

遥感影像在土地覆盖变化检测中的应用与优化策略

姚宇哲

安徽省基础测绘信息中心 安徽 合肥 230001

摘要：随着全球环境变化与人类活动加剧，土地覆盖变化检测已成为资源管理、生态监测及气候变化研究的关键议题。本文聚焦遥感影像在土地覆盖变化检测领域的应用与优化策略。首先阐述遥感影像技术原理及其在土地覆盖变化检测中的重要意义，详细分析多源遥感数据获取预处理、变化信息提取、时空监测及结果验证等应用环节。同时指出其面临数据质量欠佳、算法精度不足、多源数据融合困难及动态监测模型构建复杂等挑战。针对这些问题，提出优化数据预处理、改进分类算法、深化多源数据融合及完善动态监测模型等优化策略，旨在为提升土地覆盖变化检测精度与效率提供理论和实践参考。

关键词：遥感影像；土地覆盖；变化检测；应用；优化策略

引言：土地覆盖变化与生态环境演变、人类社会发展紧密相连，及时准确地掌握土地覆盖变化信息，对生态保护、资源管理、城市规划等领域至关重要。遥感技术凭借其大范围、周期性、快速获取地表信息的独特优势，成为土地覆盖变化检测的核心手段。通过遥感影像，能够突破地理空间限制，实现对土地覆盖动态变化的实时监测。然而，随着应用需求的不断提高，遥感影像在土地覆盖变化检测中也暴露出诸多问题。深入探究其应用过程、面临挑战及优化策略，对推动土地覆盖变化检测技术发展、保障土地资源合理利用具有重要的现实意义。

1 遥感影像技术概述

1.1 遥感影像技术原理

遥感影像技术基于电磁波理论，通过搭载在卫星、飞机等平台上的传感器，接收目标地物反射、发射或散射的电磁波信号。不同地物因物理化学性质差异，对电磁波的吸收、反射和发射特性不同，如植被在近红外波段反射率高，水体在可见光蓝绿光波段有较高吸收率。传感器将接收到的电磁波信号转换为电信号或数字信号，经传输、处理后形成遥感影像。这些影像记录了地物的光谱、空间和时间信息，通过分析这些信息，可识别和提取地物类别及特征，为土地覆盖变化检测等应用提供数据基础^[1]。

1.2 遥感影像在土地覆盖变化检测中的重要性

土地覆盖变化检测需获取大范围、长时间序列的地表信息，遥感影像的优势使其成为不可或缺的技术手段。其可周期性、快速获取不同区域土地覆盖数据，突破人力实地调查的时空局限，及时捕捉森林砍伐、城市扩张、耕地变化等动态过程。同时，遥感影像提供的多

光谱、高分辨率数据，能精确识别多种土地覆盖类型及其变化细节，为生态环境评估、自然资源管理、灾害预警等领域提供科学依据，助力制定合理的土地利用规划与生态保护政策，对保障生态平衡和社会可持续发展意义重大。

2 遥感影像在土地覆盖变化检测中的应用

2.1 多源遥感数据获取与预处理

多源遥感数据的获取与预处理是土地覆盖变化检测的基石。在数据获取层面，综合运用卫星、航空、无人机等平台采集数据。卫星遥感数据凭借覆盖范围广、周期性强的特点，可实现对全球或大区域土地覆盖的长期监测；航空遥感数据具备较高的空间分辨率，适用于中小区域的详细调查；无人机则能灵活获取高分辨率影像，常用于局部重点区域的精细观测。同时，获取多光谱、高光谱、雷达等不同类型数据，其中高光谱数据丰富的光谱信息有助于区分相似地物，雷达数据则能在恶劣天气下获取有效信息。在预处理阶段，通过辐射定标消除传感器响应差异，运用几何校正技术纠正影像的几何变形，结合大气校正去除大气对电磁波的干扰。

2.2 土地覆盖变化信息提取

土地覆盖变化信息提取是检测的核心环节。传统方法中，图像差值法通过计算不同时相影像的光谱差异，快速定位变化区域；分类后比较法先分别对不同时相影像进行分类，再对比结果确定变化类型与范围。随着技术发展，深度学习在此领域展现出强大优势。卷积神经网络（CNN）可自动提取影像的空间和光谱特征，通过训练大量样本，实现对土地覆盖变化的精准识别。例如，U-Net 网络结构通过编码 - 解码过程，能够有效分割变化区域，识别精度较高。此外，基于注意力机制的网

络模型,如 Transformer 架构,可聚焦关键区域,增强对细微变化的敏感度,提升复杂场景下的变化检测能力。这些方法相互结合,极大地提高了土地覆盖变化信息提取的效率和准确性。

2.3 时空动态监测与模式分析

时空动态监测与模式分析旨在揭示土地覆盖变化的规律。借助地理信息系统(GIS)强大的空间分析功能,将不同时相的土地覆盖数据整合到统一的时空框架中。通过时间序列分析,可追踪土地覆盖类型随时间的演变轨迹,发现变化趋势和周期性规律。例如,分析城市建设用地的扩张速率和方向,预测未来发展态势。空间自相关分析则用于探究土地覆盖变化在空间上的关联特征,判断变化区域的聚集或离散分布情况。同时,结合机器学习算法,如随机森林回归模型,挖掘土地覆盖变化与地形、气候、社会经济等因素之间的潜在关系。通过构建时空动态模型,模拟不同情景下土地覆盖的变化趋势,为土地资源规划和生态保护决策提供科学依据,实现对土地覆盖变化的动态、智能化管理。

2.4 检测结果验证与应用拓展

检测结果验证是确保研究可靠性的关键步骤,应用拓展则赋予研究实际价值。通过实地调查、结合地面监测站点数据等方式,对检测结果进行精度验证。随机选取样本点,对比遥感检测结果与实际地物类型,计算总体精度、Kappa 系数等指标评估准确性。验证后的结果在多领域广泛应用,在生态环境领域,用于监测森林砍伐、湿地退化等情况,为生物多样性保护提供数据支持;在农业领域,分析耕地变化、作物种植结构调整,助力精准农业发展;在城市规划方面,监测城市扩展、土地利用效率,优化城市空间布局。此外,与人工智能、大数据等技术融合,进一步拓展应用场景,如结合城市人口流动数据,分析土地利用变化与人口活动的关系,为智慧城市建设提供决策参考,提升遥感技术在土地覆盖变化检测中的综合效益。

3 遥感影像在土地覆盖变化检测中面临的挑战

3.1 数据质量问题

遥感数据易受多种因素干扰,导致数据质量不佳。一方面,天气状况对遥感影像采集影响显著,云层覆盖、雾霾等天气会遮挡地物信息,使影像出现数据缺失或模糊现象,尤其在光学遥感中,云层覆盖区域难以获取有效信息;另一方面,传感器自身存在局限性,其分辨率、信噪比等性能指标影响数据质量,低分辨率影像难以区分相似地物,且传感器老化、参数漂移等问题会导致辐射畸变和几何变形,使数据准确性降低,影响后

续土地覆盖变化检测的可靠性^[2]。

3.2 算法精度问题

现有土地覆盖变化检测算法在精度上存在瓶颈。传统算法如分类后比较法对影像分类精度依赖性强,而分类过程中受地物光谱变异、混合像元等因素影响,易产生分类误差,进而导致变化检测结果偏差。深度学习算法虽在特征提取方面表现出色,但存在数据标注困难、模型泛化能力弱等问题。训练数据的标注质量直接影响模型性能,而不同区域地物特征差异大,导致同一模型在不同场景下检测精度波动明显,难以满足高精度土地覆盖变化检测需求。

3.3 多源数据融合问题

多源遥感数据融合面临诸多技术难题。不同类型遥感数据在空间分辨率、时间分辨率、光谱分辨率及数据格式上存在差异,卫星数据覆盖范围广但时间分辨率低,无人机数据分辨率高但覆盖范围有限,且数据格式不统一增加了融合难度。此外,多源数据的时相不一致,导致同一地物在不同数据中的特征表现存在差异,难以建立有效的数据关联关系。同时,数据融合过程中,如何合理分配不同数据权重,以充分发挥各数据源优势,避免信息冗余和冲突,仍是亟待解决的问题。

3.4 动态监测模型构建问题

构建适用于土地覆盖变化的动态监测模型困难重重。土地覆盖变化受自然因素(气候、地形)和人为因素(政策、经济)共同作用,变化机制复杂,难以用单一模型准确描述。现有模型多基于历史数据建立,对未来变化趋势的预测能力有限,无法有效应对突发变化事件。此外,模型参数难以准确获取和动态更新,不同区域土地覆盖变化规律不同,模型的普适性较差,难以在多区域推广应用,制约了土地覆盖变化动态监测的有效性和实用性。

4 遥感影像在土地覆盖变化检测中的优化策略

4.1 数据预处理优化

数据预处理是保障遥感影像质量的关键步骤,直接影响土地覆盖变化检测的准确性。在应对天气干扰方面,除了光学与微波数据互补,还可利用深度学习中的生成对抗网络(GAN),通过训练大量正常天气影像与云层覆盖影像数据,生成无云的光学影像,弥补云层遮挡造成的信息缺失。在传感器性能优化上,采用高精度的在轨辐射定标技术,结合星地同步观测数据,实时校正传感器的辐射响应,减少因时间推移导致的参数漂移问题。针对几何畸变,运用基于特征点匹配的自动几何校正算法,借助全球导航卫星系统(GNSS)和高精度数

字高程模型 (DEM), 快速、精准地对影像进行几何纠正。此外, 引入深度学习超分辨率重建算法, 如超分辨率卷积神经网络 (SRCNN) 及其改进版本, 能够有效提升影像分辨率, 使原本模糊的地物细节变得清晰可辨, 增强对相似地物的区分能力, 从而为后续的变化检测提供更优质、更准确的数据基础。

4.2 分类算法改进

分类算法的改进是提高土地覆盖变化检测精度的核心。对于传统分类算法, 将面向对象分类与随机森林算法相结合, 先通过多尺度分割技术将影像划分为具有语义信息的对象, 再利用随机森林算法对这些对象进行分类, 充分利用其对高维数据和非线性关系的处理能力, 降低混合像元的影响, 提高分类精度。在深度学习算法优化方面, 采用主动学习技术, 通过设计不确定性采样策略, 优先选择模型难以分类的样本进行标注, 以最小的标注成本获取最大的模型性能提升。同时, 针对不同区域地物特征差异大的问题, 利用元学习算法, 快速适应新区域的影像数据分布, 减少模型在新场景下的训练时间和数据需求。此外, 构建级联式集成学习框架, 将传统分类算法与深度学习算法进行分层级联, 先利用传统算法进行初步分类, 再由深度学习算法对不确定区域进行精细化分类, 充分发挥两者优势, 有效克服单一算法的局限性, 实现土地覆盖变化检测精度的显著提升。

4.3 多源数据融合

多源数据融合是挖掘遥感数据潜力、提高检测准确性的重要手段。格式、坐标系统、元数据描述等方面的统一规范, 实现不同类型遥感数据的无缝对接。针对分辨率和时相差异, 采用时空融合的时空自适应反射率融合模型 (STARFM) 及其改进版本, 能够基于少量同步观测数据, 预测不同时相、不同分辨率数据的地表反射率, 生成具有高时空分辨率的融合影像。在权重分配优化上, 引入强化学习算法, 将多源数据融合过程视为一个动态决策问题, 通过智能体与环境的交互学习, 根据不同场景下数据的实际表现动态调整权重, 实现最优的数据融合效果。同时, 基于 Transformer 架构构建多源数据融合网络, 利用其强大的注意力机制, 自动捕捉不同数据源之间的长距离依赖关系和特征关联, 实现多源数据的深度语义融合, 为土地覆盖变化检测提供更全面、

更准确的特征表达, 提升检测的准确性和可靠性。

4.4 动态监测模型构建

构建动态监测模型需充分考虑土地覆盖变化的复杂性和动态性。基于复杂系统理论, 构建包含自然因素 (如气候、地形、土壤) 和人为因素 (如政策、经济、人口) 的多变量耦合动力学模型, 利用贝叶斯网络、因果推理等方法, 量化各因素之间的因果关系和相互作用强度, 准确刻画土地覆盖变化的内在机制。为提升模型的实时性和预测能力, 搭建基于物联网 (IoT) 和边缘计算的实时数据采集与处理平台, 通过部署在野外的传感器节点, 实时采集土地覆盖相关数据 (如植被指数、土壤湿度等), 并在边缘设备上初步处理和分析, 快速将关键信息传输至监测模型, 实现模型参数的实时更新。此外, 采用联邦学习技术, 构建分布式区域化模型库, 不同区域的模型在保护本地数据隐私的前提下, 通过交换模型参数进行协同学习, 使模型既能适应本地土地覆盖变化特点, 又能共享其他区域的有益经验, 有效提高模型的普适性和泛化能力, 实现对土地覆盖变化的精准动态监测和科学预测, 为土地资源管理和决策提供有力支持^[3]。

结束语

遥感影像技术在土地覆盖变化检测中已展现强大价值, 通过应用多源数据与先进算法, 实现精准监测与多领域应用; 优化策略则进一步解决现存问题, 提升检测效能。未来, 随着技术的持续创新, 遥感影像有望与人工智能、物联网等技术深度融合, 在土地资源管理、生态环境保护等领域发挥更大作用, 为实现可持续发展目标提供更有力的技术支撑, 推动土地覆盖变化检测迈向更高精度、更智能化的新阶段。

参考文献

- [1]郭紫璞.试析遥感土地调查过程中的国土资源整理技术[J].中国标准化,2022(22):232-233.
- [2]段号然,段永红,尚庆彬.遥感影像在土地调查中山区耕地的解译难点与技术要点[J].山西农业科学,2022,47(5):870-874,884.
- [3]吴子为,金兵兵,邹镰钊.“三调”后土地变更调查技术的创新与应用[J].中国土地,2020(5):44-46.