥感领域的一个研究重点,涌现出诸多云检测新的方法,其中以深度学习为代表,但没有总结归纳。另外,目前仍缺少全面、聚焦厚云去除研究的综述性文章,云检测和厚云去除是需要综合在一起考虑的研究,只有这样才能全面的把握这一处理过程的全貌。因此,本文在已有云/阴影检测与厚云去除综述文章的基础上,进一步跟踪目前国内外云/阴影检测的研究以及厚云去除的最新研究进展,对中分辨率影像云/阴影检测研究和厚云去除的方法进行归纳总结,旨在分析中分辨率遥感影像云检测与去除方法的适用范围及其优缺点,便于研究者对这一研究掌握全面的进展情况。

2 云检测与去除是中分辨率定量遥感应用的必备环节

图1是本文总结的中分辨率遥感影像面向应用的理论技术框架,对于在各个行业的遥感应用,辐射校正和几何校正是必备的预处理过程,而云/阴影检测和去除的自动化处理方式是遥感技术能够实现自动化应用的重要环节。要完成这一环节需要回答如下问题:

(1)如何精确地检测出遥感影像上的云和阴影?确定云和阴影在图像上处于的位置是云去除的基础。在处理影像数据时,若因影像上云量较多则直接弃之不用,这种直接丢弃的处理方式会造成本来已经稀缺的影像资源被浪费,忽略了有云影像上的部分无云区域;若采用人工挑拣、手工裁剪方式选择出影像上的无云区域,又会导致费时、费力的问题。

(2)如何最大限度地在保证影像光谱不失真情况下的云去除?无论采用哪种去云方式,都要保证云污染区域能够与真实情况相符,这是后期信息提取、参数反演的基础。由于中分辨率影像回访周期长,获取影像的时间不一致,致使影像光谱差异,又为影像合成带来了一定困难。

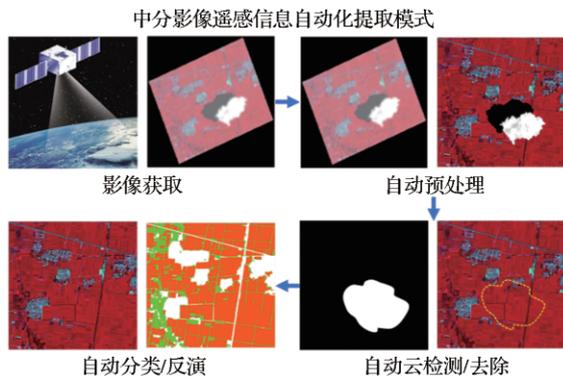


图 1 中分遥感技术自动化应用技术框架

Fig.1 The framework of remote sensing automation application

3 云检测

由于云和对应的阴影在遥感影像上伴生存在,为表达方便,将云/阴影的检测简单表达为云检测。遥感图像的云检测是一种影像分析的二值分类任务,即利用一定的技术手段将遥感影像上晴空像元和云像元有效地区分开。国内外学者针对云检测问题做了不少的研究,图 2 是近 20 a 内 3 类云检测方法的研究趋势,从图 2 中可以看出,在 2016~2020 年间国内外云检测的研究大幅增加,说明近 5 年来云检测仍是国内外学者研究的热点。

在已有云检测综述的基础上,对近 20 a 的云检测方法进行补充并重点总结 2019 年以来的国内外

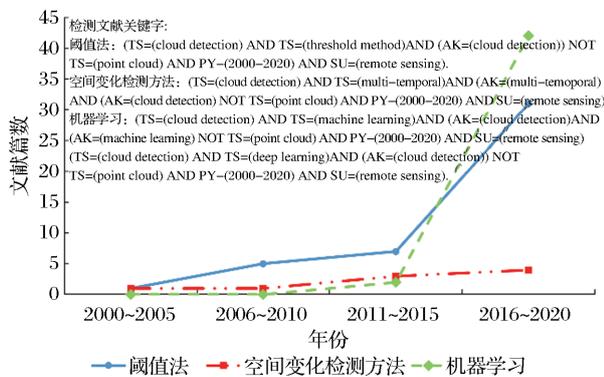


图 2 近 20 a 来 3 类云/阴影检测研究趋势

Fig.2 The research trend of cloud/shadow detection in recent twenty years

云检测方法,将云检测方法分为阈值法、空间变化检测方法和机器学习方法 3 类。

表 1 云检测方法分类

Table 1 Classification of cloud detection methods

云检测方法	参考文献
阈值法	Qiu 等, 2019
	光谱信息
	Li 等, 2019
	董震等, 2020
	空间信息
	徐东宇等, 2019
空间变化检测方法	张昊等, 2020
	O.hagolle 等, 2010
	Zhu 等, 2014
	Zhu 等, 2018
	Candra 等, 2019
	Qiu 等, 2020
机器学习方法	Corradino 等, 2019
	Joshi 等, 2019
	传统的机器学习方法
	Zhu 等, 2015
	Wei 等, 2020
	Cilli 等, 2020
深度学习	Shao 等, 2019
	Li 等, 2019
	Guo 等, 2020
	Rozenhaimer 等, 2020

3.1 阈值法

阈值法是利用云和下垫面地物的光谱特性的不同对云和地物实现分离,将像素点的检测值与阈值进行比较,判断为地物还是云层。该方法的关键在于阈值的确定方法,早期多为固定阈值法,随后发展了动态阈值、自适应阈值和多波段组合阈值等,可以根据不同的条件选择不同的阈值。近些年来,阈值法在已有发展的基础上又得到了进一步的发展。如在 Fmask(Function of Mask)算法^[7]的基础上进一步发展了 Fmask 4.0 算法^[54],对云检测方法进行了改进。改进主要包含 3 个方面:一是对辅助数据进行了整合,其中全球地表水资源量数据(Global Surface Water Occurrence, GSWO)用来改善陆地和水的分离,全球数字高程模型用于热带和卷云带的标准化;二是开发了新的云概率,利用基于霾优化变换(Haze Optimized Transformation, HOT)的云概率代替 Sentinel-2 图像的温度概率,再针对不同传感器校正云概率的全局最佳阈值;三是创建了光谱背景雪指数(Spectral-Contextual Snow Index, SCSI),以便更好地地区分极地地区的雪/冰和云。采用 Landsat 4~8 和 Sentinel-2 数据进行训练

和验证,结果证明Fmask 4.0算法的总体精度高于Fmask算法^[48];不同于Fmask 4.0算法利用固定阈值进行云检测,董震等^[55]提出了基于自动阈值的云检测(Cloud Detection Algorithm-Generating,CDAG)改进方法,针对GF-6 WFV数据的特点,从增加亮地表像元数据库和波段组合方式两个方面对CDAG方法进行改进,结果表明改进后的CDAG云检测算法在GF-6 WFV数据的云识别中能达到更好的识别效果。但由于GF-6 WFV传感器缺少短波红外波段,改进后的CDAG方法无法对冰雪地区进行云像元识别。总结来看,阈值法算法简单,计算速率高,易于实现。但其不足之处在于阈值的设定需要较多的先验知识和人为参与,主观性较强;而且对于不同的传感器、不同时期或地方拍摄的影像需要采用不同的策略,并设定不同的阈值,限制了方法的普适性。

除光谱信息外,还可以利用影像的空间信息作为特征来设定阈值法进行云检测。随着遥感影像的空间分辨率不断提高,云的纹理呈现出特有的特征。纹理特征的定量表达可采用分形维数和灰度共生矩阵。分形维数用来描述分形的复杂性,遥感影像中地物复杂度要高于云层,因此地物的分形数大于云层,从而将二者区分开;灰度共生矩阵中的角二阶矩反映了纹理规律,影像中的云层比地物具有更大的角二阶矩,可以将两者区分开。徐冬宇等^[56]提出了光谱阈值和纹理特征相结合的云检测算法,利用该算法对EO-1卫星Hyperion传感器拍摄的高光谱遥感影像进行云检测,不仅极大地提高了遥感影像的云检测精度,又满足了星载高光谱图像快速云检测的要求;此外,张昊等^[57]针对红外图像中的云检测,采用一种分形维数和灰度共生矩阵相结合的方法有效实现了红外图像的云检测。由于云的空间信息复杂,基于云的纹理特征的云检测方法易造成图像中的少量云漏检,造成一定的误差。

3.2 空间变化检测方法

遥感影像上云的存在会显著影响影像的辐射变化,这是基于空间变化的方法进行云检测的基础。空间变化检测法的原理是利用多时相遥感影像的时间特征变化检测云和阴影。已有的综述文章中对这种云检测方法的总结较少,本文将重点介绍。如Hagolle等^[9]提出的多时相云检测(Multi-Temporal Cloud Detection, MTCD)方法,该算法针

对蓝色光谱带中反射率时间变化的阈值进行云检测,对FORMOSAT-2和Landsat 5、7遥感影像的云检测结果优于人工标记的结果,但由于MTCD需要时间序列图像,对图像的要求较高,因此限制了其在部分传感器上的应用;随后Zhu等^[10]提出了用于多时相陆地卫星影像云/云阴影和雪的自动检测算法——多时相掩膜((Multi-Temporal mask, Tmask)方法。该方法在Fmask方法的基础上加入了多时相遥感影像上无云像元的时间信息,从而提高了云检测精度;自动时间序列分析(Automatic Time-Series Analysis, ATSA)方法利用非监督分类的方法对时间序列影像进行云检测,通过分析太阳方位角、高度角与云的几何关系进行云阴影检测。在对多传感器遥感影像进行云检测的实验中,ATSA方法的检测效果要优于Fmask^[11];Candra等^[12]提出了多时相云掩膜(Multitemporal Cloud Masking, MCM)方法,该方法用于热带和亚热带环境中Landsat 8的云/云阴影检测,与Zi等^[13]提出的Landsat 8云量评估方法(Landsat 8 Cloud Cover Assessment, L8CCA)相比,MCM方法可以达到更高的精度。另外,Qiu等^[14]发展了一种卷云掩膜(Cirrus cloud mask, Cmask)的云检测方法,使用卷云带(波段范围 $1.36\sim 1.39\ \mu\text{m}$)在Landsat 8时间序列影像中检测卷云^[54]。

与阈值法相比,一方面,空间变化检测方法在云检测过程中加入了时间信息,使得该方法更适用于对时间序列遥感影像进行云检测的情况;另一方面,由于该方法依赖于时间信息进行检测,使得这种方法应用场景受限。

3.3 机器学习方法

3.3.1 传统的机器学习方法

在机器学习领域,许多机器学习算法被应用于云和云阴影的检测。常用的机器学习算法有支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)和随机森林(Random Forest, RF)等。SVM是一种二分类器,属于监督学习模型家族^[58]。Joshi等^[15]将TC4(Tas-seled Cap Band 4)和SWIR 2(Short Wave Infrared Spectral Band 2)两个波段组合起来作为特征空间,开发了一种利用支持向量机筛选Landsat 8影像中的云、雪、水和地面的分类算法——STmask,该方法在不同的生物群落场景中与CFmask(C Function of mask)方法^[7]进行了对比试验,在每个场景中云检

测的精度都得到了一定的提升,但 STmask 方法对水和阴影的检测性能还有待提高。人工神经网络是模拟大脑中神经元相互连接的复杂模式,在模式识别等任务中表现出了优异的性能,已用于多光谱遥感数据的分类^[59]。Corradino 等^[16]利用含有特定等级噪声的遥感影像对 ANN 进行训练,实验结果表明,与使用不含噪声的遥感影像进行训练的 ANN 相比,该方法可以防止过拟合,从而使利用具有噪声的遥感影像训练的 ANN 达到了更高的云检测精度,说明一定水平下的噪声有助于提高神经网络的性能。RF^[60]是一种新的高度灵活的机器学习算法,它已成功地应用于不同的研究领域。Wei 等^[17]开发了基于随机森林的云掩膜(Random-Forest-based cloud mask, RFmask)算法,利用随机森林进行像素级的分类和对象级的图像分割技术进行云检测,通过验证数据将 RFmask 与现有的云检测方法对比,发现 RFmask 的精度优于基于阈值的云检测方法(如 Fmask 等算法),而且 RFmask 可以显著提高薄云和碎云的检测,具有一定的鲁棒性。在此基础上,Cilli 等^[18]开发了基于机器学习的云检测方法,对比 RF、SVM 和 ANN 3 种不同的模型发现,SVM 是最优的。此外,文章将 SVM 与阈值法(Fmask 等)进行相比,发现机器学习方法的云检测精确度更高,具有更强的鲁棒性。

3.3.2 深度学习方法

近年来,深度学习发展迅速,在计算机视觉、自然语言处理等领域做出了巨大成绩,在遥感领域应用也越来越广泛,基于深度学习的云检测方法是当前发展的热点之一。深度学习具有提取光谱、纹理以及上下文信息的强大能力,综合了云的多维度特征进行云检测,如基于多尺度特征卷积神经网络的去云方法(Multiscale Features-Convolutional Neural Network, MF-CNN),使用 MF-CNN 模型对影像的多尺度全局特征进行学习,将影像分为厚云、薄云和无云区域。利用不同场景下的 Landsat 8 遥感影像验证了该方法的性能要优于其他云检测方法^[61];基于深度学习的多尺度卷积特征融合的云检测方法(Multi-Scale Convolutional Feature Fusion, MSCFF)实现了不同传感器的中高分辨率卫星影像的云检测,在不同的传感器测试数据的条件下,与 Fmask、MFC (Multi-Feature Combined)^[62]等方法相比,MSCFF 都能达到较高的检测精度,这说明了 MSCFF 可以跨卫星传感器进行云检测,将会提

升各种不同应用的云检测能力^[63];Guo 等^[64]提出了基于 U-Net 的 Cloud-AttU 云检测方法,该方法的云检测精度要高于 Fmask,而且在冰雪干扰情况下也能达到很好的效果,具有很强的抗干扰能力;此外,Rozenhaimer 等^[65]开发了一个基于卷积神经网络的云/阴影检测方法,该方法同时考虑了多通道图像的光谱域和空间域,在 World-View-2 和 Sentinel-2 的卫星影像上得到了较高精度的云掩膜,并提出可以通过利用更全面的数据集优化该方法对多平台卫星的云检测能力的思路。

总体看来,与阈值法、空间变化检测方法等传统方法相比,机器学习方法具有更强的鲁棒性,可以得到更高的精度。然而,机器学习方法需要人工构建大样本训练模型,但人工获取样本费时、费力、成本高,如何构建大样本训练集也是难点。另外,对于所有基于机器学习的方法来说,构建时间、空间尺度上的强泛化能力的模型仍然是云和云阴影检测方法中的挑战。

4 厚云去除

云去除是指在云检测的基础上,利用遥感影像本身或其他遥感影像修复目标影像的云覆盖区域,最大程度地复原数据,得到一幅光谱一致性高、不受云污染的晴空影像(见如图 3 所示)的技术。对于薄云来说,可以通过同态滤波^[22-23]、图像变换等方法进行去云,但在实际应用中,厚云对地物的遮挡更为严重,从而导致了数据缺失问题,所以必须先进行遥感影像的修复才能够用于后续的处理。

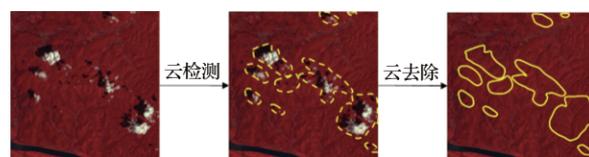


图 3 厚云去除示意图

Fig.3 Diagram of thick cloud removal

本文全面总结了近 20 a 国内外关于厚云去除方法的研究,并对厚云去除方法进行了分析,据图 4 可以发现近些年来关于云去除的研究不断上升,已成为研究的热点之一。

参考大量的国内外相关文献发现,现有研究中厚云去除的方法主要包括 3 类:单期影像去云方法、多期影像去云方法和中低分辨率影像时空融合去云方法。

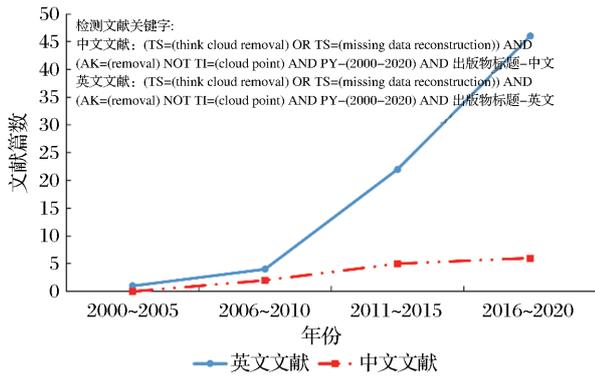


图 4 近 20 a 来国内外云去除研究趋势

Fig.4 Trend of cloud removal research in recent 20 years

4.1 单期影像去云方法

单期影像去云是在不借助其他辅助影像的情况下,利用目标影像中的无云区域对有云区域进行修复,从而得到无云影像的方法。空间插值法是广泛应用于单幅影像去云的方法。空间插值法利用遥感影像中云区域周围的光谱信息进行插值计算,将插值后的结果用于填补缺失区域。如地质统计学中常用的插值方法——克里金插值法,实验结果表明该方法的插值结果与非插值区域相比存在一些细微的差异或误差,但是这种差异通常较小,在填补数据空白方面可以提供一定的帮助^[28]。此外,

针对 Landsat 7 卫星传感器的扫描线校正器(Scan-Line Corrector, SLC)出现故障造成的图像缺失问题,LEE 等^[29]提出了一种通过一维插值和滤波技术修复图像的方法(Gap Interpolation and Filtering, GIF),与美国地质勘探局提出的直方图匹配方法相比,GIF 修复的影像结果精度更高。

4.2 多期影像去云方法

4.2.1 时空插值法

基于多期影像插值的去云方法又称“时间平均法”,主要是利用同一地区、不同时间获取的多幅遥感图像进行插值得到所需求时间对应的无云影像。这种方法进行去云的前提是首先对获取的多幅遥感影像进行配准和校正,然后利用插值算法对云区域进行填补。如用于重建多时相多光谱图像序列中被云遮挡区域的上下文多重线性预测(Contextual Multiple Linear Prediction, CMLP)去云方法,CMLP 利用 Landsat 7 ETM+传感器的多时相数据集进行实验,证明了此方法优于其他方法,又利用空间和光谱相关性改进了 CMLP 方法使其达到更好的去云效果^[30];在 CMLP 发展的基础上,Zhu 等^[31]提出了基于改进的邻域相似像素插值器(Neighborhood Similar Pixel Interpolator, NSPI)去除厚云的新方法,与 CMLP 相比,改进的 NSPI 方法去云效果

表 2 厚云去除方法

Table 2 Thick cloud removal method

厚云去除方法	参考文献
单期影像去云方法	克里金插值法(Zhang, 2017)
	GIF 法(Lee 等, 2016)
时空插值法	CMLP 方法(Melgani, 2006)
	MNSPI 方法(Zhu 等, 2012)
	WLR 方法(Zeng 等, 2013)
	STWR 方法(Chen 等, 2016)
光谱拟合法	LRM 方法(Du 等, 2019)
	ARRC 方法(Cao 等, 2020)
	CSF 方法(Meng 等, 2009)
多期影像去云方法	时态替换法
	多时相影像重建有云信息方法(Lin 等等(2013, 2014) 自动去云算法(Hu 等, 2020)
时域滤波法	基于 SG 滤波恢复 NDVI 数据法(Chen 等, 2004)
	HANTS 算法(Roerink 等, 2000) IDR 方法(Julien 等, 2010)
机器学习法	(Tahsin 等, 2017; Xu 等, 2016; Zhang 等, 2020; Meraner 等, 2020)
中低分辨率影像时空融合去云方法	STARFM 方法(Gao 等, 2006)
	ESTARM 方法(Zhu 等, 2010)
	改进的 STNLFFM 方法(Shen 等, 2019)
	FSDAF 方法(Zhu 等, 2016) REF-BSFM(Yang 等, 2020)

优于CMLP方法,但是该方法的精度仍受影像中云尺寸大小和无云辅助影像数量两个方面的限制,存在着一定的局限性。

在实际应用中,基于多期影像插值的去云方法具有很多局限。首先要保证选用的多幅图像具有一定的时间连续性,且差异不大,对图像要求比较高;另外,若出现多期影像中云区域重叠的现象,该方法就无法实现去云的目的。

4.2.2 光谱拟合法

由于缺乏足够的先验信息,基于时空插值的方法通常无法重建大面积云覆盖的遥感影像,在这种情况下,可以利用多期遥感影像的光谱信息进行云修复。光谱拟合法主要依赖多光谱/高光谱遥感影像中光谱域的互补信息,利用线性回归法进行影像的光谱匹配,最终达到去云的目的。与NSPI方法相同,针对Landsat 7 ETM+传感器中的SLC出现故障造成的遥感影像缺失的问题,Zeng等^[32]利用多时相遥感影像的互补信息,提出了一种加权线性回归(Weighted Linear Regression, WLR)算法来恢复复杂景观区域中缺失的像素。与NSPI方法^[31]相比,在多时相遥感影像中地物信息发生变化的情况下,WLR方法中加入的自适应相似像素使WLR修复的效果更接近真值,但该回归算法中仅使用了局部光谱相似的像素,没有考虑全局像素对缺失区域的影响,具有一定的局限性。为了减小回归预测结果与目标影像有云区域真实值的偏差,Chen等^[33]充分利用来自Landsat 5、Landsat 8时间序列有云影像中的无云像素,通过优化整合无云像素的空间和时间信息,提出了一种空间和时间加权回归(Spatially and Temporally Weighted Regression, STWR)的模型,用来恢复目标影像中的有云区域。DU等^[34]构建了基于目标影像与参考影像之间光谱相似性的线性回归模型(Linear Regression Modeling, LRM),该方法用于预测云污染区域的像元值。将LRM应用于Landsat 8影像的云修复时,模型预测的有云区域像元值与真实像元值之间体现出了较高的一致性。虽然这3种方法都在一定程度上提高了云修复结果的准确性,但当面对有云区域的土地覆盖发生明显变化的情况时,这些方法却无法恢复出准确的地物信息。为了解决云下地物信息发生突变的情况,Cao等^[35]提出了利用Landsat时间序列影像的自回归重建其中缺失数据的厚云去除方法——自回归去云方法(AutoRegression to Remove Clouds,

ARRC)。该方法包括Landsat时间序列图像去云(称为“长期成分”)和邻近时间的单期影像去云(称为“短期成分”)两部分,通过这两部分的加权求和实现生成晴空影像的目的。ARRC不仅考虑了陆地卫星时间序列数据的自相关性,还考虑到自相关可能受到多年土地覆盖突变造成的不利影响,与现有方法相比达到了更好的去云效果。

4.2.3 时态替换法

随着数据融合技术的迅速发展,基于多期影像替换的去云方法也有一定的发展。基于多期影像替换的去云方法按照一定的原则利用无云像元替换有云像元从而达到生成晴空影像的目的。如最近邻光谱拟合(Closest Spectral Fit, CSF)^[36]的去云方法,该方法利用同一地区不同时间拍摄的有云影像和无云影像进行像元的替换达到去云目的,CSF在对Landsat、QuickBird影像进行去云处理时达到了较高的准确度,不仅如此,该方法的精度不受云的大小、厚度以及密度的影响;与CSF原理相似,于彬^[37]通过加权欧氏距离在Radarsat-2全极化SAR影像中选择出与Landsat 8 OLI假彩色影像中有云区域像元光谱差异最小的无云像元进行替换,实现了Landsat 8遥感影像的云噪声去除及修复,该方法能够集成微波、光学影像的优势,实现多光谱影像的云区域修复,达到较理想的图像去云效果;除此之外,Lin等^[38]提出了一种利用多时相图像的相关性重建有云区域信息的方法,首先利用不同时间的影像获取相似的无云斑块来重构云污染区域,然后利用泊松方程对填补后的有云影像进行全局优化,改善辐射不一致问题,Lin等^[39]又进一步提出了一种接缝确定方法来替代泊松方程对云污染影像进行重建优化,与原有方法^[38]相比,优化后的方法在辐射精度和一致性方面表现更好;在Lin等^[38-39]提出的方法基础上,Hu等^[40]提出了一种自动去云算法,该方法首先利用具有时间相似性的多时相Landsat影像重建云污染部分,再采用泊松混合算法进一步消除无云区域和重建区域之间的辐射差异。该算法自动生成了Landsat 8 2013~2017年的无云数据集,数据集覆盖了整个中国,该方法也可以为其他卫星生成无云的时序影像。

基于多期影像替换的去云方法可以充分利用现有影像实现去云的目的,但这种方法的应用前提是不但要解决不同影像之间的配准和校正问题,还要解决原始影像和校正影像之间存在的辐射差异

问题,而且要保证多个传感器获取同一地区的遥感数据,实现条件很苛刻。

4.2.4 时域滤波法

时域滤波是一种去除一维信号噪声的方法,这种方法应用的前提是时间序列数据要严格按照时间顺序排列,并且在时间序列范围内呈现出有规律的变化。对于厚云覆盖的地物不发生突变的情况,利用这一思路可以恢复厚云去除后的地物信息。按照处理数据的方式,可以将时域滤波法分为滑动窗口滤波法、基于函数的曲线拟合法和频域方法。自适应 Savitzky-Golay (SG)滤波法是一种常用的滑动窗口滤波法,常用来重建 NDVI 时间序列数据。如 Chen 等^[41]提出了一种基于 SG 滤波器来恢复被云污染的 SPOT-4 NDVI 时间序列数据的方法,该方法能够有效地获取高质量的 NDVI 时间序列。此外, Roerink 等^[42]提出了时间序列谐波分析 (Harmonic ANalysis of Time Series, HANTS) 算法,该方法的基本思想是通过计算傅里叶级数来对像素观测的时间序列建模,完成筛选云和去除有云污染观测的数据,从而实现时间序列中任何时刻的无云影像重建。HANTS 算法已应用于覆盖欧洲大部分地区的 AVHRR 的 NDVI 数据产品。但该方法缺少客观的规则来设置 HANTS 中的控制参数。在这些方法的基础上, Julien 等^[43]提出了一种从大气污染中重建 NDVI 复合时间序列的新方法——迭代插值数据重建 (iterative Interpolation for Data Reconstruction, IDR) 方法。Idr 等^[42]利用 2006 年的全球 GIMMS (Global Inventory Modeling and Mapping Studie) 数据集进行了定量比较,在未受污染的 NDVI 值的保存和 NDVI 时间序列上包络线的近似方面, IDR 表现更好。然而,当存在土地覆盖变化频率较高的地方, IDR 方法会高估生长状态不佳时期(如休眠期)植物的 NDVI 值。

4.2.5 机器学习法

随着机器学习在遥感领域的应用越来越广泛,一些学者提出了利用机器学习实现厚云去除的方法。与利用机器学习进行云检测的方法相比,利用机器学习进行云修复具有更高的难度,模型不仅需要学习云的特征还需要学习多幅影像中的地物特征。待修复影像与同一地点多时相影像无云区域之间的关系可以通过学习的方式获得,根据学习的结果对有云区域进行预测,从而达到云修复的目的。如 Tahsin 等^[44]提出了一种新的光学云像素恢

复 (Optical Cloud Pixel Recovery, OCPR) 方法,该方法使用基于随机森林的方法恢复了 Landsat TM 影像中的 NDVI,实验证明即使在严重的云层覆盖情况下, OCPR 针对云污染区域重建的缺失信息也具有视觉上合理且定量准确的结果。但 OCPR 方法受限于历史时间序列的可用性,无法在特定区域的多个参数上表征多云和无云像素之间复杂的时间-空间-光谱关系。基于稀疏表示的思想, Xu 等^[45]提出了一种多时间字典学习 (Multitemporal Dictionary Learning, MDL) 的云去除方法。MDL 将像元的稀疏表示提升为字典元素的稀疏表,目标影像有云区域和参考影像的字典在谱域中分别进行字典学习和稀疏编码,再结合含云影像的字典与参考影像的稀疏表示参数完成云修复。与 MNSPI 方法相比, MDL 对 Landsat 8 影像的恢复结果更好。但这种稀疏表示的方法都是基于光谱域构建或者学习的字典,一方面受限于波段的数量,字典表达的信息有限;另一方面当云覆盖区域较大时,结合参考影像稀疏表示参数的方式会存在诸多问题,导致修复结果不准确。近几年来,深度学习不断发展, Zhang 等^[46]提出了一种深度学习框架,利用多个时态影像对有云区域进行间隙填充,实验结果表明该方法在不同规模情景、不同时相影像的情况下均能表现出去云的有效性,但实验应用的影像数据都来自于同一传感器 (Sentinel-2/Landsat 8), 对输入数据要求较高。为了弥补这一缺点, Meraner 等^[47]提出了在神经网络中融合雷达数据对 Sentinel-2 影像进行去云,通过数据融合将雷达数据作为辅助数据进行去云处理,提高了多时相数据的利用率,也提高了模型的泛化能力。

尽管机器学习法存在一些缺点和限制,但这是一种有前途且有效的修复云污染区域方法,可以在长期遥感分析中以足够的准确性减轻和消除云污染。

4.3 中低分辨率影像时空融合去云方法

时空融合方法是通过将不同传感器、不同时间分辨率和不同空间分辨率的遥感影像之间进行数据融合,从而弥补遥感影像数据的缺失,因此研究也把这种方法纳入到去云方法之中。如时空自适应反射率融合模型算法 (Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model, STARFM)^[48], STARFM 用于融合 Landsat 和 MODIS 的地表反射率,使用这种方法可以综合 MODIS 高频时间信息

和Landsat高分辨率空间信息,这种方法也适用于其他类似的高空间分辨率、高频时间信息的传感器生成高时空影像,从而消除云的影响。但STARM依赖于MODIS像素级均质土地覆盖像元的时间信息,所以当STARM用于非均质细粒景观时,预测结果有所下降。为了解决这一问题,Zhu等^[49]基于现有的STARM算法进行了改进,提出了一种基于移动窗口的数据融合方法(Enhanced Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model, ESTARFM),ESTARFM考虑了影像各像元的一致性,通过使用转换系数来提高异质景观预测的准确性,能够很好的保留空间细节。鉴于ESTARFM算法应用于Landsat和MODIS数据融合时有良好的表现,陈梦露等^[50]利用ESTARFM算法和多时相MODIS、Landsat数据,将云区的影像进行融合替换,达到了对Landsat 8云污染区域进行修复的结果。继STARFM、ESTARFM后,Zhu等^[51]又提出了灵活时空数据融合(Flexible Spatiotemporal Data Fusion, FSDAF)方法,通过融合两种类型的数据合成高时空图像,与STARFM相比,FSDAF能够更精确地融合图像并保留更多的细节。此外,基于多源数据融合的思想,Shen等^[52]提出了一种用于土地覆盖类型发生显著变化的场景的云去除方法。该方法对现有的基于时空非局部滤波器的数据融合模型(Spatial and Temporal Nonlocal Filter-based data Fusion Model, STNLFFM)进行了改进,并将改进的STNLFFM模型与基于泊松方程的残差校正过程相结合,利用Landsat 5和MODIS数据,实现了对Landsat 5的云污染区域的修复,得到了具有高空间和光谱一致性的恢复结果。与MNSPI、WLR和STARM等方法相比,改进的STNLFFM方法可以产生更准确的结果并获得比其他方法更稳健的性能。在这些方法的基础上,Yang等^[53]提出了一种反射率贝叶斯时空融合模型(Reflectance Bayesian Spatiotemporal Fusion Model, Ref-BSFM),Ref-BSFM利用Landsat和MODIS数据构建了具有高时空分辨率和长时间序列的数据集,达到了更高的预测精度。

单期影像去云方法不需要辅助影像,只需要影像自身的空间信息就可以完成遥感影像的去云。但在实际情况中,云/阴影的分布不规律,地物信息复杂多样,只依靠空间信息进行云去除的影像精度不高,无法投入后续的遥感应用中使用。多期影像

去云方法包括时空插值法、光谱拟合法、时态替换法、时域滤波法和机器学习法,每种方法都需要至少一幅的、与目标影像在时间或空间上有一定关联的遥感影像作为参考影像,参考影像可以是完全无云的,也可以是部分有云的(有云区域与目标影像有云区域不重叠)。通过将影像的时间信息、空间信息和光谱信息进行组合,提高了去云算法的精度。但大部分算法在选取参考影像时,要求严苛、限制性较强,甚至参考影像的好坏会直接影响最终的精度,这使得这些多期影像去云方法应用场景受限,泛化性不强。中低分辨率遥感影像时空融合去云方法实在多期影像去云的方法上,将多源传感器的影像加入到参考影像中,提高了中分辨率遥感影像的时间分辨率,在时间上,增强了数据密度。这种方法不但从算法角度进行改进,还从输入数据方面进行提升,扩大了辅助影像的选择范围,是厚云去除研究的趋势所在。但该方法应用的前提是解决多传感器遥感影像的归一化问题,保证数据的一致性,才能确保算法的实现。

5 总结与展望

5.1 总结

云及其阴影是随时随地存在于地球上的,其限制了卫星遥感的对地观测能力。因此,若要利用中分辨率遥感影像进行大尺度的土地覆盖变化监测、地球自然资源储量测算和全球变化研究,云检测和厚云去除是预处理中的必备步骤。近年来,许多研究提出了精确的云/阴影检测方法,本文对现有的云/阴影检测方法进行了总结,并重点全面地概括了已有的厚云去除方法,帮助研究者对这一方面有全面的了解。

总体来看,目前的云检测和厚云去除方法仍然存在一定的局限性,有些地方还需要继续完善。在云检测方面,几乎没有通用的算法能够对传感器进行云和云阴影检测,不同方法应用条件和适用范围都不同,由于一些大规模的任务需要海量的遥感影像数据,特别是在一些需要密集时间序列数据的任务中,需要多传感器数据协同工作,现有的云/阴影检测方法的适用范围受限,泛化性较差。此外,云检测的精度会因为遥感影像的背景信息受到影响,比如冰、雪等往往会使检测时出现误判、漏判,鲁棒性较差。在厚云去除方面,目前提出的厚云去除方法仍存在着一定的局限性,普适性较差;合成影像

的效果与辅助影像的数量和相近程度有密切的关系,为了达到较好的去云效果,需要具有一定足够的时间连续性且有云区域不重叠的辅助影像,应用前提要求高;同时,还要解决跨传感器间影像的配准和校正以及影像之间辐射差异问题。

5.2 展望

由于我国空间设施逐步完善,不同回访周期、不同分辨率和谱段的在轨卫星形成了强大的“虚拟星座”,对地观测能力越来越强,这也为今后充分利用多源多模态数据解决云污染问题打下了基础。这里核心的科学技术问题就是如何提高遥感影像云检测和云去除算法的普适性能力,实现高效的晴空影像合成。

云在遥感影像上呈现出特有的特征,挖掘出其内在、不变的特性,实现强泛化能力的自动检测尤为重要,也是发展强泛化能力的前提。作者认为,基于卷积神经网络的深度学习方法,能够自动学习光谱、纹理和上下文的特征实现“端到端”的自动化提取,挖掘云在遥感影像上的特有表现形式,这种特征学习方式适用于单一传感器和跨传感器,实现“所见所得”的云检测方法,这已经在目前研究中得到了初步验证,仍需作为今后发展的重点方向。厚云去除有着更为研究的挑战,主要是同一天多传感器或者不同时相多传感器的合成,如何将图像校正到统一时期影像的问题,保证云区域修复后光谱不失真,目前的研究也是考虑的较少。因此,利用遥感影像的时间、空间特性进行厚云去除,保证多源传感器的图谱合一是今后研究的重点,这是定量遥感应用的基础。

参考文献(References):

- [1] EASTMAN R, WARREN S G, HAHN C J. Climatic Atlas of Clouds over Land and Ocean[DB/OL], <http://www.atmos.washington.edu/CloudMap/index.html>, 2014, 2021.
- [2] SAUNDERS R W. An automated scheme for the removal of cloud contamination from AVHRR radiances over Western Europe[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1986, 7(7):867-886. DOI:10.1080/01431168608948896.
- [3] HOU Shuwei, SUN Wenfang, ZHENG Xiaosong. Overview of cloud detection methods in remote sensing images[J]. *Space Electronic Technology*, 2014, 11(3):68-76.[侯舒维,孙文方,郑小松. 遥感图像云检测方法综述[J]. *空间电子技术*, 2014, 11(3):68-76.]
- [4] LIU Zihan, WU Yanlan. Research progress of cloud detection methods in remote sensing images[J]. *Remote Sensing of Land and Resources*, 2017, 29(4):6-12.[刘紫涵,吴艳兰. 遥感图像云检测方法研究进展[J]. *国土资源遥感*, 2017, 29(4):6-12.]
- [5] MAHAJAN S, FATANIYA B. Cloud detection methodologies: Variants and development—A review[J]. *Complex & Intelligent Systems*, 2020, 6(2):251-61. DOI: 10.1007/s40747-019-00128-0.
- [6] IRISH R R. Landsat 7 automatic cloud cover assessment[J]. *Proceedings of SPIE—The International Society for Optical Engineering*, 2000, 4049:348-355. DOI:10.1117/12.410358
- [7] ZHU Z, WOODCOCK C E. Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 118:83-94. DOI: 10.1016/j.rse.2011.10.028.
- [8] WOODCOCK C E, ZHU Z, WANG S X, *et al.* Improvement and expansion of the Fmask algorithm: Cloud, cloud shadow, and snow detection for Landsats 4-7, 8, and Sentinel-2 images[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 159:269-277. DOI:10.1016/j.rse.2014.12.014.
- [9] HAGOLLE O, HUC M, PASCUAL D V, *et al.* A multi-temporal method for cloud detection, applied to FORMOSAT-2, VENS, Landsat and SENTINEL-2 images[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(8):1747-1755. DOI: 10.1016/j.rse.2010.03.002.
- [10] ZHU Z, WOODCOCK C E. Automated cloud, cloud shadow, and snow detection in multitemporal Landsat data: An algorithm designed specifically for monitoring land cover change[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 152:217-234. DOI:10.1016/j.rse.2014.06.012.
- [11] ZHU X, HELMER E H. An automatic method for screening clouds and cloud shadows in optical satellite image time series in cloudy regions[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 214:135-153. DOI: 10.1016/j.rse.2018.05.024.
- [12] CANDRA D S, PHINN S, SCATH P. Automated cloud and cloud-shadow masking for Landsat 8 using multitemporal images in a variety of environments[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(17):2060. DOI: 10.3390/rs11172060.
- [13] ZI Y, XIE F Y, JIANG Z G. A cloud detection method for Landsat 8 images based on PCANet[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(6):877. DOI: 10.3390/rs10060877.
- [14] QIU S, ZHU Z, WOODCOCK C E. Cirrus clouds that adversely affect Landsat 8 images: What are they and how to detect them?[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 246:111884. DOI: 10.1016/j.rse.2020.111884.
- [15] PPJ A, RHW B, VAT B. Cloud detection algorithm using SVM with SWIR2 and tasseled cap applied to Landsat 8[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2019, 82:101898-101898. DOI: 10.1016/j.jag.2019.101898.
- [16] CORRADINO C, GANCI G, BILOTTA G, *et al.* Improving cloud detection with imperfect satellite images using an artificial neural network approach[C]// *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC)*. IEEE,

2019. DOI:10.1109/SMC.2019.8914547.
- [17] WEI J, HUANG W, LI Z, *et al.* Cloud detection for Landsat imagery by combining the random forest and superpixels extracted via energy-driven sampling segmentation approaches [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 248: 112005. DOI: 10.1016/j.rse.2020.112005.
- [18] CILLI R, MONACO A, AMOROSO N, *et al.* Machine learning for cloud detection of globally distributed Sentinel-2 images [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12 (15) : 2355. DOI: 10.3390/rs12152355.
- [19] XIE F, SHI M, SHI Z, *et al.* Multilevel cloud detection in remote sensing images based on deep learning [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017, 10 (8) : 3631-3640. DOI: 10.1109/JSTARS.2017.2686488.
- [20] ZHAN Y, WANG J, SHI J, *et al.* Distinguishing cloud and snow in satellite images via deep convolutional network [J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2017(10) : 1-5. DOI: 10.1109/LGRS.2017.2735801.
- [21] MOLINIER M, REUNANEN N, LAMSA A, *et al.* Deep-cloud-A fully convolutional neural network for cloud and shadow masking in optical satellite images [C] // *IGARSS 2018-2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. IEEE, 2018. DOI: 10.1109/IGARSS.2018.8517484.
- [22] FENG Chun, MA Jianwen, DAI Qin, *et al.* An improved method for rapid removal of thin clouds from remote sensing images [J]. *Remote Sensing For Land & Resources*, 2004, 62 (4) : 1-3, 18. [冯春, 马建文, 戴芹等. 一种改进的遥感图像薄云快速去除方法 [J]. *国土资源遥感*, 2004, 62(4) : 1-3, 18.]
- [23] CHEN Feng, YAN Dongmei, ZHAO Zhongming. Thin cloud detection and removal of remote sensing images based on non sampling wavelet [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2007, 32(1) : 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(1) : 71-74.]
- [24] WANG Yueyun, HUANG Wei, WANG Rui. High fidelity thin cloud removal from remote sensing images based on thin cloud thickness distribution evaluation [J]. *Computer application*, 2018, 38(12) : 3596-3600. [汪月云, 黄薇, 王睿. 基于薄云厚度分布评估的遥感影像高保真薄云去除方法 [J]. *计算机应用*, 2018, 38(12) : 3596-3600.]
- [25] PAN Yongzhuo, XIE Hongbin, YANG Xue, *et al.* Improve the dark channel a priori high score No. 2 image to quickly remove thin clouds [J]. *Remote Sensing Information*, 2019, 34(6) : 91-98. [潘勇卓, 谢洪斌, 杨雪, 等. 改进暗通道先验的高分二号影像快速去薄云 [J]. *遥感信息*, 2019, 34(6) : 91-98.]
- [26] BENABDELKADER S, MELGANI F. Contextual spatio-spectral postreconstruction of cloud-contaminated images [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2008, 5 (2) : 204-208. DOI: 10.1109/LGRS.2008.915596.
- [27] KONG Jie, HU Gensheng, LIANG Dong. Thin cloud removal method of remote sensing image based on support vector machine [J]. *Computer Engineering and Design*, 2011, 32(2) : 599-602. [孔颀, 胡根生, 梁栋. 基于支持向量机的遥感影像薄云去除方法 [J]. *计算机工程与设计*, 2011, 32(2) : 599-602.]
- [28] ZHANG C, LI W, TRAVIS D. Gaps-fill of SLC-off Landsat ETM+ satellite image using a geostatistical approach [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2007, 28 (22) : 5103-22. DOI: 10.1080/01431160701250416.
- [29] LEE S, CHO M, LEE C. An effective gap filtering method for Landsat ETM+SLC-OFF data [J]. *Terrestrial, Atmospheric and Oceanic Sciences*, 2016, 27 (6) : 921-932. DOI: 10.3319/TAO.2016.07.18.02.
- [30] MELGANI F. Contextual reconstruction of cloud-contaminated multitemporal multispectral images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44 (2) : 442-455. DOI: 10.1109/TGRS.2005.861929.
- [31] ZHU X, FENG G, LIU D, *et al.* A modified neighborhood similar pixel interpolator approach for removing thick clouds in Landsat images [J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2012, 9 (3) : 521-525. DOI: 10.1109/LGRS.2011.2173290.
- [32] ZENG C, SHEN H, ZHANG L. Recovering missing pixels for Landsat ETM + SLC-off imagery using multi-temporal regression analysis and a regularization method [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 131: 182-194. DOI: 10.1016/j.rse.2012.12.012.
- [33] CHEN B, HUANG B, CHEN L F, *et al.* Spatially and temporally weighted regression: A novel method to produce continuous cloud-free Landsat imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 55 (1) : 27-37. DOI: 10.1109/TGRS.2016.2580576.
- [34] DU W H, QIN Z H, FAN J L, *et al.* An efficient approach to remove thick cloud in VNIR bands of multi-temporal remote sensing images [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11 (11) : 1284. DOI: 10.3390/rs11111284
- [35] CAO R, CHEN Y, CHEN J, *et al.* Thick cloud removal in Landsat images based on autoregression of Landsat time-series data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 249: 112001. DOI: 10.1016/j.rse.2020.112001.
- [36] MENG Q, BORDERS B E, CIESZEWSKI C J, *et al.* Closest spectral fit for removing clouds and cloud shadows [J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2009, 75(5) : 569-576. DOI: 10.14358/PERS.75.5.569.
- [37] YU B. Research on fusion and enhancement method of optical and SAR image in cloudy and rainy area [D]. Qingdao: China University of Petroleum (East China), 2017. [于彬. 多云多雨地区光学与 SAR 影像融合增强方法研究 [D]. 青岛: 中国石油大学(华东), 2017.]
- [38] LIN C H, LAI K H, CHEN Z B, *et al.* Patch-based information reconstruction of cloud-contaminated multitemporal images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2014, 52 (1 Part1) : 163-174. DOI: 10.1109/TGRS.2012.

- 2237408
- [39] LIN C H, TSAI P H, LAI K H, *et al.* Cloud removal from multitemporal satellite images using information cloning [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 51(1):232-241. DOI: 10.1109/LGRS.2011.2173290.
- [40] HU C, HUO L Z, ZHANG Z, *et al.* Multi-temporal Landsat data automatic cloud removal using poisson blending [J]. *IEEE Access*, 2020(99):1-1. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2979291.
- [41] CHEN J, JÖNSSON P, TAMURA M, *et al.* A simple method for reconstructing a high-quality NDVI time-series data set based on the Savitzky-Golay filter [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 91(3-4):332-344. DOI: 10.1016/j.rse.2004.03.014.
- [42] ROERINK G J, MENENTI M, VERHOEF W. Reconstructing cloudfree NDVI composites using fourier analysis of time series [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2000, 21(9):1911-1917. DOI: 10.1080/014311600209814.
- [43] JULIEN Y, SOBRINO J A. Comparison of cloud-reconstruction methods for time series of composite NDVI data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(3):618-625. DOI: 10.1016/j.rse.2009.11.001.
- [44] SUBRINA Tahsin, MEDEIROS S C, HOOSHYAR M, *et al.* Optical cloud pixel recovery via machine learning [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(6):527. DOI: 10.3390/rs9060527.
- [45] XU M, JIA X P, PICKERING M, *et al.* Cloud removal based on sparse representation via multitemporal dictionary learning [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(5):2998-3006. DOI: 10.1109/TGRS.2015.2509860.
- [46] ZHANG Q, YUAN Q, LI J, *et al.* Thick cloud and cloud shadow removal in multitemporal imagery using progressively spatio-temporal patch group deep learning [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 162:148-160. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.02.008.
- [47] MERANER A, EBEL P, ZHU X X, *et al.* Cloud removal in Sentinel-2 imagery using a deep residual neural network and SAR-optical data fusion [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 166:333-346. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.05.013.
- [48] GAO F, MASEK J, SCHWALLER M, *et al.* On the blending of the Landsat and MODIS surface reflectance: Predicting daily Landsat surface reflectance [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(8):2207-2218. DOI: 10.1109/TGRS.2006.872081.
- [49] ZHU X L, CHEN J, GAO F, *et al.* An enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model for complex heterogeneous regions [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(11):2610-23. DOI: 10.1016/j.rse.2010.05.032.
- [50] CHEN Menglu, LI Cunjun, GONG Yunlan, *et al.* Thick cloud and cloud shadow removal method based on Landsat 8 image [J]. *Beijing Surveying and Mapping*, 2019, 33(4):382-386. [陈梦露, 李存军, 官云兰, 等. 基于 Landsat8 影像的厚云及云影去除方法 [J]. *北京测绘*, 2019, 33(4):382-386.]
- [51] ZHU X, HELMER E H, GAO F, *et al.* A flexible spatiotemporal method for fusing satellite images with different resolutions [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 172:165-177. DOI: 10.1016/j.rse.2015.11.016.
- [52] SHEN H F, WU J G, CHENG Q, *et al.* A spatiotemporal fusion based cloud removal method for remote sensing images with land cover changes [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2019, 12(3):862-874. DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2898348.
- [53] YANG L, SONG J, HAN L, *et al.* Reconstruction of high-temporal and high-spatial-resolution reflectance datasets using difference construction and Bayesian unmixing [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(23):3952. DOI: 10.3390/rs12233952.
- [54] QIU S, ZHU Z, HE B. Fmask 4.0: Improved cloud and cloud shadow detection in Landsats 4-8 and Sentinel-2 imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 231:111205. DOI: 10.1016/j.rse.2019.05.024.
- [55] DONG Zhen, SUN Lin, LIU Xirong, *et al.* Improved CDAG algorithm and its Application in GF-6 WFV Data Cloud Detection [J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(16):143-152. [董震, 孙林, 刘喜荣, 等. CDAG 改进算法及其在 GF-6 WFV 数据云检测中的应用 [J]. *光学学报*, 2020, 40(16):143-152.]
- [56] XU Dongyu, LI Xiaorun, ZHAO Liaoying, *et al.* Cloud detection of hyperspectral remote sensing images based on spectral analysis and dynamic fractal dimension [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(10):93-101. [徐冬宇, 厉小润, 赵辽英, 等. 基于光谱分析和动态分形维数的高光谱遥感图像云检测 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(10):93-101.]
- [57] ZHANG Hao, SHI Xiaorong, NI Liang. Infrared image Cloud Detection based on fractal and texture features [J]. *Computer Simulation*, 2020, 37(8):452-456. [张昊, 石晓荣, 倪亮. 基于分形和纹理特征的红外图像云检测 [J]. *计算机仿真*, 2020, 37(8):452-456.]
- [58] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks [J]. *Machine learning*, 1995, 20(3):273-297. DOI: 10.1023/A:1022627411411.
- [59] YOSHIDA T, OMATU S. Pattern recognition with neural networks [C]// *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2000. Proceedings. IGARSS 2000. IEEE 2000 International. IEEE, DOI: 2000. 10.1016/S0165-0114(98)00232-2.
- [60] BREIMAN L. Random forests [J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1):5-32. DOI: 10.1023/A:1010933404324.
- [61] SHAO Z F, PAN Y, DIAO C, *et al.* Cloud detection in remote sensing images based on multiscale features-convolutional neural network [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(6):4062-4076. DOI: 10.1109/tgrs.2018.2889677.
- [62] LI Z W, SHEN H F, LI H F, *et al.* Multi-feature combined cloud and cloud shadow detection in GaoFen-1 wide field of view imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 191:342-358. DOI: 10.1016/j.rse.2017.01.026.

- [63] LI Z W, SHEN H F, CHENG Q, *et al.* Deep learning based cloud detection for medium and high resolution remote sensing images of different sensors[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 150: 197-212. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2019.02.017.
- [64] GUO Y, CAO X, LIU B, *et al.* Cloud detection for satellite imagery using attention-based U-Net convolutional neural network[J]. *Symmetry*, 2020, 12(6): 1056. DOI: 10.3390/sym12061056.
- [65] SEGAL-ROZENHAIMER M, LI A, DAS K, *et al.* Cloud detection algorithm for multi-modal satellite imagery using Convolutional Neural-Networks (CNN)[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 237: 111446. DOI: 10.1016/j.rse.2019.111446.

A Review of Cloud Detection and Thick Cloud Removal in Medium Resolution Remote Sensing Images

CHEN Jinle^{1,2,4}, ZHANG Jinshui^{1,2,3,4}, DUAN Yaming^{1,2,4},
YANG Zhi^{1,2,4}, XIA Xingsheng³

- (1.State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Beijing Normal University, Beijing, 100875, China;
2.Beijing Land Surface Remote Sensing Data Product Engineering Technology Research Center,
Department of Geographic Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;
3.Research Institute of Plateau Science and Sustainable Development, Qinghai Normal University,
Xining 810016, China;
4.Institute of Remote Sensing Science and Engineering, Department of Geographic Sciences, Beijing Normal
University, Beijing 100875, China)

Abstract: Medium resolution remote sensing image (10 m~100 m resolution) has moderate spatial resolution, high revisit period and large width to achieve large-scale earth observation, and is currently the core remote sensing data source for accurate acquisition of earth surface information. Studies have shown that more than 60% of the earth's surface is covered by cloud all year round, which is one of the biggest limiting factors for obtaining effective surface information from medium resolution optical images. How to efficiently tag cloud/shadow and the synthesis of clear image, is the realization of the surface elements extraction, the dynamic change of land cover, and the earth system material and energy circulation parameter inversion of the key, can be regarded as the same as the radiation correction, geometric correction for remote sensing image preprocessing step, it is also a basis for a variety of quantitative remote sensing application. A summary of past studies on cloud detection and thick cloud removal from medium resolution images shows that there have been several review articles on cloud detection up to 2019, but no review articles on thick cloud removal have been reported. Therefore, this paper focuses on summarizing the scientific research results of cloud detection methods since 2018, especially the technical methods based on machine learning, and sorts out the current status and focus of this research. For thick cloud removal methods, the concept of thick cloud removal methods is extended, various thick cloud removal methods are comprehensively summarized, the advantages and disadvantages of each method are analyzed, and the future research focus is prospected, which helps relevant researchers to have a comprehensive and clear understanding of this direction.

Key words: Cloud/shadow detection; Clear sky image synthesis; Medium resolution image; Thick cloud; Deep learning