

引用格式: BING Fangfei, JIN Yongtao, ZHANG Wenhao, *et al.* Research progress of remote sensing image cloud detection based on machine learning[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2023, 38(1): 129–142. [邴芳飞, 金永涛, 张文豪, 等. 基于机器学习的遥感影像云检测研究进展[J]. 遥感技术与应用, 2023, 38(1): 129–142.] DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2023.1.0129

基于机器学习的遥感影像云检测研究进展

邴芳飞^{1,2}, 金永涛^{1,2}, 张文豪^{1,2}, 徐娜³, 余涛^{4,5}, 张丽丽^{4,5}, 裴莹莹^{1,2}

(1. 北华航天工业学院 遥感信息工程学院, 河北 廊坊 065000;

2. 河北省航天遥感信息处理与应用协同创新中心, 河北 廊坊 065000;

3. 国家卫星气象中心 卫星气象研究所, 北京 100081;

4. 中国科学院空天信息创新研究院 遥感卫星应用国家工程实验室, 北京 100094;

5. 中科空间信息(廊坊)研究院, 河北 廊坊 065001)

摘要: 在对地观测领域中云检测是遥感定量化应用的重要环节, 同时也是卫星气象应用的关键步骤。近年来, 基于机器学习的遥感影像云检测逐渐成为该领域的研究热点, 并且取得了一系列研究成果。系统阐述了近10 a来国内外基于机器学习的遥感影像云检测的研究进展, 将算法模型分为传统的机器学习模型和深度学习模型两类, 并对两类中的具体模型进行详细介绍, 对比分析不同模型的优缺点及其适用情况。重点介绍了传统机器学习中的支持向量机(SVM)、随机森林等方法, 深度学习中的神经网络模型, 包括卷积神经网络(CNN)、改进的U-Net网络等模型。在此基础上, 分析了基于机器学习的遥感影像云检测研究中存在的问题, 讨论了未来潜在发展方向。

关键词: 机器学习; 深度学习; 云检测; 神经网络; 遥感影像

中图分类号: P237; TP751 **文献标志码:** **文章编号:** 1004-0323(2023)01-0129-14

1 引言

据国际卫星云气候项目(International Satellite Cloud Climatology Project, ISCCP)统计, 全球遥感数据年平均云覆盖率约为66%^[1-2], 在部分地区(如热带)云覆盖率更高^[3]。云既可以通过改变辐射收支平衡进而影响全球气候, 也可以通过光化反应影响大气环境。在卫星遥感获取的对地观测数据中, 云占有相当大的比例^[4]。对光学卫星遥感而言, 云的存在严重影响地面和一些大气参数的卫星探测能力, 如土地分类和变化、地表温度、气溶胶和近地表细颗粒物等^[3]。此外, 气象卫星影像云检测是气

象预报领域中的一项重要任务, 包含降水预测、气象灾害在内的气象预报任务等均依赖精确的云检测结果。因此, 云的检测识别是光学定量遥感应用中一个重要环节。

传统的云检测算法需要大量的人工判读和参数调整, 才能实现精确的云判识, 如传统的阈值法, 通常需要针对不同的卫星载荷设定不同的阈值, 即便同一种卫星载荷在不同的观测条件其阈值也不尽相同, 导致算法的适用性有限。然而, 随着机器学习和深度学习在云检测领域中的应用和发展, 云检测精度和效率都得到了显著提升^[2]。

研究在近10 a来国内外文献的基础上, 全面、系

收稿日期: 2021-09-14; 修订日期: 2022-11-10

基金项目: 国家重点研发计划项目(2019YFE0127300), 高分辨率对地观测系统重大专项(30-Y30F06-9003-20/22), 国家自然科学基金(41801255、41907192), 河北省自然科学基金(D2020409003), 河北省高等学校科学技术研究项目(ZD2021303), 北华航天工业学院博士科研启动基金(BKY-2021-31), 民用航天预研项目(D040102), 国防基础科研项目(JCKY2020908B001), 国防基础科研计划(JCKY2019407D004), 北华航天工业学院硕士研究生创新资助项目(YKY-2021-28)。

作者简介: 邴芳飞(1995-), 女, 河北邢台人, 硕士研究生, 主要从事大气环境遥感研究。E-mail: 1610332423@qq.com

通讯作者: 张文豪(1986-), 男, 北京人, 副教授, 硕士生导师, 主要从事大气环境遥感研究。E-mail: zhangwh@radi.ac.cn

统、深入地基于机器学习的遥感影像云检测的研究进展进行综述,归纳了目前常用的卫星影像云检测样本,详尽阐述用于云检测的机器学习算法模型并进行总结分类,明晰各模型的优缺点、适用条件,梳理出待进一步解决的问题,最后分析基于机器学习的遥感影像云检测研究的未来潜在发展方向。

2 遥感影像云检测样本现状

遥感影像云检测样本是机器学习云检测方法的重要组成部分,按照卫星影像类别,研究归纳了目前常见的云检测样本。

2.1 Landsat 8 云检测样本

Landsat 8-38 云数据集包含 38 幅 Landsat 8 场景影像,每幅影像都包含手动提取的像素级云产品,该数据集有 18 幅 Landsat 8 影像用作训练,20 幅用作测试,由 MOHAJERANI 和 SAEEDI^[5]完成。为更好地用于深度学习网络训练,这些场景的整幅影像均被裁剪成 384×384 大小的瓦片影像,得到 8 400 个用作训练的瓦片影像,9 201 个用作测试的瓦片影像,每个瓦片影像包含 4 个未融合的光谱通道,分别为红色波段、绿色波段、蓝色波段和近红外波段^[6]。

Landsat 8-Biome 数据集由 96 幅 Landsat 8 场景影像组成,影像由 FOGA 等^[7]收集并进行标注。该数据集被划分为 8 个不同的生物群落,分别为荒原、森林、草/作物、灌木丛、城市、水和湿地,并进一步划分为“云”、“薄云”、“云阴影”和“晴空”4 类。但是,96 个场景中只有 30 个场景对云阴影进行了标注。此外,根据云所占百分比将场景分为 3 组:几乎没有云层($<35\%$),中云($35\% \sim 65\%$)和多云($>65\%$)^[8-9]。

Landsat 8-SPARCS 数据集由 80 个 Landsat 8 子场景组成,每个子场景的大小为 $1\,000 \times 1\,000$ 像素。该数据集由 Hughes 和 Hayes^[10]标注为 7 个不同的类别,分别为云、云阴影、水上云阴影、陆地、雪、水、洪水^[6]。

2.2 高分一号(GF-1)云检测样本

GF-1 云数据集从分布在世界各地的 622 幅 GF-1 卫星 1A 级大型图像中随机裁剪图像块得来,包含 206 384 个带有二进制标签的图像块,图像块大小为 250×250 且有 4 个光谱通道,二进制标签表示该块是否包含云,没有任何云像素的图像块标记为负样本,云覆盖率超过 25% 的块标记为正样本。数据集共有手动采集的图像块 51 596 个,以 90 度、180 度和 270 度的角度对每个图像块进行旋转,得到

原始数量 4 倍的图像块,负样本 109 312 份和正样本 97 072 份。负样本包括冰、雪、裸地、植被、水、建筑物和农田等不同的土地覆盖类型,正样本包含不同形状、体积和下垫面云覆盖的各种情况。测试数据集由 30 幅遥感影像组成,云标签为领域专家手动仔细标记的像素级标签,包含薄云和厚云^[11]。

2.3 World-view2 云检测样本

World-view2 提供了 46 cm 的全色分辨率和 1.85 m 的多光谱分辨率影像,适合海洋和珊瑚栖息地分类任务。World-view2 云数据集由 770 km 高的太阳同步高分辨率卫星 World-view2 收集的影像及珊瑚礁探险队实测数据组成,覆盖 400~1 040 nm 的光谱范围,包含 24 个海洋栖息地和珊瑚礁地貌类别,每类有 8 000 个 $256 \times 256 \times 4$ 的瓦片影像进行训练,800 个影像进行测试,具有广泛的全球覆盖范围和地面真实性,该数据集云和云阴影标签为手动标注^[12]。

2.4 Sentinel-2 云检测样本

Sentinel-2 数据集由位于世界各地的 108 个场景组成,包含云、卷云、雪/冰、阴影、水和晴空,附 1C 级产品的相关元数据,并将 1C 级产品的所有光谱通道在空间上重采样至 20 m^[13-14]。

研究人员在云检测过程中同样会采用非公开的数据集,如采用目标卫星影像及官方产品作为云检测样本或收集目标卫星影像并手动进行标注作为样本(MODIS、风云系列、资源系列等)^[15-16]。

3 基于机器学习的云检测模型的分类

按照云检测采用的算法模型原理及研究思路的不同,将基于机器学习的云检测方法分为传统的机器学习模型和深度学习模型两个大类,并详细分析每个大类中采用的具体算法,如图 1 所示。

3.1 基于传统机器学习模型的云检测方法

3.1.1 基于支持向量机的云检测

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是一种基于监督学习的二值分类器,通过类分布边缘的最小训练数据(支持向量)寻找超平面,进而确定最优决策边界^[17]。它的优势在于不需要任何数据假设,避免了过度拟合,从而降低错误分类出现的概率^[18-19]。然而,随着光谱分辨率的提高,支持向量机并不能很好地解释遥感数据中的冗余性和高维性,因此,有学者将主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)、缨帽变换(Tasselled Cap

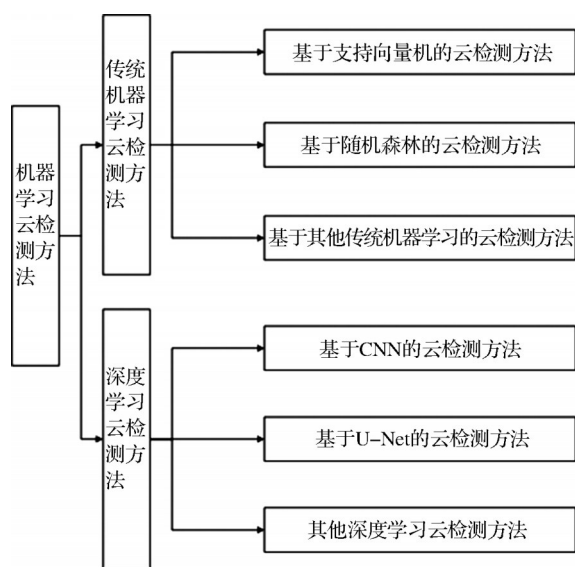


图 1 基于机器学习的云检测方法分类

Fig.1 Classification of cloud detection methods based on machine learning

Transformation, TCT) 和独立成分分析 (Independent Component Analysis, ICA) 等特征提取和优化技术与支持向量机相结合, 并获得了相对于利用单个光谱更高的分类精度^[20]。

Li 等^[21]提出了一种基于支持向量机的云图像检测方法, 该方法主要用于厚云的检测; PRATIK 等^[22]提出了一种基于 SVM 的云检测算法 (ST-mask), STmask 算法将第 4 波段缨帽变换值 (tas-seled cap band4, TC4) 和短波红外波段 (SWIR 2.107~2.294 μm) 进行结合来训练支持向量机模型, 生成云、水、阴影、雪和植被的掩膜。使用 Landsat 数据集作为实验数据, 该算法与 Landsat 官方云检测算法 (C Function of mask, CFmask) 相比, 对水的敏感性更高, 云检测的精度更好。然而, 阴影类的训练像素较少且参考数据中手动标签难免存在错误, 因此云阴影检测的平均性能会受到影响。

在基于 SVM 进行云检测研究时, 除了将波段结合进行模型训练外, 也有人提出利用特征融合的方式进行云检测。如张波等^[23]提出了一种结合遥感影像灰度、纹理和频率特征的层次支持向量机云检测算法。该方法分为 3 步: ①采用简单线性迭代聚类算法将遥感图像分割为像素块; ②使用一种层次支持向量机分类器对遥感图像以像素块为单位进行云检测; ③将②中所得结果进行膨胀处理, 得到云检测的最终结果, 平均准确率为 95.4%。

孙汝星等^[24]提出了基于支持向量机的多特征融合方法进行云检测, 该方法分为 5 步: ①构造特征

空间: 对影像特征进行分析, 提取归一化植被指数、光谱信息、纹理信息特征并进行归一化处理; ②提取训练样本: 通过随机提取方式从云和非云两个区域进行训练样本提取; ③提取影像的特征像素: 从云和非云两个区域分别提取光谱信息、纹理信息和归一化植被指数特征; ④获得非平行超平面参数: 通过构建以径向基函数为核函数的向量分类模型, 并训练云和非云样本区域获得非平行超平面参数; ⑤像素分类及结果获取: 使用支持向量机—径向基函数分类器将提取的维度特征向量进行分类, 得到所有像素的云检测结果。该方法云检测整体准确率优于 90%, 误检率小于 5%, 具有较高的精度。但是, 该算法的局限性在于难以准确的区分云和非云地物, 特别是对于存在的大面积雪和冰的遥感影像识别效果较差。

云检测过程中容易出现错检、漏检, 对结果的评估非常重要。因此 Haruma 等^[25]提出了一种应用支持向量机的云检测方法, 该方法提出了两种可调整性的方法来减少错误结果的出现频率: 一种调整方法定量地判断该程序的添加是否真的有效地减少了错误结果的出现频率; 另一种调整方法是改进用于云检测的特征空间。通过对支持向量的分析, 可以得到定量分析的指标, 以估计特征应用对于结果的影响。该方法检测云的效果与 MOD35 的一致性为 89%~94%, 但是, 在半植被情况下该方法的检测精度较低, 一致性只有 85%。

Addesso 等^[26]提出了一种基于多光谱 (Multi-spectral, MS) 图像改进的像素分类方法, 通过引入一个惩罚项来量化像素为云的概率。惩罚项是从 MS 图像的分割开始构建的, 分割时考虑了像素标签之间的空间相关性。该方法考虑相邻像素间的空间关系, 不受波段数量限制, 显著提高了经典支持向量机云检测的性能。此外, 赵晓等^[27-29]基于支持向量机进行云检测算法研究, 取得了较好的结果。

3.1.2 基于随机森林的云检测

随机森林 (Random Forest, RF) 是使用树形分类器集成方法的通用术语, 树形分类器表达式如公式 (1):

$$h(x, H_k), k=1, 2, \dots, n \quad (1)$$

其中: H_k 是独立的同分布随机向量; x 是输入模式。RF 算法创建多重 CART-like 树, 每个 CART-like 树在原始训练数据的自举样本上训练, 并且只在随机选择的输入变量子集上搜索每个节点并进行分

割。因此,其训练时间比其他集成方法要快。对于分类,RF中的每棵树在输入 x 处为最受欢迎的类投一个单位票。分类器的输出由树的多数投票决定。RF算法不会过度拟合,也不需要指导。此外,该算法能够估计出分类中变量的重要性,对训练数据的约简和噪声具有较强的鲁棒性。随机森林分类器在分类精度和训练时间上与支持向量机具有相同的性能,但是与支持向量机相比,其所需的用户定义参数数目较少,且参数更易于定义^[30]。

Fu等^[15]提出了一种基于集成阈值和随机森林的方法,该方法可提高国家气象卫星中心(NSMC)的云检测产品精度。方法分为5步:①利用第一红外波段的10种阈值方法进行二值化处理,通过投票策略得到二值化图像;②将两个通道的二值化图像进行组合,形成一个集合阈值影像;③对图像的中间部分和上、下边缘进行融合,NSMC的云检测结果作为随机森林的样本采集源数据;④通过只依赖于源图像数据的某一时刻的训练样本,训练出随机森林模型;⑤将该模型应用于其它时间的图像,得到最终的云检测结果。该方法在FY-2G图像上精度较好,具有较少的错误检测区域,但该方法存在如下局限:①集成阈值方法中使用的10种阈值虽然应用广泛,但有效性难以确定;②对于某一个季节适用的模型并不适合其他季节,且对FY系列的其他气象卫星及其他系列卫星的遥感影像云检测结果难以确定。

阈值的使用会影响云检测的结果,因此学者提出了不涉及阈值选取的随机森林云检测模型。如Ghasemian等^[30]介绍了两种基于随机森林分类器的遥感影像云、雪、冰检测算法:特征级融合随机森林(Feature Level Fusion Random Forest, FLFRF)和决策级融合随机森林(Decision Level Fusion Random Forest, DLFRF),将可见光、红外(Infrared, IR)和热红外光谱与纹理特征及灰度共生矩阵(Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM)、鲁棒扩展局部二元模式(Robust Extended Local Binary Pattern, RELBP_CI),用于高精度遥感影像云检测。FLFRF算法包括3个步骤:①可见光、红外及光谱和纹理的融合;②调整RF算法的参数;③云、雪、冰和背景像素的检测。DLFRF由4个步骤组成:①分离可见光、红外及光谱和纹理;②依次将3组特征输入RF算法;③调整每组RF分类器的参数,预测每组分类的投票值,生成3个投票矩阵;④使用多数投票

算法预测最终分类图。在MODIS和Landsat 8上,FLFRF和DLFRF的平均云量Kappa值较高。该算法不会高估云像素,并且不需要设置任何阈值,但在利用上述方法实现云检测过程中,需要一个复杂的特征选择过程。

高度混合场景下特征难以提取,且在不均匀的土地上布满破碎的薄云,给云检测的开展带来挑战。为此Wei等^[31]提出了一种随机森林云掩模(RFmask)的算法,该算法可以提高从Landsat专题制图仪(Thematic Mapper, TM)、增强型专题制图仪(Enhanced Thematic Mapper Plus, ETM+)以及陆地成像仪和热红外传感器(Operational Land Imager/Thermal Infrared Sensor, OLI/TIRS)图像中识别云的精度。该算法分为以下4步:①根据全球土地利用覆盖情况,采用分层抽样的方法对云天和晴天像素进行预选择,形成先验像素库;②选取典型的光谱通道,利用大气顶反射率和亮温,根据不同土地覆盖类型的光谱反射特征计算光谱指数;③将步骤②中结果作为RF模型的输入,用于训练和建立初步的云检测模型;④利用能量驱动采样(Super-pixels Extracted via Energy-Driven Sampling, SEEDS)分割方法提取的超像素,对初步分类结果进行再处理,得到最终的云检测结果。该方法的总体平均精度达到93.8%(Kappa系数=0.77),漏检率为12.0%,错检率为7.4%,RFmask算法能够识别亮地表和暗地表上的碎云和薄云。但雪、冰与云的分离及云阴影的探测仍需进一步研究。将随机森林方法应用于遥感影像云检测研究的还有许赞等^[32-33],均取得了较为理想的云检测结果。

3.1.3 基于其他传统机器学习的云检测

除了支持向量机、随机森林,许多学者开展了基于其他传统机器学习模型的云检测。如王伟^[34]提出了Kmeans聚类与多波谱阈值相结合的云检测方法,该方法采用MODIS L1B数据,首先,对影像数据进行预处理选取适当的影像波段和特征参数;然后,对预处理得到的特征参数进行Kmeans聚类,实现各种地物的初步分类;最后,去除烟雾、雪等因素的干扰,得到了较好的检测结果,但该方法第一个初始聚类中心点的选择是随机的,不能自动确定哪个聚类结果是云。Xiang^[35]在王伟^[34]研究的基础上,利用最大类间方差法(Ostu method)对MODIS数据进行初始云识别以确定Kmeans算法的初始聚类中心,并对得到的聚类结果进行标记,最后结合

其他波段的固定阈值进行云检测,该方法实现了云的自动检测并取得了理想的效果,但该方法不能适用于所有情况,当云和其他特征在所选波段没有明确区分时,仍需要手动选择最大类间方差法的初始分类对象。

费文龙等^[36]提出了一种基于逻辑回归(Logistic regression)模型的FY-2C卫星云检测和云的分类识别的方法,该算法对卫星数据进行灰度和纹理信息的特征提取,并建立逻辑回归模型进行云检测,精度达到了91%。罗藤灵等^[37-38]也采用逻辑回归方法进行了云检测的研究,在陆地上准确率为88%,在海面上的准确率为97%。

吴炜等^[39]提出了一种利用多期同区域的影像进行云检测和去除的方法,该方法为每种地物类型建立线性回归方程,将全局影像辐射一致性处理中的非线性问题转换为线性问题,从而提高云的预测精度,通过该方法得到的云检出率能够达到85%。

韩杰等^[40]提出了一种基于波谱标准差异异常的动态阈值云检测算法,该算法可以很好地检测出环境小卫星星座HJ-1B星不同时相、不同类型的下垫面上空的云像元。

丁玉叶^[41]开展了应用K近邻(K-Nearest Neighbor, KNN)算法进行云检测的研究,该算法无需选取分类阈值,结合多波段特征值共同确定云与地物特点,使云与地物的分离更为准确,很好地改善了虚检和漏检问题。但该方法在样本数量较多时耗时较长,样本依赖性强,且该方法中K值需要事先指定,但是缺少确定最优K值的方法,因此云检测的效果并不稳定。Min等^[42]在云检测中同样采用KNN方法,他们将极限学习和KNN方法结合,数据更加可靠且性能更好,但由于云图的复杂特征,检测时仍会出现误判现象。

吴代强等^[43]利用Landsat 8建立样本数据库来识别高分五号(GF-5)卫星影像的云,首先利用朴素贝叶斯(Naive Bayes)模型构建高质量样本数据库,该数据库由Landsat 8数据集和基于阈值的高概率样本组成,然后将GF-5影像的波段进行转换,使之与Landsat 8波段相对应,最后对波段转换后的GF-5影像利用随机森林模型进行云识别,在精度和速度上均有提升。但是利用该算法得出的检测结果出现了部分孤立的错分像素,其原因在于该模型在分类时虽然考虑到单点像素上的特征,但是周围像素对中心像素的影响未进行考虑;此外,GF-5影像无

法拟合出Landsat 8的热红外波段,导致其区分部分亮地表和云像素较为困难。

3.2 基于深度学习模型的云检测方法

随着计算机的计算能力日益进步,海量的遥感影像训练数据集的不断扩充,深度学习技术在遥感影像处理领域的应用越来越广泛。与传统机器学习方法基于手动提取特征并应用浅层分类技术不同,深度学习模型能够自动提取目标的重要特征^[44],在云检测方法研究方面深度学习取得了较大进展^[45]。

3.2.1 基于CNN的云检测

神经网络(Neural Network, NN)是机器学习的一种形式,它利用计算节点来描述线性或非线性函数。神经网络模仿人类大脑神经结构,能够根据输入数据进行推断、分类并输出^[46]。卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)是神经网络的一种新形式,其架构允许直接输入3D结构数据^[47],并且网络架构能够同时在空间域和光谱域上进行操作,而不是像传统神经网络方法中那样在单个神经元上进行。卷积运算通过使用输入数据的同位网格来学习图像特征,从而保持像素之间的空间关系。在每一层上,可以应用许多不同类型的卷积运算模拟一组多种滤波器。这种方法省去了预先设计特定过滤器(或阈值)的过程,同时能够自动选择最佳过滤器。CNN本质上能够从原始多通道图像中提取光谱和空间特征,它们能够较好地识别云和云阴影^[38]。

Michal等^[12]提出了一种检测云和云阴影的卷积神经网络算法,算法利用WorldView-2和Sentinel-2卫星图像的红、绿、蓝和近红外(RGB、NIR)通道信息。该算法既考虑了多通道图像的光谱背景,又考虑了图像的空间背景,且无需设置复杂算法,并能同时检测云和云阴影。但是该算法仍然存在如下不足:①由于海洋层积云的数据集少,该算法对海洋层积云的检测效果并不理想;②未使用短波红外和热红外波段,且在检测过程中需要手动调整参数,影响了检测的效果;③对于薄卷云的检测能力有待提高。

针对上述问题,有学者在CNN结构中加入纹理特征的提取方法提高了云检测的精度,如Yu等^[48]提出了一种用于GF-5 RGB图像云分割的双分支CNN结构,称为多尺度融合门控网络(Multiscale Fusion Gated Network, MFGNet),它引入金字塔集

中注意和空间注意来提取浅层和深层信息,还采用了一种新的多级特征融合模块,对不同深度和尺度的特征进行融合,得到像素级的云分割结果,在一些复杂的情况下,MFGNet的分割结果比传统的分割结果更准确。Xie等^[49]提出了一种基于深度学习的遥感影像多层云检测方法,该方法的特点在于能够实现多级检测,所设计的深度CNN模型不仅可以检测云,还能够区分薄云和厚云;该方法实现思路如下:首先改进简单线性迭代聚类(Simple Linear Iterative Clustering, SLIC)方法,将图像分割成具有精确边界的超像素;然后,设计一种双分支深度卷积神经网络来预测厚云、薄云和非云的超像素。对图像中所有的超像素进行预测,得到最终的云检测结果,该方法具有较好的准确性和鲁棒性。但是该算法中数据集标签的准确性难以确定,在图像为全云和全雪时检测错误率较高。

多尺度特征的应用是提高云检测精度的一种有效方法。Shao等^[50]将Landsat 8卫星的可见光、近红外、短波红外、热红外波段进行叠加,生成10个波段的组合图像,以组合图像的每个像素为基本研究单元,构造多尺度特征卷积神经网络(Multiscale Features-Convolution Neural Network, MF-CNN)。该模型自动提取云层的多尺度全局特征,其中包含了不同聚集层次的全局上下文信息。在分类过程中,特征学习产生的不同尺度的高层语义信息与相应的底层空间信息相结合,多尺度的背景提升了厚云和薄云的检测效果,但是薄云的检测精度仍然不理想。

CNN的组合使用也是提高云检测精度的方法之一。如Luotamo等^[51]提出了由两个级联的CNN组成的云检测模型,依次处理欠采样和全分辨率图像。第一个CNN是一个改进的CNN图像分类器,它接收完整图像的欠采样输入,并进行分类;第二个CNN是传统的CNN编码器—解码器,基于编码器主干和解码器,对输入的每个像素进行分类。该模型能够有效地对任意大小的图像进行语义分割,同时保留更多的全局和局部信息。实验证明,该模型相对于传统CNN模型精度提升了16%。

针对遥感影像上云深度特征的挖掘能够有效提升云检测的精度及鲁棒性。如Shi等^[52]提出了一种基于深度学习框架的云检测方法。该方法所设计的深度卷积神经网络能够挖掘云的深度特征。该方法由3个步骤组成:①采用简单线性迭代聚类

方法将图像聚类为子区域的超像素;②通过设计的网络模型,预测每个超像素属于云区域的概率,从而生成图像的云概率图;③根据云图的梯度得到云区域。该方法能较好地检测出薄云和厚云,且对复杂场景不敏感,对云区边界的识别同样较为精准,相较于其他方法具有更好的鲁棒性和精度。

为提高云检测精度,不少学者将主成分分析方法与CNN结合进行云检测。如陈洋等^[53]将卷积神经网络算法应用于国产资源三号卫星遥感影像云检测中。该方法在预训练网络结构中采用主成分分析方法,通过预训练的网络结构获取待检测影像特征并进行学习,得到含有训练样本统计特征的滤波器;为减少影像特征在采样过程中发生缺失,提出自适应池化模型(Adaptive Pooling Model, APM),该模型在最大池化模型和平均模型的基础上,根据插值原理获得。使用该方法对影像进行云检测不受影像光谱范围的限制且较少出现误判现象,对有云、无云的影像均比较适用,可用于资源三号卫星多光谱和全色影像的云检测。但是该方法缺少对卷积神经网络的层次结构和参数设置的合理性判断,且对于其他卫星影像的适用情况不明确。徐启恒等^[54]提出了基于卷积神经网络的高分辨率遥感影像云检测方法。该方法在网络结构预训练采用与陈洋等^[43]相同的主成分分析方法,进而通过预训练好的网络结构获取待检测遥感影像云特征;然后采用超像素分割方法进行影像分割;最后将检测结果影像块拼接,完成整幅影像云检测。该方法同样无需考虑光谱范围的影响,云检测精度高,误判较少,适合国产高分辨遥感影像云检测。曾晓双等^[55-58]也开展了基于CNN的遥感影像云检测研究,均取得了较高的云检测精度。

3.2.2 基于U-Net的云检测

U-Net^[59-60]神经网络结构在图像分割领域应用广泛,它由典型的下采样编码器和上采样解码器结构以及它们之间的“跳跃连接”组成,通过编码和解码过程将局部和全局上下文信息结合起来。U-Net是一种CNN的类型,能够快速、准确地分割影像并识别像素类别,在云检测研究中不少研究人员倾向采用U-Net及U-Net变种模型。

Jeppesen等^[8]提出了基于U-Net结构的遥感网络(Remote Sensing Network, RS-Net),是一种用于光学卫星的深度学习模型。该模型的训练和评估使用Landsat 8数据集,其中包括195 GB Landsat 8

Biome 数据集^[7]和 1.6 GB Landsat 8 SPARCS 数据集^[10],Landsat 8 Biome 数据集被划分为森林、城市等 8 个生物群落,Landsat 8 SPARCS 数据集由“云阴影”、“雪”等 7 类组成,使用该模型进行云检测取得了较好的效果,尤其是在难以分辨的场景中,如冰雪地区的云层等。该模型显著提高了仅使用 RGB 波段模型的性能,在多光谱能力有限的小型卫星上进行云检测结果较为理想,但云检测模型仍然需要进行参数优化和网络结构优化来进一步改进模型。

在云检测研究中,有学者提出了基于 U-Net 的改进模型提升检测精度。Guo 等^[61-62]在进行云检测过程中使用了改进的 U-Net 架构,该架构引入了云检测的注意机制,具有显著的精度优势,特别是在雪地和其他被明亮非云物体覆盖的区域。该模型所采用的数据集为 Landsat 8,对于其他影像如 Sentinel-2、FY-4、GF-4 的云检测效果并不明确。

Jiao 等^[63]提出了端到端的精化 UNet V2 模型来实现云和阴影分割的联合预测和精化,它能够在视觉上中和多余的分割像素或区域。该算法模型继承了 Refine-UNet 的流水线结构,重新研究了条件随机场(Conditional Random Field,CRF)推理过程中的双边消息传递,提出了一种新的基于引导高斯滤波器的双边策略。采用局部线性模型进行去噪,该模型可以很大程度上删除孤立的分割像素或区域,提升分类效果。

星上云检测方法是影像云检测的研究方向之一,高精度的星上影像云检测对后续遥感影像的传输、处理及应用意义重大。Zhang 等^[64]提出了一种基于轻量级 U-Net 和 JPEG 压缩策略的星上云检测框架。在该方法中,引入了一种压缩策略,并对其进行了评估,以达到效率和资源消耗之间的平衡。该框架使用 Landsat 8 数据集,采用 U-Net 和 Mobile-Net 深度学习网络,实现云和阴影的自动去除。利用图像压缩策略和深度可分离卷积,能够使资源消耗降低。该方法为基于深度学习的星上云检测提供了研究思路。在遥感影像云检测研究中,采用 U-Net 模型的还有张家强等^[65-67]。

灾害相关领域中,需要短时间内准确识别云及云阴影且不受目标区域中大气条件等变化的干扰,为此 Wieland 等^[68]提出了一种基于改进的 U-Net 卷积神经网络的数据驱动方法,可对单日影像进行云及云阴影识别。该方法包含用于语义分割的编码器和解码器部分,采用 3×3 的卷积和 2×2 的最大

池化,在 Landsat 数据集、Sentinel-2 数据集上均取得了理想的效果。

较高的模型迁移性可以减少人力、物力等成本的投入,甚至解决缺少有效数据集导致的云检测研究未能开展问题。Gonzalo 等^[69]提出了利用一颗卫星的手动标记数据集进行训练可应用到其他卫星的云检测深度学习模型,同时提出了一种使用 Landsat 8 和 Proba-V 传感器的简单迁移学习方法。该方法采用全卷积神经网络(Fully Convolutional Neural Networks,FCNN)模型,可以在不收集大量影像并标注数据标签的情况下为新卫星创建准确的基于深度学习的云检测模型。

通过影像缩略图(预览图像)进行云检测是云检测研究的方式之一,能够降低计算复杂性,但缩略图通常只包含 RGB 三波段,甚至是只包含一个波段的灰度图像,云检测相对困难,Yang 等^[16]针对该问题提出了基于深度学习的 CDnet(Cloud Detection neural network)方法,该方法采用特征金字塔模块(Feature Pyramid Module,FPM)来提取多尺度和全局上下文信息,用于图像区域的类别识别,引入边界细化(Boundary Refinement,BR)模块,捕捉清晰、详细的对象边界,CDnet 结构有一个编码器-解码器网络结构,利用多级层的特性来生成清晰的边界,该方法在 ZY-3、GF-1、Landsat8 上均取得了理想的效果。

小块云、薄云在云检测过程中效果不理想,针对该问题刘广进等^[70]提出了一种融合注意力机制的密集连接网络遥感影像云检测方法,该方法使用 DenseNet 作为编码器与解码器能够提取更多特征,中间层引入自注意力机制和双注意力模块,最后采用级联的空洞卷积结构捕获影像的全局信息,提高了小块薄云的检测效果。

3.2.3 基于其他深度学习的云检测

Chen 等^[71]将深度学习的概念引入到高光谱数据分类中,思路如下:①按照经典的基于光谱信息的分类方法来验证堆叠式自动编码器的适用性;②提出了一种基于空间主导信息的分类方法;③提出了光谱-空间联合深度学习框架来融合这两种特征,该框架是主成分分析、深度学习体系结构和逻辑回归的混合。采用深度学习模型自动编码器对高光谱数据进行分类,从而获得较高的分类精度,但该方法训练时间较长。

Sun 等^[72]提出了一种快速获取高质量学习样本

的方法,用于不同卫星数据的云检测。该方法基于 AVIRIS (Airborne Visible Infrared Imaging Spectrometer) 数据选取足够数量的云像元和晴天像元来构建高光谱训练样本,利用多光谱传感器的光谱响应函数模拟多类型传感器的云和晴空像素数据集。该方法在 Keras 深度学习框架的基础上,建立了深度 BP 神经网络进行模型训练,采用迭代条件模型算法优化云检测结果。但该方法的样本数据来自模拟的高光谱数据,模拟数据和真实数据之间的差异尚未明确。训练数据不包括所有可能的云类型和云状态,从而有可能导致云检测结果的不确定性。

将 BP 神经网络应用到云检测研究中的还有高军等^[73]。他将归一化动云指数的动态阈值法用于初步云检测,并进一步提出基于 BP 神经网络的云检测算法来消除阈值选取中的主观影响。该方法在大范围复杂下垫面的遥感图像数据中可以取得较好的云检测效果。

刘云峰等^[74]提出基于双重视觉注意机制的模型对 GF1 影像进行云检测。该模型在深度神经网络特征提取之后加入位置注意与通道注意模块,同时将注意力模块与多级特征密集连接,进一步提升模型的特征提取能力,从而获得更精确的云检测结果,能有效区分云与道路、居民地。该模型与全卷积网络模型相比,云边界更为准确,模型适用性更好。

3.3 不同分辨率遥感影像云检测方法

随着遥感影像分辨率逐渐提高,高分辨率影像的应该领域已不断扩大,由于高分辨率遥感影像与中低分辨率遥感影像光谱特征不同,云检测方法也有所差异。

中低分辨率影像通常光谱通道较多,云检测效果较好,目前针对中低分辨率遥感影像的云检测方法较多。如针对 MODIS 影像云检测,Haruma 等^[25]提出了一种应用支持向量机的云检测方法;王伟^[34]提出了 Kmeans 聚类与多波谱阈值相结合的云检测方法;Xiang^[35]在王伟^[34]研究的基础上,利用最大类间方差法 (Ostu method) 对 MODIS 数据进行初始云识别;丁玉叶^[41]开展了应用 K 近邻 (K-Nearest Neighbor, KNN) 算法的研究。在 Landsat 影像云检测研究中,Pratik 等^[22]提出了基于 SVM 的云检测算法 (STmask); Ghasemian 等^[30]提出了两种基于随机森林分类器的遥感影像云、雪、冰检测算法; Shao

等^[50]提出了多尺度特征卷积神经网络模型; Jeppesen 等^[8]提出了基于 U-Net 结构的遥感网络深度学习模型; Guo 等^[61-62]使用了改进的 U-Net 架构,并在该架构引入了注意机制; Jiao 等^[63]提出了端到端的精化 UNet V2 模型; Wieland 等^[68]提出了一种基于改进的 U-Net 卷积神经网络的数据驱动方法。

高分辨率遥感影像相对中低分辨率的多光谱影像具有更高的空间分辨率,但光谱通道较少,云与下垫面之间更难区分,进行云检测更加困难^[75]。Li 等^[11]提出了一种基于弱监督深度学习的云检测方法,采用 GF-1 云检测数据集,实现了端到端的云检测,但该方法的检测效果很大程度上受主干网络在训练阶段的分类精度影响,且云阴影样本的缺乏导致该方法无法进行云阴影的检测; 刘云峰等^[74]提出基于双重视觉注意机制的模型对 GF1 影像进行云检测; 吴代强等^[43]利用 Landsat 8 建立样本数据库来识别高分五号 (GF-5) 卫星影像的云,将 GF-5 影像的波段转换至 Landsat8 对应波段并利用随机森林模型进行云识别; YU 等^[48]采用双分支 CNN 结构进行 GF-5 RGB 图像云分割; 栗旭升等^[76]提出了结合影像光谱特征与纹理特征的支持向量机云检测方法对 GF1 进行 GF1 遥感影像云检测研究。Michal 等^[12]将卷积神经网络算法应用于 WorldView-2、Sentinel-2 影像; Travis 等^[77]应用 WorldView-2 数据集提出了一种优化卷积神经网络拓扑结构的两阶段搜索方法。

4 基于机器学习的云检测模型的对比分析

现阶段常见的基于机器学习的遥感影像云检测方法有基于传统机器学习的支持向量机、随机森林等方法,以及基于深度学习的卷积神经网络、U-Net 及其改进模型等方法。表 1 给出了上述几种方法的优缺点对比。

4.1 云检测方法定性比较

随着传统的机器学习方法在遥感影像云检测领域的应用,检测过程中不再需要手动设置阈值,从而避免了阈值设置不当导致的误差,方法相对灵活^[25,78]。而随着深度学习的发展,特别是深度 CNN 的广泛应用,遥感影像云检测的精度有较大提升。本文将从复杂度、效率和普适性 3 个方面定性比较传统机器学习云检测模型和深度学习云检测模型两类方法的优缺点。

表 1 基于机器学习的遥感影像云检测方法的优点与局限

Table 1 advantages and limitations of remote sensing image cloud detection method based on machine learning

方法分类	常见方法	优点	局限	参考文献
传统的机器学习云检测方法	支持向量机、随机森林、其他传统机器学习(如 Kmeans、逻辑回归、KNN 等)	避免了手动设置阈值,方法比较灵活,相对于阈值法精度有较大提升。	特征构造需要人为干预,基于像素的分类,结果存在椒盐效应	Li pengfei 等 ^[21] , Pratik 等 ^[22] , 张波等 ^[23] , 孙汝星等 ^[24] , Haruma ishida 等 ^[25] , Paolo addesso 等 ^[26] , Nafiseh ghasemian 和 Mehdi akhoondzadeh ^[30] , Fu hualian 等 ^[15] , Wei jing 等 ^[31] , Xiang ^[35] , 费文龙等 ^[36] , Luo tengling ^[38] , 吴炜等 ^[39] , 韩杰等 ^[40] , Min xia 等 ^[42]
深度学习云检测方法	基于卷积神经网络(CNN)的云检测方法	可进行高分辨率、大尺度、多通道的遥感图像云分割,像素分类结果精度高	边缘分割不精确,云的形状识别不精确	Michal segal-rozenhaimer 等 ^[12] , Yu junchuan 等 ^[48] , Xie fengying 等 ^[49] , Shao zhenfeng 等 ^[50] , Markku luotamo 等 ^[51] , Shi mengyun 等 ^[52] , 陈洋等 ^[53] , 徐启恒等 ^[54]
	基于 U-Net 的云检测方法	精确识别云和阴影,精确捕捉边界	模型迁移性需要改进	Jacob hoxbroe jeppesen 等 ^[8] , Guo yanan 等 ^[61-62] , Jiao libin 等 ^[63, 82] , Zhang zhaoxiang 等 ^[64] , 张家强等 ^[65-66] , 张永宏等 ^[67] , Marc wieland 等 ^[68] , Gonzalo mateo-garcia 等 ^[69]
	基于其他深度学习的云检测(如 BP 神经网络,深度学习与其他特征或技术相结合)	检测精度高,云边界准确	检测结果存在不确定性,训练时间长	Chen yushi 等 ^[71] , Sun lin 等 ^[72] , 高军等 ^[73] , 刘云峰等 ^[74]

传统机器学习云检测方法模型结构简单,基于人工提取特征并应用浅层分类技术,实现过程相对容易,而深度学习的方法能够针对研究目标自动提取重要特征^[44, 79],深度学习云检测模型包括卷积层、池化层、全连接层等多层网络,模型比传统机器学习模型复杂,实现过程也相对困难;模型的结构影响方法的复杂度,方法的复杂度通常决定方法的效率,因此传统机器学习的效率往往较高,但是当传统机器学习模型云检测中若涉及步骤较多或由多个模型级联使用时效率会降低;基于丰富的数据集,深度学习云检测方法可获得更精确的云检测结果,但是其结果往往局限于训练的卫星数据,当用于其他卫星数据时其性能会下降,而传统机器学习方法虽然精度受限,但是对于不同卫星的普适性较好。

4.2 云检测方法效果比较

云检测结果的精度是检验云检测方法优劣的重要指标,对云检测结果的定量分析是判定云检测结果精度的重要手段,研究将从各方法的检测精度进行定量分析比较。

Landsat 系列遥感影像云检测研究中,Pratik 等^[22]采用的 STmask 算法在 Landsat 8 各下垫面的云检测精度均达到 70% 以上,在森林及灌木丛场景的云检测精度高于 80%;Ghasemian 等^[30]提出的两种基于随机森林分类器在 Landsat 8 遥感影像云检测过程中 Kappa 值为 1;Wei 等^[31]提出的随机森林云

掩模(RFmask)算法总体平均精度达到了 93.8%;Jeppesen 等^[8]提出的 RS-Net 算法总体精度可达到 93% 以上,而且对于单景 Landsat 8 卫星影像处理时间约为 34 s,检测速度较快;Guo 等^[61-62]提出的改进的 U-Net 架构在 Landsat 8 遥感影像云检测的总体精度为 97.05%;Jiao 等^[63]提出的端到端的精化 UNet V2 模型精度高于 93%,Wieland 等^[68]提出的基于改进的 U-Net 卷积神经网络的数据驱动方法精度达到 89%。

GF 系列遥感影像云检测研究中,Li^[11]针对 GF1 数据的基于弱监督深度学习的云检测方法精度达到 96.66%;张波等^[23]提出的层次支持向量机云检测算法在 GF1 遥感影像的平均准确率为 95.4%;吴代强和何涛^[43]采用随机森林模型在 GF-5 影像转换至 Landsat 8 对应波段后的云检测精度为 86.1%;Yu 等^[48]提出的 MFGNet 算法在 GF-5 RGB 图像预测精度可达 99% 且 F1 值为 0.94;刘云峰等^[74]采用的基于双重视觉注意机制的模型在 GF1 影像云检测的正确率为 0.986 4,栗旭升等^[76]提出的结合影像光谱特征与纹理特征的支持向量机云检测方法对各类云层检测的查准率与查全率均分别保持在 99.2% 和 93.9% 以上,错误率控制在 1.1% 以下。

WorldView-2 遥感影像云检测研究中,Michal segal-rozenhaimer 等^[12]提出的云和云阴影检测的卷积神经网络(CNN)算法在 WorldView-2 影像上精度可达到 89%;TRAVIS 等^[77]提出的优化卷积神经网络

络拓扑结构的两阶段搜索方法应用于 WorldView-2 数据集的云检测精度高于90%。

Sentinel-2 遥感影像云检测研究中,Hollstein^[14]采用改进的贝叶斯方法应用于 Sentinel-2A 影像精度可达到98%;Liu等^[80]提出的结合基于深度残差学习、语义分割等的方法在 Sentinel-2 影像的精度高于95%。

国产资源系列卫星、风云系列卫星的云检测研究同样取得了理想的成果,如孙汝星等^[24]提出的基于支持向量机的多特征融合云检测方法在资源三号卫星影像的整体准确率优于90%;费文龙等^[36]提出的基于逻辑回归模型的云检测方法在 FY-2C 卫星云图上精度最高达到了91.07%。

5 结 语

遥感影像云检测在对地观测研究中起着至关重要的作用,其结果对后续遥感影像的应用以及气象的预测有重要的影响,基于机器学习的遥感影像云检测逐渐成为研究的热点^[81]。本文针对遥感影像云检测过程中涉及的机器学习方法,综合阐述了传统机器学习模型和深度学习模型的遥感影像云检测方法,并简要对比分析了不同的云检测方法的优缺点和适用性,为读者了解现阶段基于机器学习的遥感影像云检测方法的现状和发展提供参考。

近年来机器学习在遥感领域的应用越来越广泛,但是遥感影像云检测依然存在以下问题:①机器学习特别是深度学习方法提升了云检测精度,但是其潜在的物理机理的研究依然缺乏;②对于薄云、小积云的影像检测容易出现漏检情况,对于一些复杂或明亮的背景像素进行云检测时精度还有待提升;③缺少对于特殊观测条件下的云检测方法研究,如晨昏交界的云检测结果常常出现明显的跳变,同时对于夜间云检测研究较少;④基于机器学习的云检测效果依赖于丰富的不同场景的训练样本,然而目前这些高精度样本的获取依然困难;⑤针对某一颗卫星数据集训练的模型精度通常很高,但是将该模型应用到其他卫星数据时效果往往并不理想,模型的通用性和迁移需要进一步的研究。

综上所述,未来的研究可以从以下5个方面着手:①深度学习方法应用于云检测取得效果较好,基于深度学习的遥感影像云检测模型研究是云检测领域的重要趋势之一,同时在模型构建时考虑卫星载荷参数(如光谱响应函数、空间分辨率)和成像

特点(卫星和太阳的天顶角、方位角等),增加模型对于不同卫星数据的适用性;②机器学习对于数据集的要求较高,扩充云检测数据集(如增加热红外波段、增加样本的量化位数等),以提高云检测精度;③高效、精确的遥感影像云检测训练样本的获取将快速、高质量扩充云检测数据集,研究自动化、高精度遥感影像云像素标签生成算法以扩充云检测数据集;④不断对机器学习模型进行改进优化解决云检测过程中出现的问题以提高云检测精度;⑤纯夜间、晨昏等特殊观测条件云检测是云检测领域的一项重大挑战,开展适用于纯夜间、晨昏遥感影像云检测方法的研究同样是未来重要研究方向之一,2021年7月5号我国风云三号E星成功发射,作为首颗民用晨昏轨道气象卫星,它为晨昏以及夜间云检测研究提供了数据基础。

参考文献(References):

- [1] ZHANG Y, WILLIAM B, ROSSOW Andrew 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):1-27. DOI:10.1029/2003JD004457.
- [2] GONG Jianya, JI Shunping. Photogrammetry and deep learning[J]. *Journal of Surveying and Mapping*, 2018, 47(6):693-704.[龚健雅,季顺平.摄影测量与深度学习[J].测绘学报, 2018,47(6):693-704.]
- [3] Remote sensing of atmospheric environment. Scientific research progress. Landsat satellite cloud recognition based on machine learning and super pixel segmentation technology [DB/OL]. <https://mp.weixin.qq.com/s/Mfqxt0wD6CcIdC46f1ksDw> 2021,12,14.[大气环境遥感.科研进展|结合机器学习和超像素分割技术的Landsat卫星云识别[DB/OL]. <https://mp.weixin.qq.com/s/Mfqxt0wD6CcIdC46f1ksDw> 2021,12,14.]
- [4] HOU Shuwei, SUN Wenfang, ZHENG Xiaosong. Review 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.]
- [5] MOHAJERANI S, SAEEDI P. Cloud-Net: An End-To-End cloud detection algorithm for Landsat 8 imagery [C]// IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2019.
- [6] DAN López-Puigdollers, GONZALO Mateo-García, LUIS Gómez-Chova. Benchmarking deep learning models for cloud detection in Landsat-8 and Sentinel-2 images [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(5):992. DOI:10.3390/rs13050992.
- [7] FOGA S, SCARAMUZZA P L, GUO S, *et al.* Cloud detection algorithm comparison and validation for operational Land-

- sat data products[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 194:379-390. DOI:10.1016/j.rse.2017.03.026.
- [8] JEPPESEN J H, JACOBSEN R H, INCEOGLU F, *et al.* A cloud detection algorithm for satellite imagery based on deep learning[J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 229:247-259. DOI:10.1016/j.rse.2019.03.039.
- [9] CHAI D, NEWSAM S, ZHANG H K, *et al.* Cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery based on deep convolutional neural networks[J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 225:307-316. DOI:10.1016/j.rse.2019.03.007.
- [10] HUGHES M, DANIEL H. Automated detection of cloud and cloud shadow in single-date landsat imagery using neural networks and spatial post-processing[J]. Remote Sensing, 2014, 6(6):4907-4926. DOI:10.3390/rs6064907.
- [11] LI Y, CHEN W, ZHANG Y, *et al.* Accurate cloud detection in high-resolution remote sensing imagery by weakly supervised deep learning [J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 250:112045. DOI: 10.1016/j.rse.2020.112045.
- [12] MICHAL Segal-Rozenhaimer, ALAN Li, KAMALIKA Das, *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.
- [13] DAGOBERT T, GIOI R G V, FRANCHIS C D, *et al.* Cloud detection by luminance and inter-band parallax analysis for pushbroom satellite imagers[J]. Image Processing on Line, 2020, 10:167-190.
- [14] ANDRÉ Hollstei, SEGL K, GUANTER L, *et al.* Ready-to-use methods for the detection of clouds, cirrus, snow, shadow, water and clear sky pixels in Sentinel-2 MSI images[J]. Remote Sensing, 2016, 8(8):666. DOI:10.3390/rs8080666.
- [15] FU H, SHEN Y, LIU J, *et al.* Cloud detection for FY meteorology satellite based on ensemble thresholds and random forests approach[J]. Remote Sensing, 2018, 11(1). DOI: 10.3390/rs11010044.
- [16] YANG J, GUO J, YUE H, *et al.* CDnet: CNN-based cloud detection for remote sensing imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019:6195-6211.
- [17] MOUNTRAKIS G, IM J, OGOLE C. Support vector machines in remote sensing: A review[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2011, 66(3):247-259.
- [18] LIU Q, LIU G. Combining tasseled cap transformation with support vector machine to classify Landsat TM imagery data [C]//Sixth International Conference on Natural Computation. IEEE, 2010.
- [19] LIU Q, GUO Y, LIU G, *et al.* Classification of Landsat-8 OLI image using support vector machine with Tasseled Cap Transformation[C]// 2014 10th International Conference on Natural Computation (ICNC). IEEE, 2014.
- [20] BAHARI N, AHMAD A, ABOOBAIDER B M. Application of support vector machine for classification of multispectral data [J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2014, 20(1):012038. DOI:10.1088/1755-1315/20/1/012038.
- [21] LI P, DONG L, XIAO H, *et al.* A cloud image detection method based on SVM vector machine[J]. Neurocomputing, 2015, 169:34-42.
- [22] PRATIK P, JOSHI Randolph H, WYNNE V A, *et al.* Cloud detection algorithm using SVM with SWIR2 and tasseled cap applied to Landsat 8[J]. International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation, 2019, 82 : 101898-101898.
- [23] ZHANG Bo, HU Yadong, HONG Jin. Hierarchical support vector machine remote sensing image cloud detection based on multi feature fusion[J]. Journal of Atmospheric and Environmental Optics, 2021, 16(1): 58-66.[张波, 胡亚东, 洪津. 基于多特征融合的层次支持向量机遥感图像云检测[J]. 大气与环境光学学报, 2021, 16(1):58-66.]
- [24] SUN ruxing, FAN Rongshuang. Multi feature fusion image cloud detection based on support vector machine [J]. Surveying and Spatial Geographic Information, 2018, 41(6): 153-156.[孙汝星, 范荣双. 基于支持向量机的多特征融合影像云检测[J]. 测绘与空间地理信息, 2018, 41(6):153-156.]
- [25] HARUMA Ishida, YU Oishi, KEITARO Morita, *et al.* Development of a support vector machine based cloud detection method for MODIS with the adjustability to various conditions [J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 205: 390-407. DOI:10.1016/j.rse.2017.11.003.
- [26] ADDESSO P, CONTE R, LONGO M, *et al.* SVM-based cloud detection aided by contextual information[C]// Workshop on Advances in Radar & Remote Sensing. IEEE, 2012.
- [27] ZHAO Xiao. Research on cloud detection method of high resolution satellite remote sensing image[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2013.[赵晓. 高分辨率卫星遥感图像云检测方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.]
- [28] CHEN Changchun. Research on cloud detection algorithm of Landsat multispectral image based on support vector machine [D]. Hefei: Anhui University, 2014.[陈长春. 基于支持向量机的 Landsat 多光谱影像云检测算法研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2014.]
- [29] JIN Wei, YU Jianding, FU Randi, *et al.* Cloud detection of meteorological cloud images using density clustering support vector machine [J]. Optoelectronics Laser, 2010(7): 1079-1082.[金伟, 俞建定, 符冉迪, 等. 利用密度聚类支持向量机的气象云图云检测[J]. 光电子·激光, 2010(7):1079-1082.]
- [30] GHASEMIAN N, AKHOON D, ZADEH M. Introducing two random forest based methods for cloud detection in remote sensing images[J]. Advances in Space Research, 2018, 62(2):288-303.
- [31] 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.
- [32] XU Fu, XU Aiwen. Cloud, snow and fog classification detection based on random forest remote sensing image [J]. Land and Resources Remote Sensing, 2021, 33(1): 96-101.[许赞, 许艾文. 基于随机森林的遥感影像云雪雾分类检测[J]. 国土

- 资源遥感, 2021, 33(1): 96-101.]
- [33] REN Pengzhou, YUE Cairong. Cloud and shadow mask construction of Hyperion image based on random forest algorithm [J]. *Forestry Survey Planning*, 2018, 43(3): 10-15. [任鹏洲, 岳彩荣. 基于随机森林算法构建 Hyperion 影像云和云阴影掩模[J]. *林业调查规划*, 2018, 43(3): 10-15.]
- [34] WANG Wei. Research on cloud detection and smoke detection algorithm based on Kmeans clustering and multi spectral threshold [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2011. [王伟. Kmeans 聚类与多波谱阈值相结合的云检测和烟检测算法研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2011.]
- [35] XIANG P S. A cloud detection algorithm for MODIS images combining kmeans clustering and otsu method[J]. *IOP Conference*, 2018, 392(6). DOI: 10.1088/1757-899X/392/6/062199.
- [36] FEI Wenlong, LV Hong, WEI Zhihui. Application of Logistic regression model in cloud detection of satellite images [J]. *Computer Engineering and Application*, 2012, 48(4): 18-21. [费文龙, 吕红, 韦志辉. Logistic 回归模型在卫星云图云检测中的应用[J]. *计算机工程与应用*, 2012, 48(4): 18-21.]
- [37] LUO tengling, ZHANG Weimin, YU Yi, *et al.* An Iasi cloud detection method based on machine learning [A]. China Meteorological Society. 35th annual meeting of China Meteorological Society. S21 Satellite Meteorological and ecological remote sensing [C] // China Meteorological Society: China Meteorological Society, 2018: 5. [罗藤灵, 张卫民, 余意等. 一种基于机器学习的 IASI 云检测方法[A]. 中国气象学会. 第 35 届中国气象学会年会 S21 卫星气象与生态遥感[C] // 中国气象学会: 中国气象学会, 2018: 5.]
- [38] LUO Tengling, ZHANG Weimin, YU Yi, *et al.* Cloud detection using infrared atmospheric sounding interferometer observations by Logistic regression [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2019, 40(17): 6530-6541. DOI: 10.1080/2150704x. 2018.1553318.
- [39] WU Wei, LUO Jiancheng, SHEN Zhanfeng, *et al.* Cloud removal method of Landsat image based on classified linear regression [J]. *Journal of Wuhan University (Information Science Edition)*, 2013, 38(8): 983-987. [吴伟, 骆剑承, 沈占锋, 等. 分类线性回归的 Landsat 影像去云方法[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2013, 38(8): 983-987.]
- [40] HAN Jie, YANG leiku, LI Huifang, *et al.* Cloud detection algorithm of HJ-1B image based on dynamic threshold [J]. *Land and Resources Remote Sensing*, 2012, 4(2): 12-18. [韩杰, 杨磊库, 李慧芳等. 基于动态阈值的 HJ-1B 图像云检测算法研究[J]. *国土资源遥感*, 2012, 4(2): 12-18.]
- [41] DING Yuye. Research on cloud detection method for MODIS data [D]. Harbin: Harbin Institute of technology, 2013. [丁玉叶. 面向 MODIS 数据的云检测方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.]
- [42] MIN X, LU W T, YANG J, *et al.* A hybrid method based on extreme learning machine and K-nearest neighbor for cloud classification of ground-based visible cloud image [J]. *Neuro-computing*, 2015, 160: 238-249.
- [43] WU Daiqiang, HE Tao. Cloud recognition of GF-5 image based on landsat8 sample database [C] // Academic alliance of high resolution earth observation. Proceedings of the 7th Annual Conference of high resolution earth observation. Academic alliance of high resolution earth observation: Management Office of Gaofen major project, Chinese Academy of Sciences, 2020: 440-450. [吴代强, 何涛. 基于 Landsat 8 样本数据库的高分五号影像云识别[C] // 高分辨率对地观测学术联盟. 第七届高分辨率对地观测学术年会论文集. 高分辨率对地观测学术联盟: 中国科学院高分重大专项管理办公室, 2020: 440-450.]
- [44] TSAGKATAKIS G, AIDINI A, FOTIADOU K, *et al.* Survey of deep-learning approaches for remote sensing observation enhancement [J]. *Sensors*, 2019, 19(18): 3929. DOI: 10.3390/s19183929.
- [45] MA L, LIU Y, ZHANG X, *et al.* Deep learning in remote sensing applications: A meta-analysis and review [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 152: 166-177. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2019.04.015.
- [46] BLACKWELL W J. A neural-network technique for the retrieval of atmospheric temperature and moisture profiles from high spectral resolution sounding data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(11): 2535-2546.
- [47] MAGGIORI E, TARABALKE Y, CHARPIAT G, *et al.* Convolutional neural networks for large-scale remote sensing image classification [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 55(2): 645-657.
- [48] YU J, LI Y, ZHENG X, *et al.* An effective cloud detection method for Gaofen-5 images via deep learning [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(13): 2106. DOI: 10.3390/rs12132106.
- [49] 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.
- [50] SHAO Z, 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(99): 1-15. DOI: 10.1109/TGRS. 2018. 2889677.
- [51] LUOTAMO M, METSMKI S, KLAMI A. Multi-scale cloud detection in remote sensing images using a dual convolutional neural network [J]. *arXiv e-prints*, 2020. DOI: 10.1109/TGRS.2020.3015272
- [52] SHI M, XIE F, YUE Z, *et al.* Cloud detection of remote sensing images by deep learning [C] // IGARSS 2016-2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2016.
- [53] CHEN Yang, FAN Rongshuang, WANG Jingxue, *et al.* Cloud detection method for ZY-3 satellite remote sensing image based on deep learning [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(1): 362-367. [陈洋, 范荣双, 王竞雪, 等. 基于深度学习的资源三号卫星遥感影像云检测方法[J]. *光学学报*, 2018, 38(1): 362-367.]
- [54] XU Qiheng, HUANG Yingbing, CHEN Yang. Cloud detec-

- tion method for domestic high resolution remote sensing image based on super pixel and convolutional neural network [J]. Surveying and Mapping Bulletin, 2019, 4(1): 50-55. [徐启恒, 黄滢冰, 陈洋. 结合超像素和卷积神经网络的国产高分辨率遥感影像云检测方法[J]. 测绘通报, 2019, 4(1): 50-55.]
- [55] ZENG Xiaoshuang. Research on remote sensing image cloud recognition and segmentation technology based on deep learning [D]. Changsha: University of Defense Science and Technology, 2018. [曾晓双. 基于深度学习的遥感图像云识别与分割处理技术研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2018.]
- [56] KANG Chaomeng. Cloud detection of domestic high resolution optical remote sensing image based on neural network [D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences (Xi'an Institute of Optics and Precision Machinery, Chinese Academy of Sciences), 2018. [康超萌. 基于神经网络的国产高分光学遥感图像云检测[D]. 北京: 中国科学院大学(中国科学院西安光学精密机械研究所), 2018.]
- [57] LIU Bo, DENG Juan, SONG Yang, *et al.* Cloud detection of high resolution remote sensing image based on convolutional neural network [J]. Geospatial Information, 2017, 15(11): 12-15. [刘波, 邓娟, 宋杨等. 基于卷积神经网络的高分辨率遥感影像云检测[J]. 地理空间信息, 2017, 15(11): 12-15.]
- [58] QU Jianhua, YAN Junjie, XUE Juan, *et al.* Research on the cloud detection model of FY3D/MERSI and EOS/MODIS based on deep learning [J]. Journal of Meteorology and Environment, 2019, 35(3): 87-93. [瞿建华, 鄢俊洁, 薛娟, 等. 基于深度学习的FY3D/MERSI和EOS/MODIS云检测模型研究[J]. 气象与环境学报, 2019, 35(3): 87-93.]
- [59] LI X, CHEN H, QI X, *et al.* H-DenseUNet: hybrid densely connected UNet for liver and tumor segmentation from CT volumes [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2018, 37(12): 2663-2674.
- [60] GUO M, LIU H, XU Y, *et al.* Building extraction based on U-Net with an attention block and multiple Losses [J]. Remote Sensing, 2020, 12(9): 1400. DOI: 10.3390/rs12091400.
- [61] GUO Y, CAO X, LIU B, *et al.* Cloud detection for satellite imagery using deep learning [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1617(1): 012089. DOI: 10.1088/1742-6596/1617/1/012089.
- [62] 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.
- [63] JIAO L, HUO L, HU C, *et al.* Refined UNet V2: End-to-End patch-wise network for noise-free cloud and shadow segmentation [J]. Remote Sensing, 2020, 12(21): 3530. DOI: 10.3390/rs12213530.
- [64] ZHANG Z, XU G, SONG J. CubeSat cloud detection based on JPEG2000 compression and deep learning [J]. Advances in Mechanical Engineering, 2018, 10(10): 168781401880817. DOI: 10.1177/1687814018808178.
- [65] ZHANG Jiaqiang. Research on cloud detection method of remote sensing image based on deep learning [D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences (Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences), 2020. [张家强. 基于深度学习的遥感图像云检测方法研究[D]. 北京: 中国科学院大学(中国科学院上海技术物理研究所), 2020.]
- [66] ZHANG Jiaqiang, LI Xiaoyan, LI Liyuan, *et al.* Cloud detection method of Landsat 8 remote sensing image based on depth residual full convolution network [J]. Progress in Laser and Optoelectronics, 2020, 57(10): 364-371. [张家强, 李潇雁, 李丽圆, 等. 基于深度残差全卷积网络的Landsat 8遥感影像云检测方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(10): 364-371.]
- [67] ZHANG Yonghong, CAI Pengyan, TAO runzhe, *et al.* Remote sensing image cloud detection based on improved U-Net network [J]. Surveying and Mapping Bulletin, 2020, 4(3): 17-20. [张永宏, 蔡朋艳, 陶润喆, 等. 基于改进U-Net网络的遥感图像云检测[J]. 测绘通报, 2020, 4(3): 17-20.]
- [68] WIELANG M, LI Y, MARTINIS S. Multi-sensor cloud and cloud shadow segmentation with a convolutional neural network [J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 230: 111203. DOI: 10.1016/j.rse.2019.05.022.
- [69] MATEO-GARCIA G, LAPARRA V, DAN L P, *et al.* Transferring deep learning models for cloud detection between Landsat-8 and Proba-V [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 160(4): 1-17.
- [70] LIU Guangjin, WANG Guanghui, BI Weihua, *et al.* Cloud detection algorithm of remote sensing image based on DenseNet and attention mechanism [J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2022, 34(2): 88-96. [刘广进, 王光辉, 毕卫华, 等. 基于DenseNet与注意力机制的遥感影像云检测算法[J]. 自然资源遥感, 2022, 34(2): 88-96.]
- [71] CHEN Y, LIN Z, XING Z, *et al.* Deep learning-based classification of hyperspectral data [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2017, 7(6): 2094-2107.
- [72] SUN L, YANG X, JIA S, *et al.* Satellite data cloud detection using deep learning supported by hyperspectral data [J]. International Journal of Remote Sensing, 2020, 41(4): 1349-1371.
- [73] GAO Jun, WANG Kai, TIAN Xiaoyu, *et al.* A BP-NN based cloud detection method for FY-4 remote sensing images [J]. Journal of Infrared and Millimeter Wave, 2018, 37(4): 477-485. [高军, 王恺, 田晓宇, 等. 基于BP神经网络的风云四号遥感图像云检测算法[J]. 红外与毫米波学报, 2018, 37(4): 477-485.]
- [74] LIU Yunfeng, YANG Zhen, HAN Xiao, *et al.* Analysis of cloud detection methods for domestic high-resolution satellite images [J]. Surveying and Mapping Bulletin, 2020(11): 66-70. [刘云峰, 杨珍, 韩骁, 等. 国产高分辨率卫星影像云检测方法分析[J]. 测绘通报, 2020(11): 66-70.]
- [75] LI Z, SHEN H, LI H, *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.
- [76] LI Xusheng, LIU Yufeng, CHEN Donghua, *et al.* Support vector machine Gaogao No. 1 cloud detection combined with image features [J]. Land and Resources Remote Sensing, 2020, 32(3): 55-62. [栗旭升, 刘玉峰, 陈冬花, 等. 结合图像特征的

- 支持向量机高分一号云检测[J]. 国土资源遥感, 2020, 32(3):55-62.]
- [77] Travis Johnston, Steven R. Young, David Hughes, *et al.* Optimizing convolutional neural networks for cloud detection [P]. HPC Environments, 2017.
- [78] LI Z, SHEN H, 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.
- [79] ZHANG Zhihua. The development and enlightenment of machine learning[J]. Chinese Society of Computer Communication, 2016, 12(11):55-60.[张志华. 机器学习的发展历程及启示[J]. 中国计算机学会通讯, 2016, 12(11):55-60.]
- [80] LIU C C, ZHANG Y C, CHEN P Y, *et al.* Clouds classification from Sentinel-2 imagery with deep residual learning and Semantic image segmentation[J]. Remote Sensing, 2019, 11(2):119. DOI:10.3390/rs11020119.
- [81] AN Jie, MA Jinwen. Automatic cloud detection of remote sensing image based on full convolution network[J]. Signal Processing, 2019, 35(4):556-562.[安捷, 马尽文. 基于全卷积网络的遥感图像自动云检测[J]. 信号处理, 2019, 35(4):556-562.]
- [82] JIAO L, HUO L, HU C, *et al.* Refined UNet: UNet-based refinement network for cloud and shadow precise segmentation[J]. Remote Sensing, 2020, 12(12):2001. DOI: 10.3390/rs12122001.

Research Progress of Remote Sensing Image Cloud Detection based on Machine Learning

BING Fangfei^{1,2}, JIN Yongtao^{1,2}, ZHANG Wenhao^{1,2}, XU Na³, YU Tao^{4,5},
ZHANG Lili^{4,5}, PEI Yingying^{1,2}

(1.School of Remote Sensing and Information Engineering, North China Institute of Aerospace Engineering,
Langfang 065000, China;

2.Hebei Spacer Remote Sensing Information Processing and Application of Collaborative Innovation Center,
Langfang 065000, China;

3.Institute of satellite meteorology, National Satellite Meteorological Center, Beijing 100081, China;

4.National Engineering Laboratory for Satellite Remote Sensing Applications, Aerospace Information
Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

5.Zhongke Langfang Institute of Spatial Information Applications, Langfang 065001, China)

Abstract: In the field of earth observation, cloud detection is not only an important part in the quantitative application of remote sensing, but also a key step in the application of satellite meteorology. In recent years, remote sensing image cloud detection based on machine learning has gradually become a research hotspot in this field, and a series of research achievements have been obtained. Systematically describes the research progress of remote sensing image cloud detection based on machine learning at home and abroad in recent 10 years, dividing the algorithm models into traditional machine learning model and deep learning model. Moreover, the specific models of two categories are introduced in detail, and the advantages, disadvantages and applications of different models are compared and analyzed. This paper focuses on the Support Vector Machine (SVM), random forest and other methods in traditional machine learning, and the neural network models in deep learning, including Convolutional Neural Network (CNN), improved U-Net network and so on. On this basis, the existing problems in the research of remote sensing image cloud detection based on machine learning are analyzed, and the potential development direction in the future is discussed.

Key words: Machine learning; Deep learning; Cloud detection; Neural network; Remote sensing image