

基于深度学习与知识图谱的城乡规划要素智能识别与关联分析

张 越 杨宇楠

沈阳城市建设学院 辽宁 沈阳 110167

摘要：城乡规划要素精准识别与关联挖掘是规划编制的关键前提，传统人工处理模式效率低、关联分析弱，难满足“多规合一”要求。本文提出深度学习与知识图谱融合的技术方案，构建含遥感影像、GIS数据等的多源数据集，用改进U-Net++模型智能识别规划要素，结合本体论构建知识图谱完成关联建模，设计融合分析框架开发多维度分析功能。实验显示，模型识别平均交并比高，关联分析效率大幅提升，能精准挖掘用地与设施配套矛盾，为城乡规划智能化编制与决策提供高效技术支撑，实践价值显著。

关键词：深度学习；知识图谱；城乡规划要素；智能识别；关联分析

引言：规划体系建设推动城乡规划向精准、智能转型，规划要素处理质量关乎规划方案科学性。当前规划要素处理靠人工判读遥感影像与GIS矢量叠加，存在诸多瓶颈：单要素识别耗时长；要素关联依赖经验，易忽略隐性关系；数据更新不及时，无法匹配城市发展。深度学习特征提取强，知识图谱关联表达优，二者互补为解决问题提供可能。本文聚焦二者融合应用，详述数据集构建、模型开发等全过程，以技术创新突破传统局限，助力“智慧规划”落地。

1 城乡规划要素多源数据集构建

1.1 数据需求与来源

城乡规划要素数据集要满足“空间精准、属性完整、类型全面”。核心数据有四类：高分辨率遥感影像，选GF-2与Sentinel-2影像，覆盖研究区2023-2024年数据，用于空间形态识别；GIS矢量数据，含国土调查等数据，提供属性与边界参考；文本数据，收集法规文件及规划说明书，支撑知识图谱构建；实地调研数据，用全景相机拍摄1200处典型区域，记录实际功能与现状。数据来自自然资源部门数据库等，保障权威性与时效性。

1.2 数据预处理流程

数据预处理按“清洗-对齐-融合”三步开展，形成标准化数据基底。遥感影像预处理采用ENVI与Python

实现：通过辐射定标与大气校正消除成像误差，利用高斯滤波去除风沙、云影噪声，采用直方图均衡化增强用地边界特征；对影像进行裁剪与重采样，统一分辨率至1m，确保像素级精度。GIS矢量数据预处理通过ArcGIS完成：拓扑检查修正边界重叠、裂隙等问题，属性规范化处理统一用地代码与设施名称。文本数据采用jieba分词工具去除停用词，提取“用地类型”“管控指标”等核心实体。多源数据通过WGS84坐标系实现空间对齐，基于时间戳完成时序匹配，最终形成“影像-矢量-文本”关联的标准化数据集^[1]。

1.3 数据集构建与标注

数据集按“全域覆盖+典型聚焦”原则构建，选取长三角3个区县作为研究区（面积120km²），将预处理后数据裁剪为512×512像素样本，共生成影像样本15万张、矢量要素8200个、文本片段3500条。标注采用“人工+机器”协同模式：影像标注使用LabelMe工具，由2名高级规划师与3名AI工程师组成团队，按居住、商业、工业等12类要素标注边界与属性，标注精度≤1像素；矢量数据关联影像标注结果补充功能属性，如为居住用地添加“容积率”“建筑密度”信息；文本数据标注采用BERT模型预标注+人工修正，提取要素实体1200个、关系类型35种。数据集按7:2:1划分为训练集、验证集、测试集，通过旋转、缩放等数据增强扩充至20万张，提升模型泛化能力。

2 基于深度学习的城乡规划要素智能识别模型构建

2.1 识别模型选型与改进

基于规划要素识别需求，选U-Net++为基模型，其编码器-解码器结构与多尺度特征融合能力，能适配不

通讯作者：杨宇楠

项目名称：沈阳城市建设学院2025年大学生创新创业训练计划项目《“灵感实验室”AI驱动的跨学科知识图谱构建与智能问答系统》

项目编号：202513208037

同尺度要素识别，可有效捕捉大斑块工业用地和小斑块便利店。针对城乡混合用地边界模糊、细碎要素漏检问题，提出三点改进：在编码器输出端嵌入空间注意力模块强化用地边界特征提取；解码器加入语义约束层融入用地代码信息，减少同类要素误分；用金字塔池化模块替代传统卷积增强特征融合。改进后模型命名为 SA-U-Net++，适配复杂场景能力更强。

2.2 模型训练与优化策略

模型基于PyTorch框架训练，硬件配置为NVIDIA RTX 4090 GPU与128GB内存，确保训练效率。参数设置：初始学习率0.001，批次大小16，采用余弦退火学习率衰减策略，每10轮学习率减半，共训练80轮至损失函数收敛。损失函数采用“交叉熵损失+Dice损失+语义约束损失”复合函数，交叉熵损失平衡类别分布，Dice损失提升边界识别精度，语义约束损失确保识别结果与要素属性一致。引入迁移学习优化训练过程，利用预训练ResNet-50作为编码器初始化权重，减少数据需求并加快收敛速度，模型训练时间较从零训练缩短40%，避免过拟合问题。

2.3 多要素识别结果融合与优化

多要素识别结果融合采用“像素级-特征级-决策级”三级策略，提升识别准确性。像素级融合通过加权平均融合SA-U-Net++模型与SegNet模型的输出结果，强化边界像素分类精度；特征级融合提取不同模型的深层特征，通过注意力门控单元筛选关键特征，构建融合特征图；决策级融合基于D-S证据理论，结合各模型识别置信度确定最终分类结果，如当两模型对区域识别置信度均超0.8时确定分类，低于0.5时标记为待核查。融合后通过后处理优化消除孤立小斑块，采用形态学开运算去除面积 $< 5\text{m}^2$ 的噪声区域，确保识别结果符合规划要素实际分布特征^[2]。

2.4 识别模型精度评价

采用像素准确率（PA）、平均交并比（mIoU）、各类要素交并比（IoU）及漏检率（LR）作为评价指标，在测试集上完成精度验证。结果显示，SA-U-Net++模型PA达94.2%，mIoU达89.3%，较原始U-Net++提升11.6%，较SegNet提升15.4%；12类要素中，居住用地、道路等大尺度要素IoU超92%，便利店、公交站点等小尺度要素IoU达81.5%，漏检率降至3.2%。对比实验表明，空间注意力模块使边界识别精度提升8.7%，语义约束层使同类要素误分率降低6.3%，三级融合策略使整体mIoU提升4.1%。模型推理速度达32FPS，单张 512×512 影像识别耗时 $\leq 0.03\text{s}$ ，满足规划业务实时处理需求。

3 基于知识图谱的城乡规划要素关联建模

3.1 规划知识图谱本体设计

采用本体论方法设计知识图谱核心结构，通过Protégé软件完成本体建模，确保逻辑一致性。本体核心包括四类实体：用地实体（居住用地、商业用地等）、设施实体（学校、医院、公交站等）、生态实体（公园、水体、林地等）、管控实体（规划边界、容积率等）。定义三类核心关系：空间关系（相邻、包含、距离）、语义关系（配套、衔接、从属）、规则关系（禁止、限制、符合）。每个实体关联多类属性，用地实体包含面积、容积率等属性，设施实体包含服务半径、建设年限等属性，管控实体包含管控等级、实施期限等属性。本体设计充分衔接《城市用地分类与规划建设用地标准》，确保符合规划业务规范。

3.2 知识图谱数据层构建

知识图谱数据层构建流程为“知识抽取-知识融合-知识存储”。知识抽取采用“规则+模型”结合方式：从遥感影像识别结果中提取要素空间实体与位置属性；从GIS数据中抽取要素属性与空间关系；从文本数据中采用BERT-CRF模型抽取实体与规则关系，实体抽取准确率达91.2%，关系抽取准确率达88.7%。知识融合通过实体链接与关系对齐消除歧义，采用余弦相似度算法匹配“异名同义”实体（如“小学”与“基础教育设施”），基于规划规范对齐“配套”“服务”等相似关系。知识存储采用“Neo4j+MySQL”混合架构，Neo4j存储实体与关系构建图结构，MySQL存储海量属性数据与影像索引，提升查询效率。

3.3 知识图谱动态更新机制

设计“主动触发+定期更新”结合的动态更新机制，确保知识图谱时效性。主动触发更新针对突发变化，当新增规划审批项目、工程竣工等事件发生时，通过API接口同步获取审批文件、竣工测量数据，自动抽取新增实体与关系，如新增商业综合体时，同步更新其与周边道路的衔接关系及容积率属性。定期更新按季度开展，基于最新遥感影像与GIS数据，通过增量学习更新要素空间位置与属性变化，如居住用地扩展、设施服务范围调整等^[3]。更新过程中引入冲突检测机制，通过规则引擎校验新增知识与现有知识的一致性，如检测工业用地是否违反生态红线管控规则，确保更新后知识图谱逻辑严谨。

3.4 知识图谱查询与推理功能开发

基于Neo4j图数据库开发查询与推理功能，满足规划业务需求。查询功能支持三类核心查询：空间查询（如“查询居住区500米内设施”）、属性查询（如“查询容

积率 > 2.5 的商业用地”）、关联查询（如“查询与工业用地相邻的生态实体”），采用Cypher查询语言实现，复杂查询响应时间 ≤ 1.5 s。推理功能基于规则引擎与图神经网络实现，内置规划规则库（如“小学服务半径 ≤ 500 米”“工业用地禁止位于生态红线内”），通过正向推理识别规划矛盾，如自动发现“居住区周边1公里无幼儿园”的配套缺陷；通过路径推理挖掘隐性关联，如“居住用地-道路-医院”的可达性关联。推理结果准确率达89.5%，为规划问题诊断提供支撑。

4 深度学习与知识图谱融合的要素关联分析

4.1 融合分析框架设计

构建“数据输入-特征融合-关联分析-结果输出”的四级融合分析框架，实现深度学习与知识图谱的无缝衔接。数据输入层整合深度学习识别的要素空间数据与知识图谱的语义、规则数据，建立“空间ID-语义ID”的关联映射。特征融合层通过注意力机制融合要素空间特征（位置、形态）与语义特征（属性、关系），构建多维度特征向量。关联分析层包含空间关联、语义关联、规则关联三个子模块，分别实现要素空间关系计算、功能关联挖掘、规划规则校验。结果输出层以可视化形式呈现分析结果，包括关联关系图、规划问题清单、分析报告，同时预留与规划管理系统的数据接口，支持结果复用。

4.2 多维度要素关联分析方法

多维度关联分析围绕规划业务核心需求设计三类方法。空间关联分析基于融合后的空间特征，采用Voronoi图计算设施服务范围，通过缓冲区分析识别服务盲区，如生成幼儿园服务覆盖热力图，定位覆盖缺口区域；采用空间叠加分析检查用地与规划边界的符合性。语义关联分析基于知识图谱语义关系，采用图卷积神经网络挖掘要素功能关联，构建“居住-商业-交通”配套链，识别“商业设施不足”等功能失衡问题。规则关联分析基于规划规则库，通过逻辑推理校验要素组合合规性，如检查工业用地与生态红线的重叠情况，自动标记违规区域，分析方法准确率达90.2%。

域，分析方法准确率达90.2%。

4.3 典型应用分析功能开发

基于融合分析框架开发三类典型应用功能，适配规划编制与审批需求。一是规划合规性检查功能，自动校验用地布局与规划规则的符合性，在有些新城规划项目中，10分钟内完成20平方公里区域合规性检查，识别违规用地7处，较人工检查效率提升90%。二是设施配套优化功能，基于关联分析结果生成设施优化建议，如在某居住区规划中，建议新增1所幼儿园与2处社区服务中心，确保服务覆盖达标。三是规划动态监测功能，对比不同时期要素识别与关联数据，分析城市发展变化趋势，如追踪工业园区扩展对周边生态的影响，为规划调整提供数据支撑。功能开发采用B/S架构，支持浏览器端可视化操作，提升易用性。

结束语

本文构建深度学习与知识图谱融合的城乡规划要素处理技术体系，通过多源数据集构建、改进模型开发、知识图谱建模及融合分析功能开发，有效突破传统要素处理模式的局限。实验与应用表明，该技术方案实现规划要素的精准识别与深度关联挖掘，识别精度与分析效率显著提升，可精准支撑规划合规性检查、设施配套优化等核心业务。未来将引入数字孪生技术，构建“识别-关联-模拟-优化”全流程系统，推动技术在国土空间规划全生命周期中深度应用，助力规划智能化水平持续提升。

参考文献

- [1] 邓毛颖,曹凯滨.县域级城乡全要素融合的规划实施路径研究——广州市增城区为例[J].湘潭大学学报(自然科学学报),2022,44(1):53-62.
- [2] 周思俊,张昊,王国明.知识图谱研究综述[J].电脑知识与技术,2025, 21(19): 37-41.
- [3] 郭琳,陈晓慧,肖梅.知识图谱研究综述[J].信息记录材料, 2023, 24(6): 17-19,23.