

Research on high resolution satellite image object classification technology combined with deep learning

Qingyao Liu Jianhua Yu*

Guangdong Institute of Land and Resources Surveying and Mapping, Guangzhou, Guangdong, 510700, China

Abstract

With the rapid development of remote sensing technology and computer vision, deep learning has become a key method for land object classification in high-resolution satellite imagery. High-resolution images possess rich texture, shape, and spectral information, which can finely express the characteristics of surface cover, providing technical support for dynamic monitoring of land use and environmental resource management. Deep learning algorithms, by constructing multi-layer neural network structures, effectively uncover complex feature associations in remote sensing data, enhancing the automation and accuracy of land object recognition. The research focuses on image preprocessing, model architecture, classification optimization, and application expansion, developing classification strategies that adapt to diverse land object types and scene changes, promoting the advancement of intelligent interpretation techniques for remote sensing images towards higher precision and efficiency.

Keywords

high resolution image; ground object classification; deep learning; remote sensing interpretation; semantic segmentation

结合深度学习的高分辨率卫星影像地物分类技术研究

刘清瑶 余建华*

广东省国土资源测绘院, 中国·广东广州 510700

摘要

随着遥感技术与计算机视觉的快速发展,深度学习已成为高分辨率卫星影像地物分类中的关键方法。高分辨率影像具备丰富的纹理、形状与光谱信息,能够细致表达地表覆盖物特征,为土地利用动态监测与环境资源管理提供技术支持。深度学习算法通过构建多层神经网络结构,有效挖掘遥感数据中的复杂特征关联,提升了地物识别的自动化程度与精度水平。研究聚焦影像预处理、模型架构、分类优化与应用扩展,构建适应多样地物类型与场景变化的分类策略,推动遥感影像智能解译技术向高精度、高效率方向发展。

关键词

高分辨率影像; 地物分类; 深度学习; 遥感解译; 语义分割

1 引言

地物分类是遥感应用中的核心任务,直接关系到国土资源管理、城市规划、生态监测等领域的决策支持能力。传统分类方法在处理高分辨率影像时常因地物特征复杂、类别边界模糊等因素而面临识别准确率低、泛化能力差等问题。近年来,深度学习的快速演进为遥感图像智能分析提供了新路径,其多层次结构能够深入挖掘影像中潜藏的高维特征信息,显著提升了地物识别的准确性与效率。本文围绕高分辨率卫星影像,系统探讨深度学习在地物分类中的理论基础、

技术路线与实际应用,力求为遥感解译智能化发展提供方法支撑与实践依据。

2 高分辨率卫星影像的地物特征表达分析

2.1 影像空间分辨率对地物识别的影响机制

高分辨率卫星影像通过提供更精细的空间细节,使地物目标的轮廓、边界与内部结构表现更清晰,有利于复杂场景中异类地物的区分。在空间分辨率较高的条件下,建筑物、道路、植被等地表对象的形态信息表达更为直观,为深度学习模型提供了更加丰富的特征输入。但高分辨率影像也带来背景杂波增强、阴影干扰加剧等问题,增加了地物识别过程中的特征冗余和混淆风险。空间分辨率与目标尺度之间的匹配性决定了模型对不同类别地物的识别性能,对分类策略的设计提出更高要求,需要在精度提升与计算复杂度之间进行权衡。

2.2 地物光谱特征与纹理特征的多尺度融合表达

高分辨率影像不仅包含细致的空间结构,还承载了丰

【作者简介】刘清瑶(1997-),女,中国湖南衡阳人,硕士,助理工程师,从事国土资源、测绘遥感等研究。

【通讯作者】余建华(1997-),男,中国江西九江人,硕士,助理工程师,从事国土资源、测绘遥感等研究。

富的光谱与纹理信息，这些特征对于精确区分相似地物具有重要意义。不同地物在可见光与近红外波段的反射率存在规律性差异，而纹理特征则反映了目标的结构分布与局部对比度。融合光谱与纹理信息能够显著增强模型的判别能力，尤其在耕地、林地、水体等自然类地物的区分中更为显著。通过引入多尺度窗口或金字塔结构，能够兼顾局部细节与全局结构，从而实现更稳定、鲁棒的特征提取，为深度学习模型提供综合性特征输入。

2.3 遥感影像异质性与分类精度的制约因素

遥感影像普遍存在来源多样、时间跨度大、传感器差异显著等特征，造成地物影像在光照条件、观测角度、季节变化等方面表现出强烈异质性。这种异质性对模型泛化能力构成挑战，导致相同地物在不同场景下的影像表征差异显著，从而影响分类结果的一致性与稳定性。在高分辨率影像中，异质性还表现为微观结构复杂化，使得传统特征提取手段难以覆盖全部变量。有效缓解异质性与分类结果的干扰，需要通过深层网络结构对多源异构信息进行统一建模，同时引入正则化与归一化策略提升模型对场景变化的适应性。

3 深度学习在地物分类中的理论基础与模型架构

3.1 主流深度学习模型的分类型对比分析

当前遥感地物分类常用的深度学习模型包括卷积神经网络(CNN)、全卷积网络(FCN)、U-Net、残差网络(ResNet)等，这些模型各具结构优势，适用于不同地物尺度与特征维度的分类任务。CNN具有较强的局部特征提取能力，适用于结构稳定的地物；FCN与U-Net具备端到端语义分割能力，能实现像素级地物边界划分；ResNet通过残差连接机制有效解决梯度消失问题，在深层分类模型中表现优异。模型性能还受到训练数据规模、标签质量与网络深度等因素影响，选择合适的网络架构需兼顾数据特性与分类目标，提升整体识别精度与运算效率。

3.2 卷积神经网络在影像特征提取中的核心作用

卷积神经网络通过局部感受野结构实现对遥感影像中不同区域的特征提取，其卷积层通过权重共享机制有效减少参数数量，提升训练效率。在地物分类任务中，CNN能够自动从原始影像中提取低级边缘特征、中级纹理结构与高级语义信息，构建多层次空间表达，适应地物形态复杂多变的特点。池化层与非线性激活函数增强了模型的特征变换能力，使其具备较强的抗噪性与泛化性。针对不同影像分辨率与目标尺寸，通过设计多尺度卷积核与深浅结合的网络结构，能够提升模型对多类别地物的识别覆盖能力与细粒度差异的敏感性。

3.3 图神经网络与注意力机制在空间结构建模中的拓展

传统CNN在建模远距离依赖关系与结构性特征方面存

在一定局限，图神经网络(GNN)通过节点与边的关系刻画影像中的空间拓扑结构，为地物间的关联建模提供新的路径。GNN适用于处理不规则网格数据，能够强化地物边界连续性与空间上下文一致性。注意力机制则通过自适应权重分配增强模型对关键区域的感知能力，在特征冗余与类间相似度高的情境下提升识别精度。二者结合能够显著提升遥感影像中的场景感知能力，构建面向复杂空间结构的地物识别体系，实现更加精细化与结构化的分类表达。

4 结合深度学习的影像预处理与增强策略

4.1 影像去噪、归一化与数据标准化流程构建

遥感影像常受到传感器噪声、大气散射与光照变化的干扰，影响后续特征提取与分类精度。深度学习模型对输入数据的分布敏感，因而在训练前需进行系统的预处理操作。去噪过程通常采用均值滤波、中值滤波、小波变换等方法，以削弱高频干扰。归一化操作通过将像素值映射到统一数值区间，增强模型的收敛稳定性。标准化处理使各通道具有相同的分布特征，避免某一特征主导学习过程。构建规范统一的数据处理流程有助于提高模型训练的一致性和泛化能力，是深度分类算法稳定运行的重要前提。

4.2 数据增强与样本均衡对分类训练效果的影响

遥感影像数据中不同地物类别样本量分布极不均衡，稀有类地物因样本稀缺易被忽略，导致模型训练偏向高频类别。数据增强技术通过对影像进行旋转、翻转、裁剪、亮度调整等处理，有效扩展训练样本数量与多样性，提升模型的鲁棒性。样本均衡策略包括过采样、欠采样及基于生成模型的合成样本扩充，旨在缓解类间不平衡带来的学习偏差。通过构建增强数据集并控制类别分布比例，能够显著提升模型对小类地物的识别精度，优化整体分类表现，促进网络结构对所有类别的学习能力均衡发展。

4.3 多源异构遥感数据的融合预处理方法

遥感影像在来源、分辨率、波段组合等方面存在显著差异，不同数据类型的集成融合能够丰富地物特征表达，但也对预处理提出更高要求。光学、雷达、多光谱与高光谱数据各具特征，融合前需统一坐标系、投影方式与空间分辨率，消除几何误差与尺度差异。在光谱维度，通过主成分分析、小波变换等方式压缩冗余信息，提升融合效率。预处理阶段还需进行波段归一化、时间配准与数据去噪，以提升融合后的可比性与稳定性。高质量的融合预处理为深度模型构建多源特征空间奠定数据基础，有助于实现精细化地物识别目标。

5 基于深度学习的地物分类模型构建与优化

5.1 语义分割网络在地物边界提取中的适配性

语义分割网络通过将每个像素点映射为具体类别，实现遥感影像的精细分类，是高分辨率地物识别的关键工具。U-Net、SegNet、DeepLab等网络结构广泛应用于地物边界

提取任务，具备多尺度信息融合与跳跃连接能力，提升了边界清晰度与识别连续性。在复杂地表场景中，地物边界常被遮挡或模糊，传统分类算法难以准确识别。语义分割模型通过编码器提取上下文语义信息，解码器逐层还原空间位置，构建空间-语义统一表达。引入空洞卷积与条件随机场等模块进一步提升边界识别精度，增强模型对异类接触区域的分割能力，图 1 为语义分割网络卫星分类的技术流程。

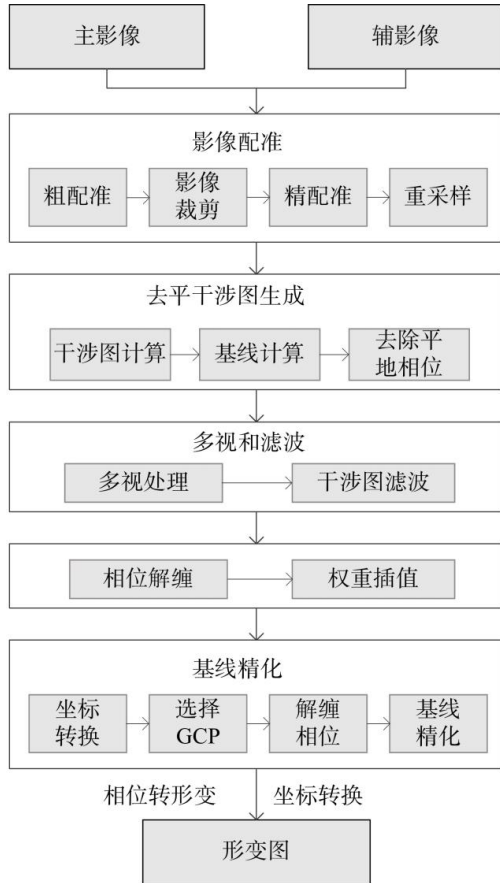


图 1 语义分割网络卫星分类的技术流程

5.2 多层次监督学习与迁移学习的分类优化路径

遥感影像数据标签获取成本高、覆盖范围有限，深度学习模型常受限于训练样本不足。多层次监督学习通过在不同网络层引入辅助损失函数，提升特征表征能力与训练稳定性，缓解梯度消失与过拟合风险。迁移学习策略则通过引入在大规模遥感数据或自然图像数据上预训练的模型，借助已有知识实现快速收敛与精度提升，适用于数据量小或标注不足的

场景。在遥感地物分类中，迁移的有效性依赖于源域与目标域的特征相似度，适配策略包括微调卷积层权重或冻结部分结构。合理设计监督路径与迁移方案可提高模型泛化性能，实现高效精度优化。

5.3 分类结果的精度评估与混淆矩阵分析方法

地物分类模型的效果评估不仅依赖总体精度，还需分析不同类别的识别情况与分类错误类型。混淆矩阵能够详细反映真实类别与预测结果之间的匹配关系，是衡量分类性能的重要工具。评估指标包括精度、召回率、F1 值、Kappa 系数等，可综合反映模型的正确性与稳定性。针对地物识别中存在的类别不均衡问题，需重点关注少数类的识别准确度与漏判比例。空间一致性指标如用于衡量语义分割任务中的空间重叠程度，有助于分析边界识别效果。多维评估手段为分类模型调整与迭代提供数据支撑，确保模型具备实际应用可靠性。

6 结语

高分辨率卫星影像为地物分类提供了丰富的数据信息，而深度学习技术则为复杂场景下的自动识别与精细划分提供了坚实支撑。通过引入卷积神经网络、语义分割模型与图结构建模方法，地物分类的精度与鲁棒性得到显著提升。结合标准化预处理、多源数据融合与监督迁移策略，可有效应对遥感影像中的异质性与样本不均衡问题。未来的研究应进一步优化网络结构、拓展数据适应性与提升边界分割精度，持续推动遥感解译的智能化与实用化进程。

参考文献

- [1] 刘凤莲,曹永兴,高润明,朱军,卜祥航.基于高分辨率卫星影像的输电走廊植被生长预警[J].电力科学与技术学报,2021,36(03): 188-194.
- [2] 王施云.基于深度学习的高分辨率遥感影像地物分类技术研究[D].导师:杨帆.河北工业大学,2021.
- [3] 杨佳睿,吴建宁,严南征,汪希增,杨知,赵斌滨.基于高分辨率卫星影像数据高原输电通道巡视技术的研究[J].宁夏电力,2020,(01): 57-61.
- [4] 彭天凡,范昕桐,任瑞治,顾玲嘉.基于卫星遥感影像的土地分类实验方法研究[J].吉林大学学报(信息科学版),2019,37(05):582-587.
- [5] 朱自娟.基于GF-1卫星影像的东洞庭湖湿地信息提取技术研究[D].导师:张怀清.中国林业科学研究院,2015.