

基于 YOLOv3 神经网络的城镇建筑参数 获取及震害预测

颜学渊¹, 李小林¹, 毛会敏², 刘旭宏³, 吴应雄¹

(1. 福州大学 土木工程学院, 福建 福州 350116;

2. 福建工程学院 生态环境与城市建设学院, 福建 福州 350118;

3. 福建工程学院 土木工程学院, 福建 福州 350118)

摘要: 随着经济社会的发展, 城镇区域建筑的数量和结构类型在更新换代, 抗震性能需进一步评价, 而城镇建筑信息的高效获取是震害预测及抗震性能评估的前提。为提高建筑物信息获取方式的效率, 该研究采用 YOLOv3 神经网络从建筑图像中识别建筑物参数, 包括确定 YOLOv3 神经网络的训练参数, 选取建筑图片进行 YOLOv3 神经网络训练, 验证识别结果与实地调研数据的一致性; 在此基础上, 采用震害类比预测法对城镇建筑进行震害预测获得福州市某区域群体建筑震害矩阵。结果表明: 建筑图片的训练结果较好, 建筑参数识别结果和实际调研数据一致, 该方法可实现城镇区域建筑信息的有效提取及群体建筑震害的准确预测。

关键词: YOLOv3 神经网络; 建筑物参数; 震害预测

中图分类号: TU36; TU375

文献标识码: A

文章编号: 1672—1144(2023)01—0001—07

Acquisition of Urban Building Parameters and Earthquake Damage Prediction Based on YOLOv3 Neural Network

YAN Xueyuan¹, LI Xiaolin¹, MAO Huimin², LIU Xuhong³, WU Yingxiong¹

(1. College of Civil Engineering, Fuzhou University, Fuzhou, Fujian 350116, China;

2. School of Ecological Environment and Urban Construction, Fujian University of Technology, Fuzhou, Fujian 350118, China;

3. School of Civil Engineering, Fujian University of Technology, Fuzhou, Fujian 350118, China)

Abstract: With the development of economy and society, the number and structure types of buildings in urban areas are increasing, and the seismic performance needs to be further evaluated, and the efficient acquisition of urban building information is a prerequisite for seismic damage prediction and seismic performance evaluation. To improve the efficiency of building information acquisition methods and researcher safety, YOLOv3 neural network was adopted to identify building parameters from building images. It includes determining the training parameters of YOLOv3 neural network, selecting building images for YOLOv3 neural network training, and verifying the consistency of recognition results with field research data. The earthquake damage analogy prediction method is then used to predict the earthquake damage of urban buildings to obtain the earthquake damage matrix of group buildings in an area of Fuzhou city. The results show that the training results of building pictures are good. The recognition results of building parameters are consistent with the actual research data. The method of this paper can realize the effective extraction of building information in urban areas and the accurate prediction of earthquake damage of group buildings.

Keywords: YOLOv3 neural network; building parameters; earthquake damage prediction

收稿日期: 2022-09-15

修稿日期: 2022-10-11

基金项目: 国家自然科学基金(52278490); 福建省科技计划项目(2022Y3001); 福州市科技计划项目(2021-Y-082)

作者简介: 颜学渊(1982—), 男, 教授, 主要从事结构减隔震等方面教学及科研工作。E-mail: yxy820910@sina.com

通讯作者: 刘旭宏(1989—), 男, 博士, 讲师, 主要从事钢筋混凝土结构方面工作。E-mail: xuhong.liu@foxmail.com

建筑物信息获取是震害预测的前提和基础^[1]。依靠大量人员实地调查可详细、准确获取目标区域建筑的基本信息,但此方法耗费大量的人力、物力,效率低且不经济。对群体建筑而言,高效且准确获取建筑信息是进行群体建筑震害预测的关键工作^[2]。

近年来,遥感技术^[3]在获取群体建筑信息方面展现了极大的优势。孙彦花^[4]利用图像分割技术、特征提取技术从遥感影像数据中提取建筑物高度,但是此方法的精度易受到太阳、建筑物形状等因素的影响。一些学者融合多种数据源来提高建筑物信息获取的准确性,Wang Yongzhi 等^[5]采用图像特征提取技术、图像特征与 3DPCD 映射相结合的方法从三维点云数据(3DPCD)和二维光学图像中连续提取建筑物 3DPCD 立面特征,同时考虑结构信息的初始三维点云数据的立面特征,其准确性比传统方法高,但此方法中云数据模型构建费用高,适用范围有限。

随着深度学习技术的不断发展^[6],一些学者将其与遥感技术结合以提高建筑信息获取的有效性和准确性。李传林等^[7]采用改进型 Unet 网络从高分辨率遥感影像中提取建筑物的轮廓;李春明等^[8]基于 google 卫星地图获得 RGB 图像,采用三种神经网络识别建筑物的高度;Cao Yinxia 等^[9]提出一种多光谱、多视图和多任务的深度神经网络(M3Net)对空间分辨率为 2.5 m 的 ZY-3 多视图图像进行建筑

高度估计,结果表明 M3Net 比多源特征的随机森林方法具有更低的均方根误差;吴浩霖^[10]采用残差网络从无人机航拍获取的遥感影像中识别结构类型;李钢等^[2]采用卷积神经网络从村镇群体建筑的遥感影像数据中提取建筑物的高度和建筑结构类型,为群体建筑结构类型预测工作提供新的思路。

在土木工程领域,虽然深度学习技术已有广泛地应用,但研究大多围绕某一类或两类建筑信息的获取,在面对城镇建筑群抗震性能评估时,需获取的建筑信息在数量上和种类上都更多,如建筑年代、建筑用途、现状质量等。针对上述问题,采用深度学习技术从建筑图像中获取多种建筑信息,减少现场调研的耗时和费用,提高抗震性能评估的效率,在此基础上,利用震害类比法实现对城镇群体建筑的震害预测。

1 城镇建筑图像获取及预处理

1.1 建筑图像获取

研究所需的建筑图像数据源于福建省各城市抗震防灾规划编制项目调研所收集的图像,综合考虑福建省房屋安全信息管理系统的建筑物分类情况,通过实地调研扩充某些特定类别建筑图片数据,所有建筑图片数据按照表 1 进行分类与标记,部分调研得到的建筑照片如图 1 所示。



(a) 框架结构学校



(b) 钢结构单层厂房



(c) 框架剪力墙结构住宅

图 1 实地调研建筑照片示例

表 1 建筑图像分类以及标记备注情况表

建筑结构类型	建筑年代类型	建筑用途类型
砖混结构(zh)	早于 1980 年(1980)	办公(bg)
框架结构(kj)	1981—1990 年(1985)	教育(jy)
框架剪力墙结构(kq)	1991—2000 年(1995)	医疗(yl)
框架核心筒结构(kh)	2001—2010 年(2005)	商业(sy)
其他结构(qt)	2011 年—现在(2011)	其他用途(else)
钢结构(st)		住宅(zz)
石结构(ss)		

注:表中括号内的信息为制作训练数据时采用的标记。若建筑的年代早于 1980 年,则在制作训练图片的标签时记为 1980。

1.2 预处理以及训练数据制作

训练数据源由各种真实建筑图像组成,考虑到建筑图像数据存储格式不一致的问题,为了降低算法训练的时间成本,提高建筑图像的识别效率,在对建筑图像数据筛选后,对其进行数据预处理,流程如图 2 所示。

在此基础上,采用 Labelimg 对不同类型的建筑图片数据进行人工标记^[11],以 xml 格式存储信息内容,如图 3 所示。

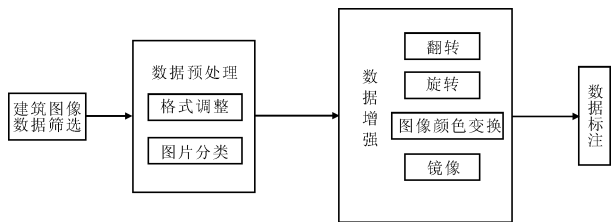


图 2 建筑图像数据的预处理流程图

图 3 中,信息框内数字 5 表示建筑物层数, $x_{\min}$ 表示绿色预选框左上角的横坐标, $y_{\min}$ 表示左上角纵坐标, $x_{\max}$ 表示右下角横坐标, $y_{\max}$ 表示右下角纵坐标。

2 基于 YOLOv3 神经网络的建筑参数类型识别

2.1 YOLOv3 神经网络基本理论

YOLOv3(You Only Look Once version 3)^[12]是由 Joseph Redmon 和 Ali Farhadi 在 2018 年提出的 YOLOv2 升级版。通过采用 K-Means 聚类算法,根据目标尺寸聚类出 9 种不同尺寸的先验框进行目标检测。通过融合残差网络(ResNet)等方法,使得 YOLOv3 在保持速度优势的前提下,提升了检测精度。

YOLOv3 神经网络的结构^[13]如图 4 所示, YOLOv3 网络结构由特征提取层、检测层以及分类层三个模块组成。图 4 中,CBL 为广义卷积层,由二

维卷积层、BN 层以及激活层组成;Resx 为残差组件,由 CBL 和残差单元组成;Concat 为张量拼接,增加张量的维度。



图 3 训练数据标记以及 xml 信息示例

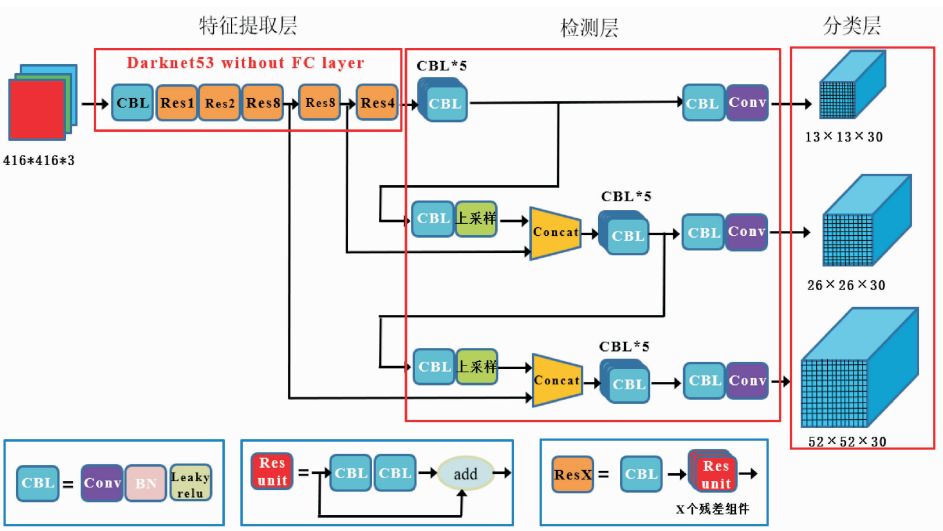


图 4 YOLOv3 网络结构图

特征提取层主要依靠主干网络 Darknet-53 提取图像特征信息;检测层引入特征金字塔 FPN 的思想,采用多尺度特征融合的方式,在不同特征层对不同尺寸大小的物体进行预测;分类层以检测层输出

的包含多尺度特征信息的融合特征作为输入,输出为 3 个不同尺度 13×13 、 26×26 以及 52×52 的预测特征层,分别对应于大目标、中等目标、小目标的检测识别。

2.2 神经网络训练环境设定

YOLOv3 神经网络训练和测试均在 Windows 操作系统下进行,采用 Pytorch 深度学习框架。采用 7 800 张包含建筑用途信息的图片数据确定 YOLOv3 神经网络的训练参数,并以 mAP 值作为评价指标。将训练数据划分为训练集、测试集和验证集,其比例为 7: 1: 2,训练集数据用于算法模型的训练,测试集数据用于测评算法模型的优劣,验证集数据则用于判断模型训练是否收敛。

结合模型训练的调试结果和避免模型出现训练中断现象^[11],最终 YOLOv3 神经网络训练参数设置如表 2 所示。

表 2 神经网络训练参数设置

epochs	batch size	learning rate	优化器	阈值
100/200	8/4	$1 \times 10^{-3}/1 \times 10^{-4}$	Adam	0.5

注:8/4 是指神经网络在训练过程中前 100 个 epochs 中,batch-size 为 8,后 100epochs 中,batch-size 为 4,其他参数含义以此类推。

2.3 模型训练结果分析

选取含有建筑信息的建筑图片进行 YOLOv3 神经网络训练(识别的建筑参数类型不同,则用于训练的图片数量也不同),分别得到建筑年代类型、用途类型、结构类型以及层数类型的训练、识别结果,采用均值平均值(mAP)作为图像识别结果的评价指标,不同建筑参数类型的 mAP 数值及比较结果如表 3 所示。

表 3 不同建筑参数类型的 mAP 数值及比较

评价参数	建筑结构	建筑用途	建筑年代	建筑层数
本文 mAP/%	84.10	83.23	74.00	77.77
文献数据/%	78.90			88.40

注:mAP 指 YOLOv3 神经网络对多类目标的检测精度,即各个参数类型 AP 的平均值。

由表 3 可得,YOLOv3 神经网络对建筑结构类型和建筑层数测试准确率相较于张鹏程的研究结果,误差分别为 5.2%、-10.63%,产生此结果的原因有以下两点:

(1) 建筑结构的划分类型不一致。李钢等^[2]将村镇建筑的结构类型划分为砌体结构、木结构、混凝土结构以及生土结构 4 类结构类型;而该方法将建筑结构划分为框架剪力墙、框架结构、砖混结构等 7 种结构类型。并且在训练数据集的数量上,张鹏程采用 1 785 张图片数据进行增强识别,少于该方法采用 11 922 张图片作为训练数据。

(2) 建筑层数划分不一致。李钢等^[2]将层数

划分为 1 层、2 层、3 层、4 层、5 层及以上等 5 类;而该方法的层数类别划分依据是图片数据中建筑物的具体层数,共划分为 33 类,文献[2]的层数类别划分远少于该方法的层数类别;在利用神经网络对图片数据进行训练时,建筑层数类别少,其建筑层数的特征更易提取,相对应的损失值也会更低,测试准确率更高。

随后采用 YOLOv3 神经网络对未在训练数据集中的建筑图片进行建筑信息识别,验证了识别结果与实地调研数据的一致性,部分 YOLOv3 识别结果如图 5 所示。

3 城镇群体建筑震害预测

3.1 震害类比预测法的基本原理

震害类比预测法的基本原理是基于两幢建筑物的类比参数(现状质量、基础形式、结构类型等)的量化数值,利用加权海明距离公式来计算两幢建筑物之间的相似度^[14],如式(1)所示。

$$d(X,Y) = \sum_{i=1}^n w_i |x_i - y_i|$$

(1)

式中: $d(X,Y)$ 为 X,Y 两幢建筑物之间的海明距离; x_i,y_i 为建筑物抗震性能影响参数(类比参数); $w_i(i = 1,2,3,\cdots,n)$ 为各个类比参数的权重取值。

若已知某一区域内 M 幢单体建筑物的震害易损性结果,并以此建立建筑样本库 $S_j(j = 1,2,3,\cdots,M)$,则可以选取样本库建筑物的震害结果作为待预测建筑物 S_α 的震害结果,其中, $\alpha \in [1,M]$ 且满足:

$$d(X,S_\alpha) = \min_{1 \leq j \leq M} d(X,S_j) = \min_{1 \leq j \leq M} \sum_{i=1}^n w_i |x_i - y_{ji}|$$

(2)

式中:将式(1)代入第二个等号, S_α 为待测建筑, X 为各抗震性能影响已知的某建筑; $i = 1,2,\cdots,n$ 分别表示影响建筑物抗震性能的影响因素; y_{ji} 为样本库中第 j 个建筑物的第 i 个建筑物抗震性能影响参数。

即若待测建筑物 S_α 与 X 之间的距离,等于样本库各建筑 S_j 和 X 之间的距离的最小值,则可用 S_j 的震害结果作为 S_α 的震害结果。

为确定影响建筑物抗震性能的因素及各因素的权重取值,并最终确定震害影响因子,课题组基于抽样调查,建立了建筑物样本库^[15-16]。相应量化及权重取值^[17]如表 4—表 6 所示。选取建筑物高度、用途、现状质量、设防烈度、建设年代、结构类型作为震害分析的主要影响因素。其中,建筑物的现状质量主要依据建筑年代和建筑结构确定,设防烈度的确定依据《建筑抗震设计规范》^[18]。



图 5 YOLOv3 识别结果示例

采用式 (2) 计算时应选取相同结构类型的建筑物进行计算;选取 $d(X,Y)$ 最小值所对应的样本库建筑物为相似样本以后,二者的建筑物参数并不完全一致,需要对相似样本的震害指数进行修正,并将修正后的结果 I 作为待预测建筑物的震害指数,其计算公式^[19] 如式 (3) 所示。

$$I = \frac{q_3}{q_1 \cdot q_2} I_i$$

(3)

式中: I_i 为加权海明距离最小数值所对应样本库建筑物的震害指数; q_1 、 q_2 、 q_3 分别表示建筑物现状质量、建设年代、建筑物高度的修正系数,即样本库中相似样本的现状质量、建筑物高度、建设年代与待预测建筑物的对应参数的比值。

3.2 震害类比法的应用

为了验证该方法的可行性,选取福州市某区域作为研究对象,区域内城镇建筑数量达 19.8 万,按建筑结构类型和建设年代进行划分,区域建筑信息数据如表 7 所示。

根据所选取的参数和上述计算方法对目标区域建筑进行计算分析,得到的震害预测结果见表 8 所示。

为了验证计算结果的准确性,将计算结果与该区域抗震防灾规划计算结果进行比较,结果对比如表 8。

采用震害类比预测法计算该区域城镇建筑在不同地震烈度下的震害程度相比较于防灾规划结果在整体上是偏轻的,有以下几点原因:

表 4 震害影响因子的量化取值

震害影响因子	取值	含义	震害影响因子	取值	含义
设防烈度	0	未设防	使用用途	1	生产、厂房
	6	6 度设防		2	餐馆、五小店
	7	7 度设防		3	民间信仰场所、文化旅游场所
	8	8 度设防		4	一般办公楼、商业综合楼
建设年代	1	1950 年以前		5	经营性、租赁、自住
	2	1951 年—1980 年		6	住宅、非星级酒店、招待所
	3	1981 年—1990 年		7	商住综合楼、商业场所、星级酒店
	4	1991 年—2000 年		8	养老、托老机构场所、儿童福利院、娱乐场所
	5	2001 年—2010 年		9	大中小学校、幼儿园、培训机构
	6	2011 年以后		10	医疗卫生场所
现状质量	1	极差		11	行政机关办公楼、交通运输场所
	2	差		12	居住、仓储、加工三合一
	3	中		13	其他
	4	良			
	5	优			

表 5 高度影响因子的量化取值

使用用途	楼层/层						
	0	1	2~3	4~6	7~8	9~10	>10
生产、厂房	0	7	6	5	4	3	1
餐馆、五小店	0	7	6	4	3	2	1
民间信仰场所、文化旅游场所	0	7	6	4	3	2	1
一般办公楼、商业综合楼	0	8	7	5	3	3	2
经营性、租赁、自住	0	8	7	5	4	3	2
住宅、非星级酒店、招待所	0	8	7	6	5	2	1
商住综合楼、商业场所、星级酒店	0	9	8	7	5	3	2
养老、托老机构场所、儿童福利院、娱乐场所	0	8	7	6	5	2	1
大中小学校、幼儿园、培训机构	0	9	8	7	6	3	2
医疗卫生场所	0	9	8	7	6	3	2
行政机关办公楼、交通运输场所	0	9	8	7	6	3	2
居住、仓储、加工三合一	0	9	8	6	5	2	1
其他	0	9	8	6	4	3	1

表 6 震害影响因子的权重取值

结构类型	设防烈度	建设年代	使用用途	建筑高度	现状质量
底部框架－上部砖混结构	2000	800	400	1000	600
石结构/砖混结构	2000	800	600	1000	400
土木结构/木结构/其他结构	1000	400	600	800	200
钢筋混凝土结构	2000	800	400	800	600
钢结构	1500	1000	200	800	400

(1) 两者计算结果所采用的城镇建筑数量存在差异。该区域的防震减灾规划在 2014 年编制,仅计算 13.9 万栋的震害结果,而该方法计算 19.8 万栋建筑,两者相差近 6 万栋,导致在计算时两者所用的建筑信息数据存在差异:以建筑年代为例,编制该区域防震减灾规划时采用的建筑数据中,建筑年代为 1981 年—1990 年的建筑占比 22.99%,2001 年以后的建筑占比 35.55%;而该方法采用的数据中,建筑

年代在 1981 年—1990 年之间的建筑占比 15.81%，2001 年以后的建筑占比 42.84%。

(2) 所采用的城镇建筑信息在时间上存在差异。该区域防震减灾规划编制采用的建筑信息于 2011 年左右收集,结果于 2014 年计算完成,而该方法的建筑信息于 2018 年实地收集完成,中间相差的时间较长;随着该城市的经济发展,老旧民房的拆除以及建筑的新建加快了城市建筑的更新换代,提高了该城市城镇建筑物的抗震能力,从而导致该方法

计算的城镇建筑震害程度相对较轻。

表 7 某区域建筑信息数据

建设年代类别	所占比例/%	建筑结构类型	所占比例/%
1950 年以前	2.98	底部框架上部砖混结构	25.82
1951 年—1980 年	6.83	钢筋混凝土结构	26.20
1981 年—1990 年	15.81	钢结构	3.34
1991 年—2000 年	31.55	砖混结构	35.70
2001 年—2010 年	33.15	土木结构	5.18
2011 年以后	9.69	其他结构	3.76

表 8 某区域城镇建筑震害结果与抗震规划结果对比

单位: %

破坏等级	震害本文计算结果			抗震防灾规划计算结果			两者对比误差		
	6 度	7 度	8 度	6 度	7 度	8 度	6 度	7 度	8 度
基本完好	80.66	32.72	11.79	83.67	13.24	3.07	-3.01	19.48	8.72
轻微破坏	14.98	47.18	21.19	12.43	66.55	18.90	2.55	-19.37	2.29
中等破坏	1.20	10.77	45.28	2.35	14.65	62.26	-1.15	-3.88	-16.98
严重破坏	1.49	5.48	16.18	1.08	4.34	12.80	0.41	1.14	3.38
毁坏	1.66	3.84	5.56	0.27	1.22	2.97	1.39	2.62	2.59

(3) 虽然在 2008 年汶川地震以后,该区域的重要建筑和生命线工程建筑都陆续得到加固,使得该区域的建筑抗震能力得到提高;但是所采用计算数据中,仍有 1 605 栋存在安全隐患的建筑,并且土木结构的数量比例仍有 5.18%;建筑年代在 1990 年以前的城镇建筑数量比例达到 25.62%;考虑到建筑材料的抗震性能随时间推移而减弱、建筑物加固程度的差异以及加固建筑数量有限等因素,因此一部分建筑物在地震作用下仍会发生严重破坏。

综上所述,通过震害矩阵对比可知,采用震害类比预测法评价福州市某区域群体建筑的震害具有可行性和准确性。

4 总 结

采用 YOLOv3 神经网络从城镇建筑图片中识别建筑参数类型,并将识别结果与现场实地调研数据比较,采用震害类比预测法实现对城镇群体建筑物的震害预测,得到以下结论:

(1) 利用 YOLOv3 神经网络分别对包含建筑信息的标签数据进行训练,得到的训练结果较好,建筑参数类型识别结果和实际调研数据一致。建筑的结构类别、用途类别、年代类别、层数类别的训练结果 mAP 值分别达到 84.10%、83.23%、74.00%、78.72%,并验证了该方法的可行性和有效性。

(2) 采用震害类比预测法的计算结果相较于防灾规划结果在整体上偏轻。这是由于计算福州市某

区域群体建筑在不同地震烈度下的易损性矩阵时,建筑数量差异以及建筑更新加固。

(3) 该方法简化了震害预测工作,具有一定的适用性。该方法为无人机倾斜航拍获取城市群体建筑图片数据提供应用场景,提高了建筑物特征参数提取的准确性;适用于城市抗震防灾规划编制等工作中的群体建筑震害预测,利用神经网络从建筑图片提取建筑物参数类型,在此基础上提高群体建筑的震害预测的效率。

参考文献:

[1] 孙柏涛,李 洋. 中国震害预测工作的沿革与发展[J]. 工程力学,2021,38(1):1-7,51.

[2] 李 钢,张鹏程,董志骞,等. 村镇砌体建筑群信息智能获取与震害预测[J]. 建筑结构学报,2022,43(8):196-208.

[3] 刘耀辉. 面向地震风险评估的高分辨率遥感影像建筑物信息提取与研究[J]. 测绘学报,2022,51(9):1977.

[4] 孙彦花. 遥感影像中建筑物平面及高度信息提取方法[J]. 科技创新与应用,2020(5):141-142.

[5] Wang Yongzhi, Ma Yuqing, Zhu A-xing, et al. Accurate facade feature extraction method for buildings from three-dimensional point cloud data considering structural information[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018,139:146-153.

[6] 付伟锋,邹维宝. 深度学习在遥感影像分类中的研究进展[J]. 计算机应用研究,2018,35(12):3521-3525.

- 架 PHC 桩基础设计的研究[J]. 太阳能, 2022(3): 87-91.
- [6] 戴维斯, 杨帆, 牛延宏. 地面光伏电站支架基础选型与设计[J]. 工程建设与设计, 2021(16): 22-24, 32.
- [7] 罗民, 翁军华, 郑海兴, 等. 山地光伏电站支架基础类型分析及选型探讨[J]. 太阳能, 2019(10): 74-76, 62.
- [8] 熊祺, 杨颖, 陶恩苗. 渔光互补光伏发电结构设计选型和优化[J]. 武汉大学学报(工学版), 2020, 53(S1): 65-68.
- [9] 张毅, 刘勇, 江成玉, 等. 基于 AHP-TOPSIS 法综合评判的保护层开采选择[J]. 中国安全生产科学技术, 2021, 17(6): 65-71.
- [10] Prakash C, Barua M K. Integration of AHP-TOPSIS method for prioritizing the solutions of reverse logistics adoption to overcome its barriers under fuzzy environment[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2015, 37: 599-615.
- [11] 陈婷婷, 宋永发. AHP-TOPSIS 法在地铁车站方案选择中的应用[J]. 地下空间与工程学报, 2013, 9(2): 326-332.
- [12] Wu Bo, Lu Ming, Huang Wei, et al. A case study on the construction optimization decision scheme of urban subway tunnel based on the TOPSIS method[J]. KSCE Journal of Civil Engineering, 2020, 24(11): 3488-3500.
- [13] 龚剑, 胡乃联, 崔翔, 等. 基于 AHP-TOPSIS 评判模型的岩爆倾向性预测[J]. 岩石力学与工程学报, 2014, 33(7): 1442-1448.
- [14] 张毅, 刘勇, 江成玉, 等. 基于 AHP-TOPSIS 法综合评判的保护层开采选择[J]. 中国安全生产科学技术, 2021, 17(6): 65-71.
- [15] 付志扬, 王涛, 孔令号, 等. 基于 AHP-TOPSIS 算法的重要电力客户用电状态评估[J]. 电网技术, 2022, 46(10): 4095-4101.
- [16] Wang Lanjing, Ali Yasir, Nazir Shah, et al. ISA evaluation framework for security of internet of health things system using AHP-TOPSIS methods[J]. IEEE Access, 2020, 8: 152316-152332.
- [17] 中国震动参数区划图: GB 18306—2015[S]. 北京: 中国标准出版社, 2015.
- [18] 建筑地基基础设计规范: GB 50007—2011[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2012.

(上接第 7 页)

- [7] 李传林, 黄风华, 胡威, 等. 基于 Res_AttentionUnet 的高分辨率遥感影像建筑物提取方法[J]. 地球信息科学学报, 2021, 23(12): 2232-2243.
- [8] 李春明, 李刚, 马宁, 等. 高层建筑的快速识别方法研究[J]. 电信工程技术与标准化, 2020, 33(5): 77-80.
- [9] Cao Yinxia, Huang Xin. A deep learning method for building height estimation using high-resolution multi-view imagery over urban areas: A case study of 42 Chinese cities[J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 264: 112590.
- [10] 吴浩霖. 基于无人机影像和深度学习技术的建筑物分类和统计[D]. 北京: 中国地震局地质研究所, 2020.
- [11] 赵凤芝, 李江涛, 张国华, 等. 基于 YOLOv3 的玻璃本体特征条纹图像检测方法[J]. 信息技术, 2021(8): 21-29, 35.
- [12] 孔方方, 宋蓓蓓. 改进 YOLOv3 的全景交通监控目标检测[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(8): 20-25.
- [13] Joseph Redmon, Farhadi Ali. Yolo3: An incremental improvement[J]. arXiv e-preprint: 1804.02767, 2018.
- [14] 王志涛, 苏经宇, 马东辉, 等. 群体建筑物震害特征类比预测方法与应用[J]. 北京工业大学学报, 2008(8): 842-847.
- [15] 张敏政. 汶川地震中都江堰市的房屋震害[J]. 地震工程与工程振动, 2008(3): 1-6.
- [16] 皮凤梅, 任文杰, 陈博文, 等. 高层钢框架结构考虑 $P-\Delta$ 效应的弹性层间有害位移的简化计算[J]. 建筑结构, 2021, 51(16): 64-68.
- [17] 李静, 陈健云. 城市群体建筑物震害类比预测方法研究及应用[J]. 工程管理学报, 2011, 25(2): 152-156.
- [18] 建筑抗震设计规范: GB 50011—2010[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2016.
- [19] 王燕芳. 一种群体建筑易损性分析方法的优化与系统的建立[D]. 福州: 福州大学, 2016.