引文格式：赵海强,耿欣,雷丽珍,等. 面向建设项目用地预审的卫星遥感智能监测方法研究[J]. 地理空间信息, 2026, 24(4):136-140. doi:10. 3969/j. issn. 1672-4623.2026.04.028

面向建设项目用地预审的卫星遥感智能监测方法研究

赵海强[1,2]，耿　欣[1,2]，雷丽珍[1,2]，冼树章[1,2]，谭婉婷[1,2]，阮　芳[1,2]
（1. 广东省国土资源技术中心，广东 广州 511300；
2. 自然资源部粤港澳大湾区自然资源数据协同应用工程技术创新中心，广东 广州 511300）

摘　要：建设项目用地预审是自然资源管理部门对建设项目是否符合法律法规和土地利用总体规划的初步审查，在用地预审环节，往往存在未批先建、边批边建等违法用地行为，对于违法行为的有效监测是一项重要任务。提出一种基于深度学习多模型融合的用地预审项目疑似动工监测方法，通过构建建设用地预审项目业务模型、利用国土变更调查及多源卫星遥感影像制作专题解译样本、训练多专题深度学习模型，并搭建多模型融合环境、构建自动化分析计算模型，实现用地预审自动化监测。实验结果表明，该方法能够有效识别用地预审项目范围内疑似动工图斑，综合识别率优于71.3%，效率高、人工干预少，为建设项目用地预审土地利用现状监测提供有效手段。

关键词：建设项目；用地预审；深度学习；解译样本；多模型
中图分类号：P237　　文献标志码：B　　文章编号：1672-4623（2026）04-0136-05

Research on Satellite Remote Sensing Intelligent Monitoring Method for Pre-examination of Construction Project Land-use

ZHAO Haiqiang[1,2], GENG Xin[1,2], LEI Lizhen[1,2], XIAN Shuzhang[1,2], TAN Wanting[1,2], RUAN Fang[1,2]
(1. Guangdong Province Land and Resources Technology Center, Guangzhou 511300, China;
2. Technology Innovation Center for Collaborative Applications of Natural Resources Data in GBA, Ministry of Natural Resources, Guangzhou 511300, China)

Abstract: The pre-examination of construction project land-use is a preliminary examination conducted by the natural resource management department to determine whether the construction project complies with laws, regulations, and the overall land-use overall plan. In the pre-examination process of land-use, there are often illegal land-use behaviors such as building before approval or building while approval is being carried out. Effective monitoring of illegal behaviors is an important task. We proposed a method for monitoring suspected construction of land-use pre-examination projects based on deep learning multi-model fusion. By constructing a business model for construction land-use pre-examination projects, using territorial change survey and multi-source satellite remote sensing images to produce thematic interpretation samples, training multi-thematic deep learning models, building a multi-model fusion environment, we constructed an automated analysis and calculation model to achieve automated monitoring of land-use pre-examination. The experimental results show that this method can effectively identify suspected construction site spots within the scope of land-use pre-examination projects, with a comprehensive recognition rate of better than 71.3%, and has high efficiency, minimal manual intervention, which can provide an effective means for monitoring land-use pre-examination for construction projects.

Key words: construction project, land-use pre-examination, deep learning, interpretation sample, multi-model

建设项目用地预审是指自然资源主管部门在建设项目审批、核准、备案阶段，依法对建设项目涉及的土地利用事项进行的审查[1]。根据《土地管理法》的规定和国办有关政策要求，需要申请使用土地的项目开工建设，必须依法取得用地批准手续，用地预审后先行开工，不符合《土地管理法》和国家基本建设程序的基本要求[2-3]。因此，仅在用地预审过程阶段，或者取得了用地预审意见的项目并不能马上占地开工建设。然而，在城市化发展和工业化不断推进的过程中，仍然存在着未批先建、边批边建等违法用地行为，给社会治理、土地管理带来了极大的挑战[4-5]。为有效监管建设项目用地预审[6-7]阶段的土地利用现状，开展高效、精准的地表覆盖监测，是阻止违法行为的有效手段，是促进社会治理、城市高质量发展的有力支撑。

用地现状的监测依靠传统人工目视解译方法费时费力。当前，人工智能[8]技术发展迅速，且随着我国

项目来源：自然资源部粤港澳大湾区自然资源数据协同应用工程技术创新中心基金资助项目（2024NRDZ10）。
第一作者简介：赵海强（1988—），硕士，高级工程师，注册测绘师，主要从事自然资源调查监测技术研究与应用工作，E-mail：qq13781078337@163.com。

国产卫星的快速发展，卫星影像数据量明显增多，遥感影像质量明显提升，对高频次、大范围用地监测提供了坚实的数据基础。研究基于卫星遥感的人工智能监测技术是当前遥感监测领域的热点，相关学者进行了大量的研究[9-15]。但多从单一地物专题监测入手，都能取得较好的效果，面对用地预审疑似动工应用场景，存在多地物专题应用需求，往往较难满足。

综合以上分析，本文基于建设项目用地预审疑似动工监测应用场景，以多源卫星遥感影像为数据源，以深度学习网络模型为核心，通过构建建设用地预审项目业务模型、制作多源卫星遥感影像专题解译样本、训练多专题深度学习模型、搭建多模型组合、构建自动化分析计算模型，探索用地预审监测的有效方法，并以实验数据进行测试，验证方法可行性。

1　研究方法

本文研究基于深度学习的用地预审项目疑似动工监测方法，包括建设项目用地预审数据模型构建，明确监测对象，以此为依据，构建卫星遥感多类型样本库，训练多专题深度学习模型，总体技术路线图如图1所示。

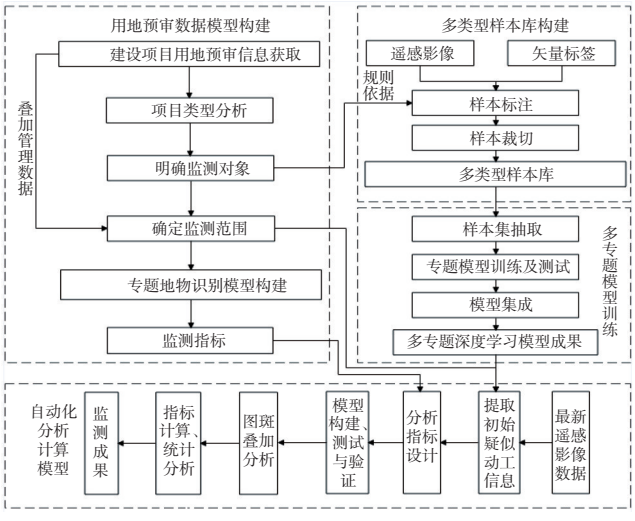


图1　技术路线

1.1　建设项目用地预审数据模型

疑似动工信息主要包括预审地块是否涉及已建设、正在建设、已推土待建设、硬底化等现状信息，而不同的建设项目类型所涉及的疑似动工内涵存在差异，需要根据具体项目类型进一步分析，通过遥感手段快速获取到疑似动工信息后，再与耕地、已审批、已供地等其他管理数据叠加分析，最终得到疑似违法动工信息，提供给执法部门辅助决策。本文所研究预审项目监测首先要根据项目的类型对涉及疑似动工土地的类型进行梳理与建模，明确不同预审项目的监测对象，以此构建专题样本，进行深度学习模型训练，基于构建的模型使用最新遥感影像快速识别疑似动工区域。建设项目用地预审数据模型，是深度学习知识基础，通过分析预审数据与其他已获得审批的批地、供地等管理信息，例如项目名称、批准时间、批准单位等，再根据项目空间位置情况，对预审项目进行叠加处理，明确监测范围；根据预审项目类型（线性工程、建筑工程等）明确疑似动工内涵，建立疑似动工图斑采集的类型体系，形成用地预审数据模型如图2所示。

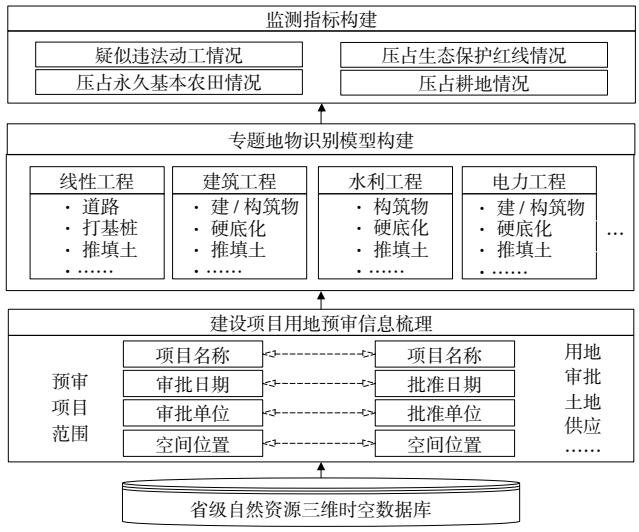


图2　数据模型图

1.2　建设项目用地预审数据模型

通过分析建设项目用地预审数据模型，建立符合土地利用现状遥感监测的智能解译多专题样本库分类体系，主要包含了建筑物、构筑物、道路、硬底化地表、推填土、基桩等6种地表覆盖类型，为了更好地构建样本库数据资源，结合高分影像数据纹理特征，考虑广东省地表覆盖的特点，设定各地物的最小识别面积，建立6种地表覆盖类型的表征描述体系。再以上面6种地表覆盖分类为标准，结合高分系列、资源系列以及其他亚米级高分遥感影像数据资料，提取制作高质量解译样本，并按统一标准裁切、组织，包含样本影像、样本标签、元数据，样本裁切尺寸按512像素×512像素，形成共计21 630张用地预审监测的多类型解译样本库。

1.3　多专题深度学习模型训练

根据前文分析，本文所需构建的深度学习模型包括建筑物、构筑物、道路、硬底化地表、推填土和基桩等类型，所使用的数据主要为卫星遥感影像，在深度学习网络中，多阶段级联卷积神经网络适用于处理不同任务、不同层次的特征，对于处理多分辨率、多光

谱遥感影所涉及的复杂场景、多尺度特性具有较好的效果。本文采用基于多阶段级联卷积神经网络结构，构建多专题深度学习模型。多阶段级联检测器结构可以看作是卷积神经网络检测器结构的扩展应用，多阶段级联中任何一个回归器都可以在相邻阶段级联的候选区域回归框基础上进行学习，这样保证了不同阶段的检测器逐步地被优化，更好的适应遥感影像特征学习，提升模型泛化能力。多阶段级联网络结构如图3所示。

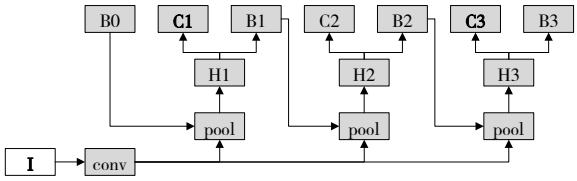


图3 网络结构图

其中I表示输入的图像，conv表示主干特征提取卷积神经网络，pool是进行区域特征提取的池化操作，*Bi*代表候选区域回归，*Hi*表示检测器网络头，*Ci*是分类。利用候选区域卷积神经网络得到的候选区域回归框B0送入相邻阶段的池化层提取特征之后，送入检测器头H1得到新一阶段的候选区域回归框B1，随后将B1送入相邻阶段的检测器头得到新的候选区域回归框B2，根据设置的级联阶段个数进行重复操作。本文多专题深度学习模型，以构建的多类型解译样本为基础，进行不同专题类型的模型训练，网络结构采取级联数目为3的多阶段级联检测器结构，3个阶段的阈值分别设定为0.5,0.6,0.7，第一级对样本进行初筛，去掉质量过低的候选区域回归框，第二级进行优化回归，第三级检测器输出的回归框即是模型最终输出的结果。多专题模型以建筑物、构筑物、道路、硬底化地表、推填土、基桩等6种类型样本为基础，进行专题深度学习模型训练，在验证集进行精度验证，并根据验证精度情况进行再次迭代优化，形成不同专题模型成果。将不同专题模型成果，根据预审项目类型进行模型组合配置，形成组合模型，并集成到遥感AI解译平台，在平台内通过程序调用的方式实现多模型组合使用，多专题模型构建如图4所示。输入待解译的遥感影像与预审项目后，解译平台根据项目类型调用组合模型，实现多类型地物的同步解译，较大提升了解译效率。

1.4 面向应用的自动化分析计算模型

通过以上方法，提取了不同类型预审项目可能涉及的疑似动工信息，再以此为基础，结合用地审批、生态保护红线、永久基本农田、现状耕地等管理数据，进一步进行叠加图斑分析，并对自动解译的图斑进行人工修编、剔除、补充等处理，形成处理分析后

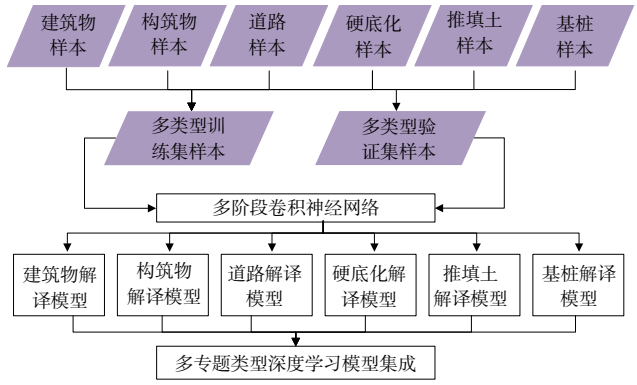


图4 多专题模型图

的疑似动工图标数据。运用GIS建模工具构建数据分析计算模型实现自动化的图斑分析筛选流程，根据预审项目疑似动工信息提炼专题分析规则和指标，包括初始疑似动工图斑数据输入，各项管理数据占压分析顺序及占压算子选取，构建包含疑似动工面积、疑似动工类型、疑似动工占比、疑似动工时间、疑似动工位置等指标信息，形成自动化数据分析计算模型，进行模型测试与验证，自动化分析计算模型如图5所示。将各类管理数据和遥感识别图斑成果作为输入，运用模型对压占情况进行自动化计算、统计分析，并结合预审项目类型、疑似动工类型及各类管理数据占压关系，形成统计报表及分析报告，最终形成建设项目用地预审土地利用现状监测成果。

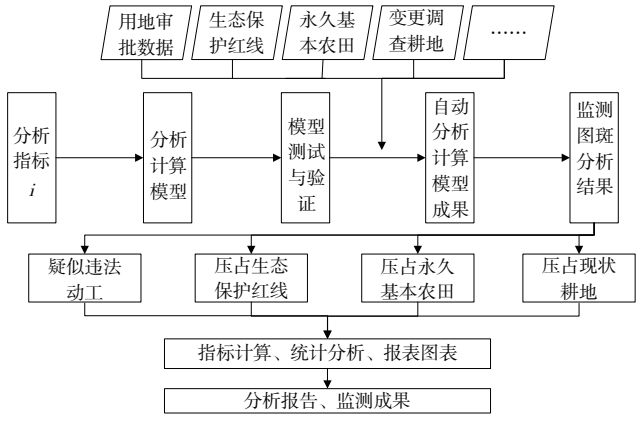


图5 自动化计算分析图

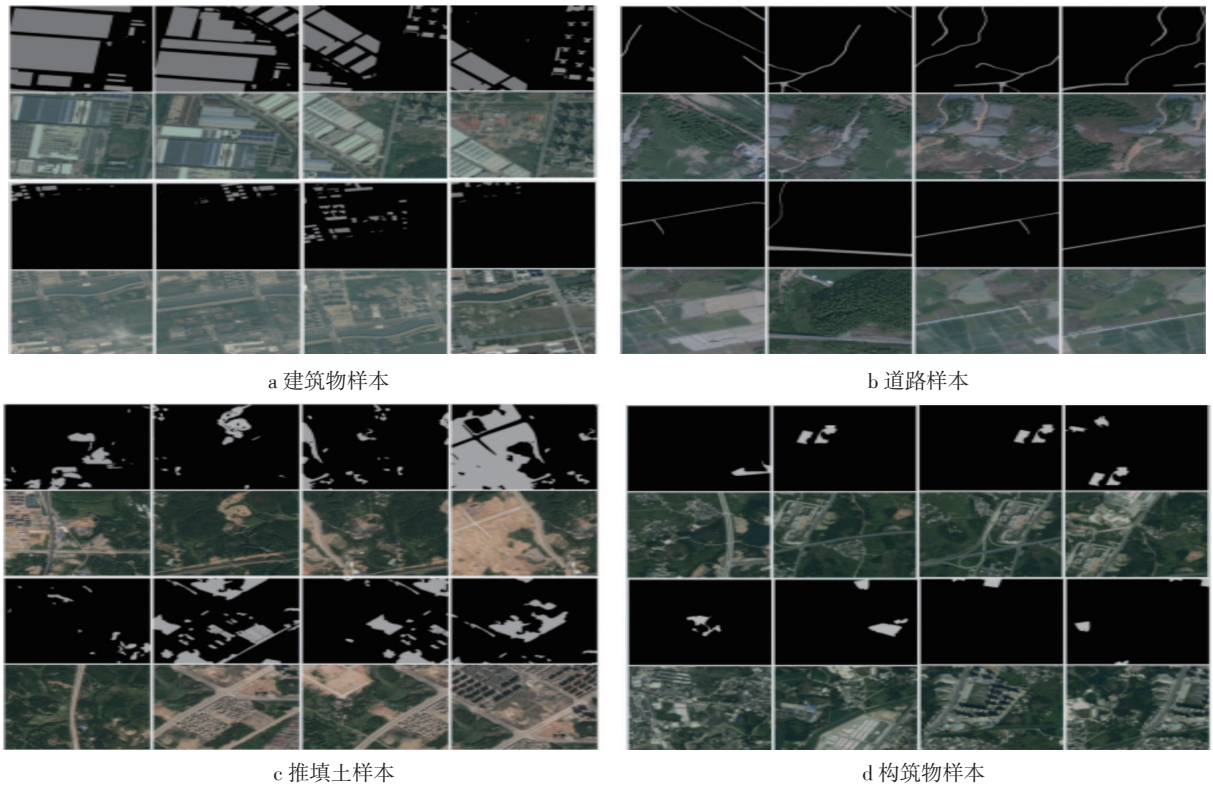
2 实验与分析

为验证本文监测技术方法的有效性，筛选高分系列、资源系列等卫星遥感影像，人工标注样本，进行多专题模型训练，根据建设项目用地预审业务类型及业务信息资料，进行解译提取和数据分析。

2.1 样本制作

卫星遥感影像数据采用GF-2、GF-6、GF-7、ZY1-02C、ZY3、SV1、SV2等，样本标签基础矢量采用

年度变更调查数据，通过人工检核修编绘制高质量样本标签，共采用26景影像，按照512像素×284像素裁切样本，生成建筑物样本6 530张、构筑物样本4 820张、道路样本3 160张、硬化地表样本2 470张、推填土样本4 490张，通过目视解译制作基桩样本106张，每张样本包含样本影像及对应的标签栅格，样本数据如图6所示。



a 建筑物样本　　b 道路样本

c 推填土样本　　d 构筑物样本

图6　样本数据

2.2　模型训练及精度验证

根据多专题地物类型，对以上制作的样本进行分割，按照80%和20%的比例将各专题类型分为训练样本集和验证样本集，将多阶段级联神经网络作为基础模型，采用开源Pytorch深度学习框架，输入样本进行模型训练，训练轮次设置为200轮，实现模型训练的迭代，模型训练过程中，各专题经过130轮次以上训练迭代后，各专题模型在验证样本集上的IoU（交并比）达到0.902 3以上，停止模型迭代。

为了进一步验证多专题模型精度，需要选取不同专题的非样本数据进行精度验证，验证方法采用由模型提取结果（预测值）与人工目视结果（真值）共同构成的混淆矩阵表示，矩阵由 K 行 K 列构成，以像素为单位，精度矩阵表如表1所示。解译模型像素精度评价指标为预测正例的像素中真正正例像素的比例，计算方法为：$TP/(TP+FP)$。

表1　精度验证矩阵表

类型	预测值（正值）	预测值（负值）
真值（正值）	*TP*（真正例）	*FN*（假正例）
真值（负值）	*FP*（假正例）	*TN*（真正例）

其中，*TP* 为真正，被模型提取正确的正样本（预测为1实际为1）；*FN* 为假负，被模型提取错误的正样本（预测为0实际为1）；*FP* 为假正，被模型提取错误的负样本（预测为1实际为0）；*TN* 为真负，被模型提取正确的负样本（预测为0实际为0）。经测试，多专题模型识别的查全率优于90%，准确率优于71.3%，精度验证见下表2，基桩样本过少，在实际训练过程中，模型效果较差，未参与本次验证。

2.3　用地预审监测分析

多专题解译模型建立后，根据建设项目用地预审业务类型及业务信息资料，本文参照实际业务数据，模拟了182宗包含线性工程、建筑工程、水利工程、电力工程等用地预审项目数据，并梳理2024年卫星遥感影像数据，按照分辨率、时间的优先顺序，剔除质量不足影像，使每个项目数据被影像充分覆盖，共计涉及17景影像数据。按照前文方法，将待监测的项目范围、所使用的影像数据上传多专题解译模型，一次自动识别多类型地物，并将自动解译的成果作为疑似动工初始图斑，再与用地审批、生态保护红线、永久基本农田、现状耕地等管理数据进行叠加标记，为了确保解译图斑结果的准确性，本文进行了人工检核，对各个类型图斑结果进行分析，生成最终图斑成果。

表2 精度验证表

模型类型	使用影像	预测值图斑数量/个	真值图斑数量/个	查全率/%	准确率/%
建筑物解译	GF-2、GF-6、ZY3	104	87	92.3	77.2
构筑物解译	ZY3、SV1	57	46	90.7	73.4
道路解译	GF-2、ZY1、SV1	80	63	91.2	72.1
硬底化地表解译	GF-2、SV2	74	61	90.2	74.6
推填土解译	GF-2、GF-6、ZY3	129	101	91.1	71.3

因实际业务应用中，更注重疑似动工范围的面积信息，因此，图斑量结果统一采用面积进行统计，如表3所示。

表3 监测结果分析

监测图斑类型	图斑初始提取总面积/㎡	各管理数据范围内图斑总面积/㎡	人工检核图斑总面积/㎡
建筑物	305 000	181 620	76 220
构筑物	172 310	114 430	47 130
道路	140 140	86 420	32 800
硬底化地表	7 120	3 540	2 470
推填土	18 400	6 830	7 110
合计	642 970	392 840	165 730

经核查分析，共提取5个类型监测图斑，在模拟的用地预审项目范围内图斑量642 970 m^2，经核查，在各类管理数据范围外，人工检核后疑似动工的图斑总量约165 730 m^2，约占初始图斑结果的25.8%，剔除掉管理范围内图斑数据后，图斑成果占比约66.3%。在建设项目用地预审数据模型中构建的图斑采集类型均得到有效提取，验证了数据模型的适用性。分析监测图斑结果发现，对于建设项目，建筑物提取效果最好，人工修编工作量最少，对于推填土类型的边界较难准确获取，需要较大的人工修改量，道路提取效果较好，但在建道路和推填土存在一定混淆情况，硬底化地表涉及的提取结果较少；分析本文实验用地预审项目范围内的疑似动工成果发现，各个监测类型的图斑均得到提取，提取的结果较好的反映了实际土地利用情况，存在一定的错检和漏检的情况，但本文方法提升了监测效率。整体来说，本文方法较好的提取到建设项目用地预审阶段的疑似动工信息，及时反映土地利用现状情况，对土地管理部门能够及时提供信息决策支持。

3 结 语

本文基于建设项目用地预审疑似动工监测应用场景，以高分辨率卫星遥感影像、深度学习等技术为支撑，研究一种基于深度学习多模型融合的用地预审项目疑似动工监测方法，构建了建设用地预审项目业务模型、制作了多类型解译样本、训练了多专题深度学习模型、构建了自动化分析计算模型，并以验证数据进行测试。结果表明本文方法能够实现建设项目用地预审阶段，土地利用现状的自动化监测，快速识别用地预审项目范围所涉及的疑似动工信息，并实现与管理数据的自动叠加，解决了自动化快速监测难题，为建设项目用地预审土地利用现状监测提供有效手段。

参考文献

[1] 国土资源部关于修改《建设项目用地预审管理办法》的决定[J]. 中华人民共和国国务院公报,2017,22(17):58-61

[2] 周国新,万宝林,杨锦,等. 建设用地审批监管指标体系研究:以广东省为例[J]. 国土与自然资源研究,2021,42(5):69-71

[3] 栾淑丽. 用地审批管理效能分析评价模型初探:以上海市建设用地审批为例[J]. 上海国土资源,2024,45(2):87-91

[4] 王兆丰,张林,王菁玉. 建设用地审批“放管服”改革思考[J]. 中国土地,2018,36(7):30-32

[5] 黎雷,杨锦,余海洋. 面向建设用地审批的广东省土地管理与决策支持系统设计与应用[J]. 智能建筑与智慧城市,2023,29(10):58-61

[6] 杨美霞. 建设项目用地预审部省对接工程设计与应用:以广东省为例[J]. 价值工程,2023,42(33):31-34

[7] 纳金永. 关于提高高速公路建设项目用地预审效率探讨[J]. 居业,2024,41(4):175-177

[8] 耿欣,雷丽珍,花卉,等. 基于深度学习方法的耕地违建自动提取[J]. 地理空间信息,2022,20(3):18-24

[9] Howard A G, Zhu M, Chen B, et al. Mobilenets:Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications[J]. arXiv Preprint arXiv:1704.04861,2017

[10] 刘恒恒,张春森,葛英伟,等. 多尺度特征融合深度学习建筑物的提取方法[J]. 地理空间信息,2022,20(2):97-100

[11] 王雪,梁珂,隋立春,等. 膨胀卷积与金字塔表达的深度学习模型用于农村建筑物提取[J]. 测绘通报,2022(4):61-65

[12] 刘舸,邓兴升. 结合深度学习和图割法的遥感影像建筑物检测[J]. 测绘通报,2019(11):69-73

[13] 邱海泉,林燕慧,劳春华. 基于建设用地供后开发状态的遥感智能监测模型研究[J]. 地理空间信息,2023,21(6):45-48

[14] 方芳,向浩,张亮. 遥感影像分析在新增建设用地督察中的应用[J]. 地理空间信息,2021,19(1):53-54

[15] 吴海平,黄世存. 基于深度学习的新增建设用地信息提取试验研究:全国土地利用遥感监测工程创新探索[J]. 国土资源遥感,2019,31(4):159-166