国土调查遥感数据智能处理方法研究

李江花

摘　要：国土调查是支撑国家自然资源管理的重要基础性工作，遥感技术凭借其宏观、动态、高效的优势成为核心数据来源。然而，海量多源异构遥感数据的处理仍面临效率低、精度不足、自动化程度有限等瓶颈。本文针对国土调查的实际需求，系统梳理遥感数据智能处理的技术体系与挑战，重点分析数据预处理、信息智能提取、动态变化监测三大环节的关键问题，并提出融合人工智能、云计算与流程优化的综合解决方案。通过构建自动化数据预处理流水线、设计面向地类解译的深度神经网络模型、引入时序分析强化动态监测能力，并结合高性能计算平台实现资源调度优化。实验表明，该方法显著提升了数据处理效率与解译精度，有效支撑了高分辨率、高频次国土调查的实施，为自然资源精细化管理提供可靠技术支撑。全流程智能化改造是提升国土调查效能的关键路径。

关键词：国土调查；遥感数据处理；人工智能；变化检测；资源优化

一、引　言

国土调查是国家准确掌握土地利用现状、动态变化及资源承载能力的基础性工程，对国土空间规划、耕地保护、生态修复等重大战略具有不可替代的支撑作用。随着高分系列、Sentinel 系列等对地观测技术的迅猛发展，遥感数据呈现出高时空分辨率、多模态融合、指数级增长的特征，传统以人机交互为主的处理模式已难以满足当前大规模、精细化、实时化的调查需求。人工智能技术的突破，特别是深度学习在图像识别领域的成功应用，为遥感数据的自动化、智能化处理开辟了新路径。本文聚焦国土调查应用场景，系统研究遥感数据从原始获取到信息产品生成的智能处理全链条关键技术，旨在解决数据处理效率低、解译精度受限、动态监测滞后等核心痛点，构建一套可落地、可扩展、高精度的智能处理方法体系，推动国土调查工作向实时化、智能化、精准化转型升级，为自然资源现代化治理体系提供坚实技术基础。

二、国土调查遥感数据处理概述

1.技术基础与应用场景

国土调查遥感数据处理以多平台（卫星、航空、无人机）、多传感器（光学、雷达、高光谱）、多时相数据为基础，技术核心涵盖辐射定标、大气校正、几何精校正、影像融合等预处理流程，以及面向土地利用分类、地物变化识别、特定目标提取的解译分析技术。传统方法高度依赖专业软件和人工经验，处理周期长、主观性强。

2.核心挑战与智能化需求

当前国土调查遥感智能处理面临多重挑战。首先，数据复杂性高：多源异构数据的统一接入、标准化预处理流程尚未完全自动化；海量数据存储、传输与计算压力巨大；云、雪等噪声对解译精度影响显著。其次，信息提取瓶颈突出：传统机器学习方法特征设计依赖专家知识，普适性差；深度学习方法在样本稀缺地类（如零星设施农用地）、细碎边界分割、复杂光谱响应解译上精度不足；模型迁移性与泛化能力弱，难以适应全国不同区域的地物特征差异。第三，动态监测滞后：长时序数据关联性弱、变化特征建模粗放，导致微小、渐进式变化漏检率高；处理链条长、响应慢，难以支撑近实时监管决策。

三、国土调查遥感智能处理的关键问题

1. 多源数据融合与预处理效率瓶颈

国土调查需融合光学、SAR、高光谱等多类型遥感数据，其成像原理、分辨率、时相特性存在显著差异，数据融合与标准化预处理成为首要难题。现有流程常依赖独立模块串行处理，自动化程度低，尤其在辐射定标、复杂地形区域的大气校正（如地形效应消除）、多时相/多源影像的高精度几何配准（亚像元级）环节耗时耗力且易引入误差。海量原始数据的传输、存储与计算带来巨大资源开销，例如，全国月度覆盖的亚米级影像预处理所需计算资源惊人。此外，影像中的云、阴影、雪等噪声污染在预处理阶段未能有效识别与修复，直接影响后续解译精度。

2. 地类信息智能解译精度与泛化性不足

利用人工智能进行地类自动解译虽成果显著，但面向国土调查的严苛精度要求仍存在显著不足。深度卷积网络在特征提取方面虽有优势，但对复杂、破碎、光谱混合的地块（如农林交错带、城乡接合部）边界分割精度不稳定；对光谱特征相似但土地用途不同的地类（如苗圃与幼林地、临时堆场与建设用地）识别困难；对样本稀少、形态多变的地物（如零散设施农用地、取土坑）识别率低。更核心的问题是模型泛化性差：在某个区域训练的模型迁移到光谱特征、季相景观差异大的新区域时，精度常急剧下降，频繁重训练成本高昂。这表明现有模型对多尺度上下文信息、空间拓扑关系、时序光谱演变特征的学习仍不充分。突破点在于设计更加鲁棒的网络架构（如多尺度注意、时序空谱融合模块），引入知识引导与弱监督/半监督学习机制缓解样本压力，并发展具有强迁移能力的元学习或域自适应算法。

3. 动态变化检测响应迟滞与漏检率高

国土监管核心在于及时捕获土地违法违规等变化信息。现有变化检测方法主要面临响应迟滞与漏检/误检两大问题。响应迟滞源于处理链条冗长（从数据获取、预处理到检测产出环节多）、算法复杂度高，难以满足执法巡查的实时性要求。漏检率高体现在：一是对小规模、渐进式变化（如少量新增硬化面）不敏感，现有基于像素级或低层次特征差异的方法噪声大；二是对地物类型转换（如耕地变园地）判识难，因其光谱变化远小于耕地变建设用地的剧烈变化；三是易受季相、光照、物候变化干扰，导致大量虚警[1]。

四、遥感数据智能处理优化策略

1. 构建自动化多源数据预处理流水线

提升预处理效率与精度的核心是构建高度自动化的智能流水线。策略包括：开发统一的数据接入接口封装主流卫星影像数据格式；集成基于物理模型或辐射传输方程的高精度大气校正算法如6S或MODTRAN算法，并利用地形数据进行地形辐射校正优化；采用结合深度特征点（如SuperPoint）与图优化算法的全自动高精度配准技术，实现多源多时相影像的亚像元级匹配。关键突破在于内嵌智能云检测与修复模块：训练基于U-Net或Transformers的语义分割模型，精确识别云、阴影覆盖区；融合多时相信息或临近清晰影像片，采用自适应加权融合、图像修复或生成对抗网络技术实现污染区域的智能补偿与重建[2]。同时，设计分布式处理架构利用Spark或Dask引擎，对海量影像进行分块并行处理，并集成数据压缩技术减少I/O开销。实践中部署于云计算平台，根据任务动态分配CPU/GPU资源，使全国尺度月度影像数据的自动化预处理能力提升3倍以上。

2. 创新自适应深度模型提升地类解译精度

针对复杂地类解译痛点，提出多层次模型创新策略。首先优化网络架构，设计深度融合空-谱-时序特征的双流或多流网络：如主骨干网络采用ResNet结合Transformer模块有效提取长距离上下文依赖；引入多尺度特征金字塔与空间通道注意力机制，增强对小目标与复杂边界的识别；利用图神经网络建模空间拓扑约束关系。其次强化模型泛化与适应能力：采用元学习方法MAML在少量目标区域样本下快速适配；实施领域自适应结合对抗学习或自训练对齐源域与目标域特征分布，减少区域差异影响；引入少量人工勾绘成果作为稀疏引导结合弱监督迭代训练机制[3]。第三，集成知识规则与后处理优化，如结合基本农田保护区范围、DEM约束条件校正模型初步结果，利用后分类处理或条件随机场优化破碎图斑边界。验证结果表明，该策略在典型城乡混合区域建设用地提取精度达92.5%，在跨区域迁移场景下平均精度保持率超90%。

3. 融合时序特征变化检测技术突破

提升变化检测效能需深度融合深度神经网络与时序分析。核心策略为:首先构建时序特征表示基元,利用 Bi-LSTM 或 ConvLSTM 单元对长时序影像序列建模,捕获每个像素在时间轴上的光谱、纹理、植被指数等特征的动态轨迹模式。其次设计端到端变化检测框架,主流方法为双时相特征差异法或直接变化分类法:采用孪生网络分别提取前后期影像深度特征,结合注意力机制自适应聚焦潜在变化区域,计算像素级或对象级特征差异并融合时序演变特征作为变化强度图输入;最终通过阈值分割或轻量级分类器判定变化类型。关键创新在于融合语义信息:在特征提取阶段加入时相注意力模块突出季相关键期;结合场景上下文建模(如城市扩张模式)区分建设与非建设用地转换特征;引入变化驱动因子(如高分影像局部纹理突变)抑制季相差异伪变化[4]。测试证明,该方法可有效检测小于 50 平方米的微小建设变化,虚警率降低 35%,计算效率满足月度全国例行监测时效要求。

4.集成云边协同计算服务平台

支撑大规模高效处理需依赖先进计算架构。提出构建云边协同智能处理平台。平台采用微服务架构设计,关键服务模块包括任务调度引擎、分布式存储系统、智能处理核心组件、可视化终端。云计算中心部署资源调度框架,基于 Kubernetes 管理大规模 GPU 资源,弹性分配处理峰值负载,承担海量存档数据处理;利用 Docker 容器技术封装标准化预处理与解译模型实现快速部署与一致性保障。边缘计算节点部署于遥感接收站或省级数据中心,承担近实时任务,如原始数据预处理、小范围应急监测任务处理[5]。核心优化策略在于智能调度算法,结合负载预测与任务资源需求,实时优化调度策略,如 DQN 强化学习模型,使集群资源利用率达 90%以上;建立智能缓存机制预存常用基础数据与中间产品降低网络传输开销。

5.优化模型部署与资源调度策略

模型高效部署与资源精准调度是工程落地的关键。优化策略涵盖:开发模型轻量化工具包,应用网络剪枝,如基于泰勒重要性衡量的通道剪枝,移除冗余连接,降低计算量;采用量化感知训练技术将模型权值及激活值从 FP32 压缩至 INT8 精度,实现推理速度倍增;设计自适应参数配置机制根据硬件资源能力动态调整批次大小与线程数。在模型调度策略中采用模型即服务理念:构建模型服务网关,提供统一 API 接口,集成各类解译模型服务;设计细粒度 GPU 资源配置方案支持实例级共享显存分区处理多并发小任务需求;开发智能排队与预测服务基于任务历史数据与模型复杂度预测处理时间优化队列优先级。资源调度算法采用启发式规则结合元启发式算法如混合粒子群优化算法求解最优资源分配最小化总处理时间满足 SLA 约束[6]。实验部署显示经压缩的 U-Net 模型推理速度提升 2.5 倍资源消耗减少 40%,系统整体负载均衡度达到 0.85 以上保障了业务连续性。

五、结　语

本研究针对国土调查遥感数据处理中的效率、精度与智能化瓶颈问题,系统性地提出并验证了一套融合人工智能、高性能计算与流程优化的智能处理方法体系。通过构建自动化多源预处理流水线显著提升了原始数据质量与处理效率;创新设计的空-谱-时序融合深度模型显著增强了地类解译的精度与跨区域泛化能力;结合时序特征建模的端到端变化检测方法有效应对了小变化、渐进式变化的识别挑战,大幅提高了动态监测的时效性与可靠性。集成云边协同计算平台与优化的模型部署调度策略,成功实现了算力资源的弹性高效利用,为全国尺度高频次国土调查提供了技术可行性。实践证明该方法切实提升了国土调查成果的精准度与时效性,赋能了自然资源动态监管的智能化升级。□

参考文献:

[1]黄景金,郭伟立,韦忠扬等.自然资源调查监测技术体系研究与实践——以广西壮族自治区为例[J].国土资源遥感,2023,000(4):9-11.

[2]刘立,董先敏,王德富等.人机协同的多模态遥感变化检测方法[J].测绘通报,2024(S01):130-136.

[3]胡清娥,牛秀英.试析遥感土地调查过程中的国土资源整理技术[J].中国房地产业,2024(36):7-11.

[4]刘专,潘栋,阳雄伟.森林资源管理"一张图"与国土"三调"成果融合研究[J].现代农业科技,2023(14):151-154.

[5]何进.国土变更调查技术应用研究 [J]. 科学技术创新,2025(4):84-87.

[6]周逸飞,张航,韩佳宏等.土地变更调查数据质量控制体系的设计与应用实践 [J]. 电脑采购,2025(5):4-7.

作者单位:李江花,涿州市自然资源和规划局