

遥感影像云检测方法研究

●王 博



[摘要] 遥感影像云检测是遥感数据处理不可或缺的环节,其对提升影像质量、保障数据分析精度有重要意义。本研究着眼于云检测的技术现状,深入探讨了其存在的问题,并提出了相应的应用策略。通过对现有技术的瓶颈与潜力进行分析,本文提出多模态融合与高效模型设计方向,以期生态监测、动态变化检测等方法的实际应用提供理论支撑与技术保障。研究显示,结合多源数据与先进算法,云检测的精度与鲁棒性可进一步提升,为遥感科学的未来发展奠定坚实基础。

[关键词] 遥感影像;云检测;检测方法

遥

感影像在气象监测、生态环境保护、农业资源管理等诸多领域均有着至关重要的作用。然则,云作为大气中普遍存在的自然现象,常常会在遥感影像中构成复杂的遮挡,影响地物信息的获取与分析。有效的云检测方法可精确区分影像中云与非云的区域,是遥感数据处理的关键步骤。近些年,随着遥感技术与算法的演进,云检测研究已获取了颇为显著的进展。然而,其在面对多光谱、多时相影像里具有多样性与复杂性的云时,依旧存在准确性、普适性欠佳等挑战。因此,对遥感影像的云检测方法进行系统性的探究,探寻更高效且稳健的应用策略,不但具有极高的理论意义,也为其实际应用构筑了坚实的根基。

Q 遥感影像云检测的作用分析

(一)数据质量提升

云检测是提升遥感影像数据质量的关键环节。遥感影像中,云层不但会对地表信息形成遮挡,云边缘的散射效应还有可能污染周边区域的光谱信息。这将使影像中目标物体的特征提取、分类结果欠缺准确性。若没有实施云检测以及云去除操作,影像数据的利用效率及结果的可信度将会大幅降低。借助精准云检测,遥感影像能够切实地剔除云区,留存清晰的地表信息,使后续的数据处理与分析更为可靠。数据质量的提升在时相遥感分析中极为关键。多时相影像需对同一地区不同时段的影像进行对比及变化检测,云的遮挡会使影像间的信息出现差异。精准云检测与处理能够助力研究人员获取时间序列一致的无云影像,为动态变化监测提供更精确的数据支撑。比如,作物生长监测需连续观测农田的光谱变化,云检测可规避因云干扰导致

的断裂数据,确保农田管理和生产评估的连续性与科学性。

(二)生态监测优化

生态系统的遥感监测需借助大范围的影像数据,分析地表植被覆盖、水体分布以及生态变化的动态过程。然而,云的遮挡会对这些信息的获取造成较大干扰。尤其在热带和亚热带地区,这些区域云量丰富且分布广泛,若无法有效去除云区信息,生态监测的结果将会欠缺全面性与准确性。在土地覆盖分类任务中,如果云未被剔除,分类算法可能会将云区域误判为水体或其他高反射性地物,影响整体的分类精度。云检测算法通过对云区域的高效标记和处理,为研究人员提供了无云或者云去除后的高质量影像数据,减少了数据分析阶段的误差,提升模型结果的稳定性。

Q 遥感影像云检测应用现状分析

(一)光谱特征提取的局限性

遥感影像中,云检测技术通常以光谱特征作为区分云与非云区域的主要依据。然而,在实际应用中,光谱特征的提取有着显著的局限性。遥感影像中的云通常具有高反射特性,这使云在可见光波段中,其光谱与某些地表高反射目标,如冰雪、沙漠、盐碱地等极其相似,研究人员难以凭借单一光谱特征对它们进行有效区分。并且,云层类型多样,其光谱特性也会随着云层类型的变化而变化。比如,积云和卷云在红外波段的表现可能大相径庭,这进一步增加了光谱特征提取的复杂性。当前的技术大多借助多光谱合成的办法增强区分能力,如结合红外波段对高反射的地表目标进行识别。然而,云边缘的光谱特性通常会受云内部结构及太阳辐射角度的影响,呈现出过渡性质,使遥感影像提

取的特征变得模糊,容易产生混淆。

(二)空间分辨率与云形态的矛盾

遥感影像中,云的检测效果和影像的空间分辨率紧密相关。然而,不同分辨率的影像对云的表现形态有着显著差异,这一问题成为遥感影像实际运用的技术瓶颈。高分辨率影像能够明晰地捕捉到云的边缘以及细节特征,但也带来了数据量庞大及计算复杂度增高的挑战。同时,高分辨率影像中,云的形态表现得更为复杂,如卷云和薄云的边界模糊特性会愈发显著,这极易导致检测算法的误判。而对于低分辨率影像而言,虽然其数据量较小且计算速度较快,可因空间细节的缺失,云与其他地物的边界难以清晰区分。特别是在诸如热带地区云检测的大范围云检测任务里,低分辨率影像或许无法充分呈现云的形态与分布特征,进而使检测结果出现较大偏差。另外,云检测算法需针对不同尺度的云特征予以建模。然而,现有技术常常缺乏高分辨率和低分辨率影像间的平衡,难以同时兼顾细节特征的准确和整体形态的完整。在实际运用中,多尺度云检测方法逐步被采用,以应对分辨率差异。然而,这类方法的应用需要系统同时处理不同尺度的影像,显著增加了计算量,对模型的稳定性和泛化能力也提出了更高的要求。

(三)深度学习模型的泛化问题

深度学习技术已在云检测中广泛运用,其强大的特征学习能力极大地提升了云检测的精度。然而,在实际应用中,深度学习模型的泛化问题依旧突出。云检测任务往往需应对由不同传感器、不同时间、不同地域获取的遥感影像数据,而深度学习模型对训练数据有较强的依赖性,其泛化能力通常难以有效应对影像数据的多样性。在训练数据有限时,深度学习模型易产生过拟合现象,即模型于训练数据上呈现良好态势,但在实际运用中精度会显著降低。此问题于云检测中尤为突显,因为不同区域、季节的云的特征存在较大差异,如热带地区的云类型和高纬度地区的截然不同,这使模型的适应性受到了限制。而且,深度学习模型对数据分布的敏感度较高,当输入数据的分布与训练数据不一致时,检测结果或许会偏离预期。

(四)云检测结果的评价标准

云检测技术的应用成效需借由评价指标予以衡量,然而,现存的评价标准于实际运用中存有诸多问题。云检测的典型评价指标涵盖准确率、召回率及F1分数等,此类指标通常以像素级别作为比较基础。但于实际应用时,研究人员常常需要对云检测结果的区域完整性与边界精确性予以综合考量,仅依存于像素级指标难以全方位体现算法的优劣。譬如,在大范围的云检测任务里,检测结果的区域一致性或许比单个像素的准确性更为关键,云的覆盖范围会直接对后续影像分析的可靠性产生影响。然而,现存评价标

准往往难以充分呈现区域性特征的检测成效,部分算法在指标方面表现突出但在实际运用中效果欠佳。并且,云的检测边界通常较为模糊,边界区域“正确性”的定义缺乏统一准则,这使不同算法在同一数据集上的比较结果有较大的不确定性。

Q 遥感影像云检测应用策略

(一)光谱与空间特征联合建模

优化遥感影像云检测的关键在于,对光谱和空间特征进行综合利用,实现联合建模。单一的光谱特征尽管能够有效展示云和地物的某些基本属性,但其在复杂场景下的适用性受到限制。薄云与地表水体光谱差异较为微弱,仅单独依赖光谱特征,将难以准确实施检测。而将空间特征与光谱结合进行建模,能够显著增强检测精度。空间特征通过对云的形态学及几何分布特征进行分析,能为云与其他目标的区分给予重要补充。例如,云通常会呈现出连续性较强的高亮区域,而地物高反射目标往往呈现较为分散。借助边缘检测、纹理分析等空间特征提取手段,云检测模型可以获得更为丰富的输入特征。在进一步优化时,构建多尺度特征融合模型属于一种有效策略。多尺度特征融合能够在不同分辨率下对云的光谱和空间特征进行提取,以此解决高分辨率下细节丢失以及低分辨率下全局特征不足的问题。

(二)多模态遥感数据融合

单一传感器的数据用于云检测,可能会受到信息不足的限制,特别是在复杂气象条件的情况下。因此,多模态遥感数据融合成为优化云检测策略的关键所在。将多种类型的遥感数据,如多光谱、热红外、雷达等加以融合,能够弥补单一数据源存在的不足,强化云检测的稳健性。比如,热红外影像于云检测具备独特优势。这是由于云的温度特性在红外波段体现得极为显著,而地物的温度特性通常较为稳定,此种特性给薄云检测和夜间云检测提供了额外支撑。雷达数据的引入进一步充实了云检测的信息来源。其能够穿透云层,获取地表信息,这一特性使其成为光学数据的有力增补。尤其在云密集分布的区域,雷达数据可为光学云检测给予间接验证。此外,借助地理空间配准和特征对齐技术,云检测算法可将多模态数据里的光谱、温度以及后向散射等特征统一归入一个分析框架中,由此提升自身的综合性能。例如,运用变分自编码器(VAE)或注意力机制对多模态特征进行融合,能够切实增强模型的云检测能力,降低误检率。

(三)深度学习模型的轻量化

深度学习模型的繁杂性以及其对计算资源的需求,对云检测的实际应用构成了较大阻碍。针对模型予以轻量化处置是优化策略之一,可以令其在维持高精度的同时拥有更高

的计算效率。轻量化的核心在于借由模型结构的优化以及参数量的削减,降低计算复杂度。例如,采用深度可分离卷积来替代标准卷积,能够在减少计算量的同时保持较强的特征提取能力。模型量化与剪枝技术亦为轻量化的重要手段。模型量化是将模型参数从高精度(如32位浮点数)压缩至低精度(如8位整型),如此可在对检测性能无显著影响的情况下,大幅减少存储需求与推理时间。剪枝技术则是通过去除模型中冗余的神经元或连接,进一步优化模型的计算效率。此外,知识蒸馏方法借助训练一个小型学生模型模仿大型教师模型的行为,能够较好地保证性能与效率之间的平衡。这些轻量化策略为云检测模型在复杂环境中的应用提供了可行的方案。

(四)自监督学习与无标注数据利用

在遥感影像云检测中普遍存在的一个问题便是标注数据的稀缺性。自监督学习技术通过从未标注数据里提取有效特征,为云检测模型的训练提供了全新的思路。于自监督学习中,模型借由预设任务(如重建、对比学习等)可获得对无标注数据具有判别力的特征,此类特征能够当作云检测任务预训练模型的基础。例如,通过对影像局部重建任务的利用,模型能够习得云区域与地物区域的空间及光谱分布特性,这些特性于云检测而言极为重要。此外,对比学习的方法凭借构建正样本和负样本对,可进一步强化模型对云与非云区域的区分能力。例如,把同一区域的多时相影像设定为正样本对,将不同区域的影像视作负样本对,那么模型在训练时就能够更优地捕捉云区域的特征一致性。这种方法并不依赖人工标注,具备较强的适用性与扩展性,为云检测模型的全面优化提供了全新的方向。将自监督学习与迁移学习的技术相结合,能够明显提升云检测模型在不同数据集以及任务场景下的表现。

■ 结束语

遥感影像云检测作为遥感数据处理的关键所在,其不但

对数据质量和分析精度产生影响,还决定了生态监测、动态变化检测等领域的应用效果。若实施光谱与空间特征联合建模、多模态数据融合、深度学习模型轻量化、自监督学习等一系列优化策略,当下云检测技术在精度、鲁棒性以及计算效率方面将得到显著提高。然而,技术应用依然面临着如特征提取存在局限、分辨率与形态相互矛盾、模型泛化能力欠缺等挑战。未来,相关研究者需要进一步对跨模态特征的深度融合及高效模型的设计展开探索,促使云检测技术由理论研究领域迈向更为广泛的实际应用领域,为遥感科学和地球系统研究给予更有力的支撑。

■ 参考文献

- [2]惠苗.利用深度学习的中分辨率遥感影像云检测[J].三明学院学报,2023,40(06):37-44.
- [3]张昊,焦瑞莉,乔聪聪,等.一种改进的遥感影像云检测方法[J].遥感信息,2023,38(03):130-137.
- [4]邓丁柱.基于深度学习的多源卫星遥感影像云检测方法[J].自然资源遥感,2023,35(04):9-16.
- [5]邵芳飞,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(01):129-142.

基金项目:

2022年中青年扶持项目,项目名称:遥感影像云检测方法研究,项目编号:[2022]029ZQKJ。

作者简介:

王博(1992—),女,汉族,吉林四平人,硕士,讲师,吉林建筑科技学院,研究方向:地图学与地理信息系统。