引文格式：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. doi:10.3969/j.issn. 1672-4623.2023.06.012

基于建设用地供后开发状态的遥感智能监测模型研究

邱海泉[1]，林燕慧[2]，劳春华[2*]
（1. 广东省国土资源技术中心，广东 广州 510075；2. 广东工业大学管理学院，广东 广州 510520）

摘　要：“供而未用”等闲置土地监测是自然资源部门关于土地市场动态监管的一项重要任务。研究以谷歌MobileNetV2深度学习神经网络为核心，以广东省土地市场动态监管系统记录的历史数据为学习样本，基于ArcGIS和百度飞桨人工智能平台，搭建了建设用地供后开发状态遥感智能监测系统。模型测试表明，建设用地供后开发状态遥感智能监测系统识别精度达到93.95%，其不仅可以检验地方上报开工等信息的真伪，而且还可以对即将闲置的地块发出预警。研究表明，立足自然资源监管业务数据研发人工智能监管技术，可有效推动自然资源管理走向智能化。

关键词：供而未用；闲置土地；深度学习；人工智能；土地市场
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2023）06-0045-04

Research on Intelligent Remote Sensing Monitoring Model Based on the Post Development State of Construction Land Supply

QIU Haiquan[1], LIN Yanhui[2], LAO Chunhua[2]
(1. Land and Resource Technology Center of Guangdong Province, Guangzhou 510075, China;
2. School of Management, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510520, China)

Abstract: The monitoring of idle land such as “supplied but not used” is an important task of the natural resources department on the dynamic supervision of land market. Taking Google MobileNetV2 deep learning neural network as the core algorithm, using the historical data of Guangdong land market dynamic supervision system as the learning sample, we built an intelligent remote sensing monitoring system for post development state of construction land supply based on ArcGIS and Baidu Paddle artificial intelligence platform. The case application shows that the recognition accuracy of remote sensing intelligent monitoring system for the post development state of construction land supply is higher than 93.95%. It can not only check the authenticity of information reported by the local government, but also give an early warning to the idle land. The research shows that the research and development of artificial intelligence supervision technology based on the business data of natural resources supervision can effectively promote the intelligent management of natural resources.

Key words: supplied but not used, idle land, deep learning, artificial intelligence, land market

目前，遥感图像智能识别主要集中在地物目标识别或变化检测等领域。相比传统监测领域“大海捞针”式模式（即不知道地物类型和监测空间范围，需全域覆盖），建设用地供后监测主要针对用地红线范围开展建筑物监测，属于“定向目标、定向变化”探测，只需要根据开发监管时间前后时相影像检测是否发生了特定变化就可以做出预判。通过遥感图像预判，可以针对性地展开人工巡查确认并做出闲置土地处置。针对这一业务应用需求，本文通过开展建设用地供后开发状态遥感智能监测关键技术研究，以期能为今后广东省土地市场动态监管系统开展建设用地供后开发状态监测提供技术支持。

建设用地供后开发状态监测的核心是对供地地块的类别进行判定，再根据前后时相的影像类别来推测供地后的开发状态，本质上是一种图像分类问题。而卷积神经网络（CNN）是深度学习的一种模型，主要用于图像分类和目标探测等领域。相关学者已经展开了大量的研究，提出了不同种类的CNN来提高图像分类的精度。其中典型的CNN有早期的LeNet-5，以及后来逐渐发展的AlexNet、VGG Net、Inception Net、ResNet等[2-5]网络，图像分类的精度也不断提高。但是随着各种CNN的提出，其网络的深度、卷积核的数目

收稿日期：2021-09-21；修回日期：2022-12-06。
项目来源：国家自然科学基金资助项目（41901312）；广东省自然资源厅科技项目（GDZRZYKJ2020003）；广东省基础与应用基础研究基金资助项目（2020A1515010677）。
第一作者简介：邱海泉（1974—），高级工程师，主要从事自然资源监管信息化方面的相关研究，E-mail：93532913@qq.com。
通信作者：劳春华（1986—），博士，讲师，主要从事土地科学方面的相关研究，E-mail：chanverlao@qq.com。

也越来越多，从而使得计算量急剧增加，模型过于复杂，这对于建设用地供后开发状态遥感监测的内业处理（电脑端调用）和外业巡查（手机端调用）都是不利的，因此轻量化的CNN模型变得尤为重要。Andrew G于2017年提出了MobileNetV1[6]卷积神经网络，它能够在精度略微降低的情况下，大幅度减小模型的运算量，同时对用户硬件环境的要求大大降低。2018年，Mark Sandler对MobileNetV1进行改进，提出了MobileNetV2[7]，提升了模型的效率，其基于ImageNet数据集的测试结果显示，训练好的模型参数仅有3.4 MB，在Google Pixel 1手机上，调用一个大内核的图像分类速度只用了75 ms。较少的参数数目、更优的效率、更低的硬件要求，使得MobileNetV2非常适合用于建设用地供后开发状态遥感监测。因此，本文利用百度飞桨人工智能基础平台，搭建MobileNetV2网络来训练供而未用图像分类模型[8]，并基于此模型构建建设用地供后开发状态智能监测方案。

1 供而未用智能监测模型

1.1 建设用地供后开发状态划分

建设用地供后开发状态存在多种可能性且成因复杂[9]，仅依靠遥感图像红线范围内是否新增建筑物并不能做出有效预判，必须要结合相应的监管规则[10]。从图1建设用地批后开发过程生命周期图可以看出，如果土地市场监管系统能检测到地块出让合同或划拨书，则表明该地块已经供应，可以启动后续监测任务：首先，提取合同约定开工日期前后2个时相的遥感影像进行变化检测，可对系统填报的开工日期进行真伪性检测。如果图像未检测到明显变化但系统填报了开工日期则疑似伪报，否则就是未按时开工；如能检测到明显变化，则表明按时开工。其次，对未按时开工的地块再次启动疑似闲置监测，如对约定开工日期及开工日后1 a的影像未检测到变化，则可以预判为疑似闲置，进而启动人工巡查认定程序。由于正常开工后的土地后续是否建设中断（如烂尾楼等）认定比较复杂，难以直接从遥感图像上做出预判，本文暂不对此方面的供后状态进行分析。

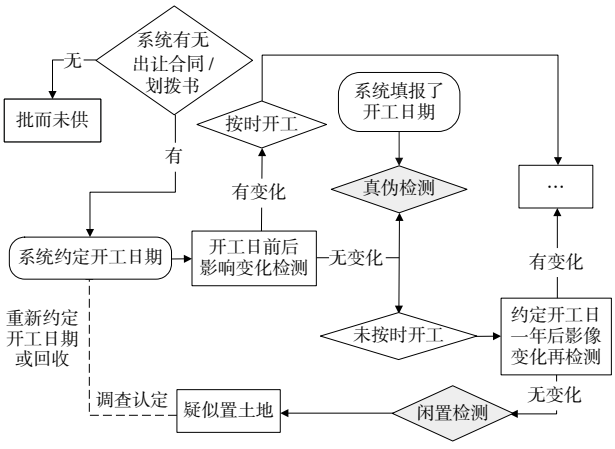


图1 建设用地供后开发状态识别规则

1.2 供而未用地块识别模型

1.2.1 MobileNet V2网络模型原理

MobileNet V2是一种轻量级的深度可分离卷积神经网络模型，适合用于移动端设备。与传统卷积神经网络相比，能够在轻微降低准确率在情况下，极大地减少模型的参数与运算量[11]。构建基于MobileNet V2的供而未用识别模型并开发基于该模型的桌面端和移动端应用，能够极大提升土地监管业务的内业处理与外业巡查效率，具有重要的应用价值，其网络结构如表1所示。

表1 MobileNet V2网络结构

Input	Opertator	t	c	n	s
$224^2\times3$	conv2d	–	32	1	2
$112^2\times32$	bottleneck	1	16	1	1
$112^2\times16$	bottleneck	6	24	2	2
$56^2\times24$	bottleneck	6	32	3	2
$28^2\times32$	bottleneck	6	64	4	2
$14^2\times64$	bottleneck	6	96	3	1
$14^2\times96$	bottleneck	6	160	3	2
$7^2\times160$	bottleneck	6	320	1	1
$7^2\times320$	conv2d 1×1	–	1 280	1	1
$7^2\times1\,280$	avgpool 7×7	–	–	1	–
$1\times1\times1\,280$	conv2d 1×1	–	k	–	–

表1中Input为供地地块的遥感影像；t为扩展因子；c为卷积核的数目；s为步长；bottleneck为倒残差网络结构；n为是bottleneck重复的次数。Bottleneck的结构如图2所示。

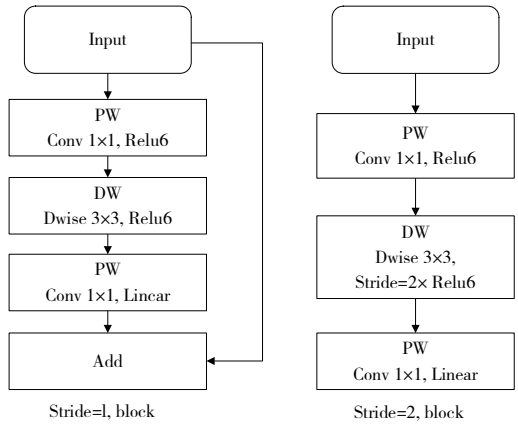


图2 Bottleneck倒残差结构示意图

上图中，PW为逐点卷积，负责计算输入通道的线性组合构建新的特征。DW为深度可分离卷积，对每个输入通道应用单通道的轻量级滤波器来提取特征。Input之后的第一个PW用来扩展原始影像的通道，将数据从低维扩展到高维，再通过DW来提取特征，然后再用一个PW来压缩特征的通道数目，将特征从高维压缩回低维。通过这样的网络结构设置，可以在损失微小精度的情况下，极大地提高模型的效率。

1.2.2　供而未用地块识别方案

供而未用地块识别方案如图3所示，该方案允许输入供地前期影像和供地后期影像，分别识别其类别，再判断该地块是否使用。由于供地地块的面积大小不一，同一地块会出现多种类别。针对面积较大的地块影像，模型先进行分割，然后对单独的小块影像进行识别，再综合判断；针对面积较小的地块影像，模型直接进行识别（图3）。

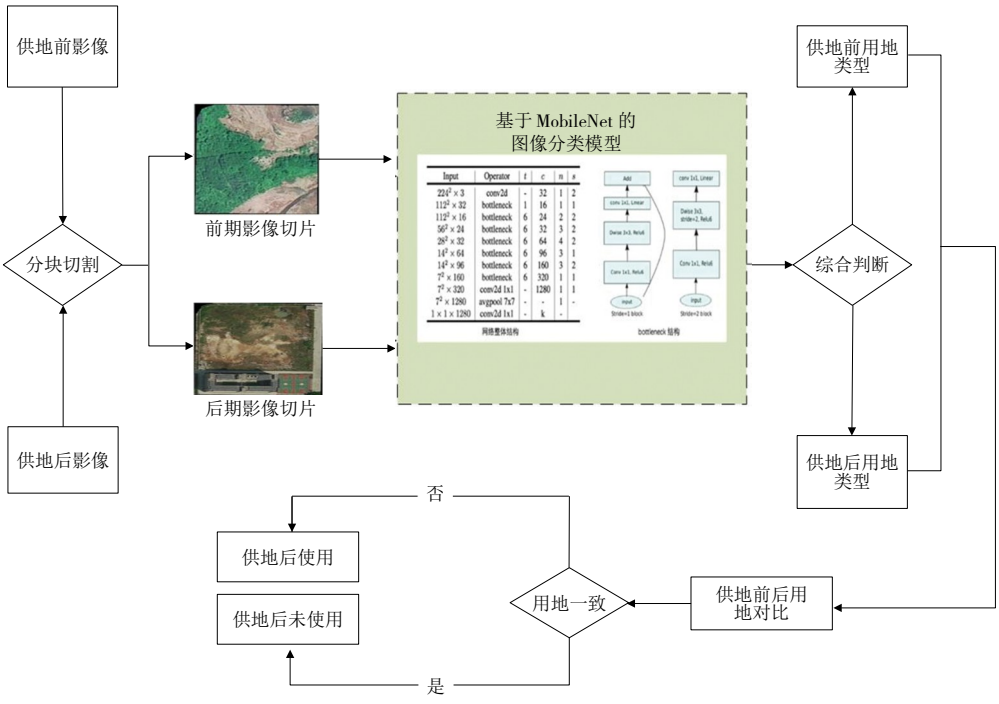


图3　供而未用地块识别模型技术路线图

供而未用地块识别方案并没有对MobileNet V2的网络结构进行改进，而是构建供地地块样本库，并采用样本库里面的样本对MobileNet V2进行训练，得到能够识别供地地块类型的MobileNet V2网络结构，并基于该网络结构构建了能够识别任意面积供地地块类型的方案。

2　广东省案例应用

2.1　供而未用样本库构建

根据广东省土地市场动态监管系统历史积累的遥感影像，结合政府供地数据，采用人工处理的方式，生成了“供而未用”样本库，包含4万多个地块影像（2万多个地块对），主要分为植被、裸土、水体、建筑物和混合地表共5种类型。根据生成的样本库，将涉及“供而未用”的用地类型分为以下6类：①供地前为植被，供地后为建筑物；②供地前为裸土，供地后为建筑物；③供地前为水体，供地后为建筑物；④供地前为建筑物，供地后为建筑物；⑤供地前是混合地表；供地后为建筑物；⑥供地前是混合地表，供地后是混合地表。其他情况为供地而未使用。

供而未用地块影像没有纯水体样本，但是部分混合地表的地块影像包含有水体。如果该混合地块面积较大，经过切割后的小地块会出现纯水体的情况，所以模型需要增加水体样本，并作为其中一类标签进行训练。

2.2　供而未用智能监测模型训练

首先，模型需要对遥感地块影像进行分割，获取纯水体、纯植被、纯裸土和纯建筑物等地形样本，并且保证每一地形的数量接近。其次，通过代码随机将这些数据分成测试集和验证集两大类，且分类比例为0.8∶0.2。然后，对分类完成之后的数据进行处理，包括图像增强、亮度调整、对比度调整、饱和度调整、色差调整等，再输入模型进行训练，最终生成纯地形样本类别判定模型。采用该模型对遥感地块影像

进行供后使用状态判断的流程如下：①输入新的遥感地块影像；②对地块影像进行切割为统一大小（64×64）的图像；③将分割的图像逐一输入到训练好的模型，以获取到每个分割图像的类别；④统计得到该遥感地块每个纯地形的面积比例；⑤对比前后2个时期遥感地块各地形面积比例的变化情况，就能得到该地块供后的使用状态。模型的样本训练精确度为93.33%，测试精度为93.95%，遥感地块供后状态智能识别的精度如表2所示。

表2 遥感地块供后状态智能识别精度表

类型	植被	裸土	建筑物	混合地类	总和
植被	0.952 8	0	0.039 4	0.007 9	0
裸土	0.008 3	0.883 3	0.058 3	0.050 0	0
建筑物	0.017 5	0	0.964 9	0.017 5	0
混合地类	0	0	0.044 4	0.955 6	0
总和	0	0	0	0	0.939 5

由于供地地块没有纯水体类型，植被、裸土、建筑物、混合地类也没有误判为水体，因此精度表上去掉了水体类型。总体而言，人工智能模型超过了90%的预判可信度，可以满足大批量建设用地供应状态智能预判的业务应用需求。

2.3 模型案例应用

利用训练好的人工智能模型，分别输入前后2个时间点的遥感图像，系统可以自动输出以下预判结果如图4所示。系统可以对供地红线开工前的影像进行成分判断，如93%的植被和7%的裸土；开工后的影像为40%的植被，12%的建筑物和48%的裸土。由于1 a后的红线范围内遥感图像成分发生了显著的变化，因此系统可以预判为该地块已经开工。

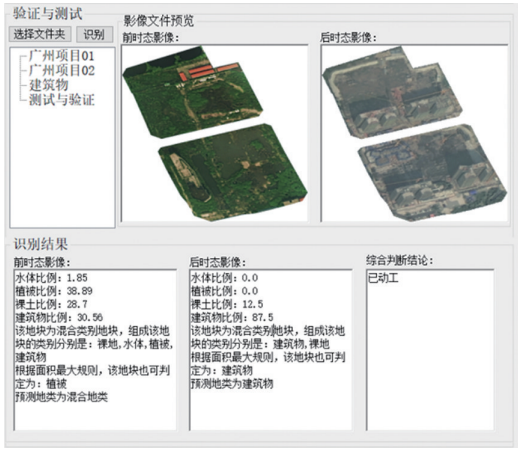


图4 建设用地供后遥感智能监测识别系统

3 结论与展望

3.1 结 论

建设用地供后若发生闲置，其直接影响到土地资源的利用效率，是土地市场正常运行的“肠梗阻”。当前，建设用地供后开发利用状态监管主要以地方上报和人工巡查为主，其信息真伪性和时效性都得不到保障。近年来，随着国土资源调查、地理国情监测以及季度卫片执法等重大工程的实施，自然资源部门积累了丰富的高频次和全域覆盖的高分辨率卫星遥感图像。因此，如能从这些遥感大数据中对建设用地供后开发利用状态进行识别和预判，则可以有效提高土地市场动态监管的主动性，对新时代政府促进自然资源高效利用和科学监管具有十分重要的意义。同时，如能利用遥感影像对建设用地供后是否发生闲置做出预判，则一方面可以检验地方上报开工等信息的真伪，另一方面也可以对即将闲置的地块发出预警。针对以上业务应用需求，本项目拟开展建设用地供后开发状态遥感智能监测关键技术研究。论文的主要贡献体现在以下3个方面：①构建了供而未用地块遥感影像样本库。该样本库包含4万多个地块影像（2万多个地块对），为后续模型构建提供了丰富的数据支撑，同时可拓展到其他土地监测业务，例如季度监测；②建立了建设用地供后开发状态监测模型。该模型基于轻量化的Moblienet V2网络进行构建，案例测试样本数据显示其精度高于90%，基本可以满足土地市场动态监管室内判别要求。③搭建了建设用地供后开发状态监测软件平台。该平台前端基于C#语言进行开发，后端模型基于python语言，在百度paddlepaddle框架上构建。内业人员能够通过前端界面直接调用模型进行预测。同时该模型采用的是轻量化的网络结构，可迁移到移动端，开发基于移动端的应用，方便外业人员外出监测时使用。

3.2 展 望

深度学习人工智能技术已在各个领域广泛应用，遥感监测作为图像识别领域的一个传统方向，近年来也得到了极大的发展。前期研究结果来看，利用深度学习技术进行建设用地供后开发状态检测是可行的，但目前的技术框架还有待提升。

总而言之，人工智能技术在自然资源管理上的应用潜力巨大，今后还需要充分发展与业务知识耦合的智能系统。

参考文献

[1] Lecun Y, Bottou L. Gradient-based Learning Applied to Document Recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998,

（下转第102页）