

引文格式:刘鸿儒,余丁浩,李 钢,等.精细化城市 RC 建筑信息的快速智能获取方法[J]. 建筑科学与工程学报,2025,42(2):101-113.

LIU Hongru, YU Dinghao, LI Gang, et al. Fast and intelligent acquisition method for refined urban RC building information[J]. Journal of Architecture and Civil Engineering, 2025, 42(2): 101-113.

DOI:10.19815/j.jace.2023.03075

精细化城市 RC 建筑信息的快速智能获取方法

刘鸿儒,余丁浩,李 钢,董志骞

(大连理工大学 海岸和近海工程国家重点实验室,辽宁 大连 116024)

摘要:为便于开展城市区域精细化震害模拟工作,提出一种适用于城市建筑的精细化快速信息获取方法。首先采用基于无人机倾斜摄影的低空遥测技术,通过三维重建获取区域建筑外部几何信息;然后结合卷积神经网络和模糊推理方法,实现建筑层数和结构类型的快速识别;最后利用 AdaBoost 和 Random Forest 两种集成算法对框架和框剪结构内部构件信息进行预测,提出城市区域常用 RC 框架和 RC 框剪结构内部隐蔽信息的确定方法,并采用该方法对两栋实际建筑进行参数预测和震害模拟。结果表明:采用该方法可对结构内部柱截面尺寸、柱距、配筋率等构件级信息进行快速精细化预测,建立的结构有限元分析模型可实现区域建筑的精细化震害模拟,有效提高城市建筑参数获取及建模的效率和精细化程度,基于该方法计算出的结构地震响应相比于传统区域建筑信息获取方法和震害模拟方法具有更高的计算精度。

关键词:建筑信息;模糊推理;机器学习;精细化有限元模型;城市建筑

中图分类号:TU364

文献标志码:A

文章编号:1673-2049(2025)02-0101-13

Fast and intelligent acquisition method for refined urban RC building information

LIU Hongru, YU Dinghao, LI Gang, DONG Zhiqian

(State Key Laboratory of Coastal and Offshore Engineering, Dalian University of Technology,
Dalian 116024, Liaoning, China)

Abstract: In order to facilitate the fine-grained seismic simulation in urban areas, a refined and rapid information acquisition method applicable to urban buildings was proposed. The low-altitude telemetry based on unmanned aerial vehicle (UAV) tilt photography was adopted to obtain the external geometric information of regional buildings through 3D reconstruction. Then combining convolutional neural network and fuzzy inference methods, the fast identification of building layers and structure types were achieved. Finally, the AdaBoost and Random Forest integration algorithms were compared to predict the internal component information of the frame and frame-shear structure, and the method of determining the hidden information of the RC frame and RC frame-shear structure commonly used in urban areas was proposed. This method was used to predict the parameters and simulate the seismic damage of two actual buildings. The

收稿日期:2023-03-21

投稿网址:<http://jace.chd.edu.cn>

基金项目:国家自然科学基金项目(52008075,52225804);中央高校基本科研业务费专项资金项目(DUT22RC3038);

辽宁省博士科研启动基金项目(2022-BS-089)

通信作者:李 钢(1979-),男,工学博士,教授,博士生导师,E-mail:gli@dlut.edu.cn。

results show that the method can make fast and refined prediction of member-level information such as column section size, column spacing and reinforcement rate inside the structure. By using the method to establish a structural finite element analysis model, fine-grained seismic simulation of regional buildings can be realized, and the method can effectively improve the efficiency and refinement of urban building parameter acquisition and modeling. The structural seismic response calculated based on the method has higher computational accuracy compared with the traditional methods of regional building information acquisition and seismic simulation.

Key words: building information; fuzzy inference; machine learning; refined finite element model; urban building

Author resume: LI Gang(1979-), male, PhD, professor, E-mail: gli@dlut.edu.cn.

0 引言

随着城市化的不断推进,城市建筑群的规模也在迅速扩大。中国位于环太平洋地震带与欧亚地震带之间,地震活动十分频繁,突发地震往往会造成城市建筑的大面积破坏,给人民的生命和财产安全带来巨大损失。对城市建筑进行有效的震害预测有助于准确评价城市区域的地震灾害损失,进而可以提出有效且针对性强的应对措施。现阶段国内外关于城市区域建筑群震害预测的分析方法主要分为如下4种:震害分类统计法、参数映射法、能力需求分析法和时程分析法^[1]。前3种方法虽然简单,但局限性也较为明显,难以考虑实际地震动特性,误差较大。相比之下,时程分析法^[2]可以更好地考虑建筑本身的结构力学特性和实际地震动特性,具有清晰直观、准确性高的特点,因而受到越来越多的关注。城市建筑群具有建筑规模庞大、结构类型多样、设计方案经验化的特点,利用时程分析方法进行城市建筑震害预测的难点在于如何快速、精准获取不同建筑结构的关键几何和力学信息,以便于快速建立适用的结构分析模型。

现有研究多通过地理信息系统(GIS)数据来进行建筑信息的快速获取,例如,许镇等^[3]结合简化的多层集中剪切模型建立区域建筑群的结构分析模型,进一步利用城市基础GIS数据库获取城市区域内各建筑的结构类型、层高、层数、建筑年代、面积等参数,并基于这些参数对结构力学参数进行标定。熊琛等^[1]以城市建筑GIS的属性数据作为数据来源,获取到用于标定相关参数的结构高度、类型、建筑年代等信息,并基于此建立结构的多自由度剪切层简化模型。庄钰莹等^[4]采用多自由度简化建模方法对城市建筑进行地震反应分析,通过GIS平台的矢量地图数据采集、多图层空间叠加分析及地形分

析功能,获取建筑功能、建成年代、结构类型和场地类别等城市建筑基本信息,并以此为基础对结构的力学参数进行标定。Hori等^[5]提出基于超级计算机的城市区域建筑震害预测方法,该方法以GIS平台的数据为依据对建筑的力学参数进行标定。除此之外,近年来有学者提出了利用机器学习方法获取区域建筑信息的思路,如李钢等^[6]基于卷积神经网络技术和模糊推理理论,对建筑结构类型和设防情况等信息进行预测,并基于此对单体建筑的结构力学参数进行标定。但该方法主要适用于村镇建筑,对于造型多样、复杂的城市建筑,其适用性有待验证。上述研究大多仅获得建筑层数、结构类型、一阶周期等较为宏观的建筑信息,并基于这些信息建立简化结构计算分析模型,难以对结构破坏模式、损伤失效路径进行模拟,而要达到上述目的,则需要建立城市建筑的精细化结构分析模型。

传统的精细化结构建模往往以图纸信息为依据,但依图建模效率低,不适用于对量大面广的城市建筑进行快速精细化建模和震害预测。尹菲菲^[7]针对RC框架结构,利用层数、屋顶形状等GIS数据,提出了建筑自振周期、梁柱尺寸、梁柱配筋等信息的估算方法,并利用MSC.MARC实现了此类结构的自动化精细建模,但该方法仅针对RC框架结构,且构件信息的估算量也较大。综上所述,实现一般城市建筑的快速精细化信息获取和建模依然是城市震害模拟中面临的难点问题。

本文提出一种适用于城市建筑精细化快速建模和震害模拟的信息智能获取方法。首先采用基于无人机倾斜摄影的低空遥测技术和基于卷积神经网络的图像识别技术,对建筑外部几何信息进行快速获取。随后基于模糊推理理论,对建筑的结构类型进行识别。最后通过对Random Forest和AdaBoost进行比选,提出了建筑内部抗侧构件分布和配筋等

隐蔽信息的精细化预测方法,并对两栋实际建筑进行参数预测和震害模拟。

1 建筑外部信息获取

建立城市建筑的精细化计算分析模型需获取包括建筑几何尺寸、层数、结构类型、梁柱剪力墙等构件的尺寸及配筋率等信息。其中几何尺寸和层数均属于外部信息,既有研究多通过 GIS 数据来获取,然而建筑 GIS 数据统计工作并未覆盖全国所有城市建筑,且大多只能获取比较粗糙的面积信息,难以直接获取建筑平立面等几何尺寸。因此,本文提出一套适用于任意城市建筑的详细几何尺寸和层数等外部信息的获取方法。

1.1 几何信息获取

本文采用无人机倾斜摄影技术来获取建筑几何信息。该方法与传统的人工测量相比,具有直观、快速等特点,与基于遥感技术的建筑信息获取方法相比,其精度更高,且能避免遥感影像易受云层干扰的问题。首先利用无人机倾斜摄影对目标区域的建筑进行影像采集,随后建立目标建筑的高精度三维模型^[8](图 1),最后直接在三维模型上进行测量即可获取建筑几何信息(图 2),包括平立面几何尺寸、建筑高度、标准层高度以及首层高度等数据。



图 1 建筑三维模型
Fig. 1 3D model of building



图 2 测量三维建筑模型的平面尺寸
Fig. 2 Measuring plan dimensions of 3D building model

1.2 层数信息获取

利用上述基于无人机倾斜摄影技术建立的三维模型可较为直观地确定建筑层数,为提升信息获取速度,实现这一过程的自动化,建立基于卷积神经网络的建筑层数信息快速智能获取方法。

1.2.1 数据集的建立

大量、完备的高分辨率数据集是卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)进行图像识别训练不可或缺的基础。当前,用于建筑层数分类的图像数据集还较为缺乏,本文对城市建筑的外观图像进行了广泛的收集并分类筛选,建立了一个包含不同层数建筑的影像数据集,该数据集共有 3 051 张建筑外观图像,不同层数结构的图像数量如表 1 所示。

表 1 城市建筑层数数据集
Table 1 Urban building storey dataset

层数	1	2	3	4	5	6
图片张数	207	830	823	502	292	92
层数	7	8	9	10	11~25	26 以上
图片张数	50	28	15	19	157	36

1.2.2 训练层数识别模型

CNN 是一种包含多隐含层的前馈神经网络,网络结构如图 3 所示,其本质上是一种端到端的映射模型,该模型可以通过学习大量映射关系(数据集)构建输入与输出之间的映射函数,进而实现图像的识别和分类。利用 CNN 的训练建筑层数模型过程大致分为两个阶段:第一阶段为正向传播阶段,建筑外观影像经过预处理后,设置初始的权值和阈值,进行模型的训练,通过损失函数计算得到误差值;第二阶段为反向传播阶段,将误差值沿神经网络反向传播,调整各节点的权值和阈值,使损失函数达到最小且稳定,以调整层数预测模型达到最优(图 4)。

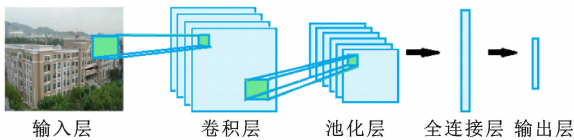


图 3 卷积神经网络结构
Fig. 3 Convolutional neural network structure

由于本文建立的数据集规模较小,故选用结构简单的 Alexnet 网络对建筑层数进行识别。为提高模型训练效率,本文采用迁移学习的方法,利用在 ImageNet 数据集上预训练过的 Alexnet 模型开展建筑层数预测模型的训练,其中 ImageNet 数据集包含数千个与建筑、梁、柱、墙等相关的图像。本文

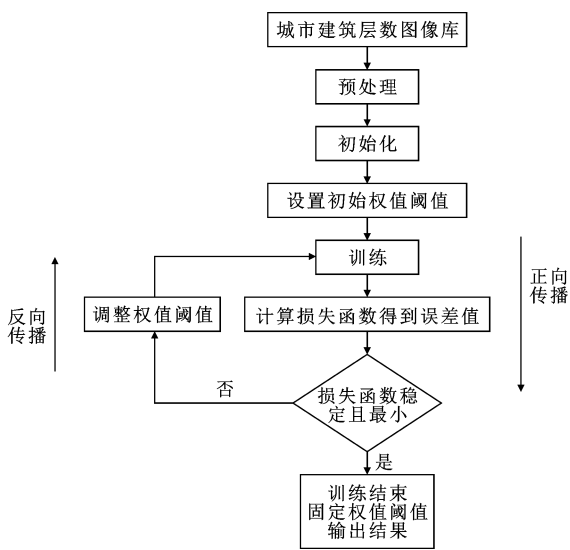


图 4 CNN 训练流程

Fig. 4 CNN training process

Alexnet 模型具有 1 个输入层、5 个卷积层、3 个全连接层(图 5)。该模型采用 ReLu 进行激活处理,相对于传统的 Sigmoid 和 Tanh,训练效率更高,且非线性的表达能力更强。

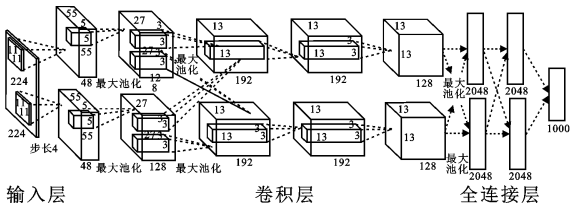


图 5 AlexNet 模型示意图

Fig. 5 AlexNet model schematic diagram

本文将训练集与测试集比例设为 7 : 3,优化函数使用可以计算每个参数自适应识别率的 Adam 优化算法,学习率设置为 0.001。此外,大量研究^[9]表明,在机器学习过程中,参数 Batchsize 与 Epoch 对模型学习的影响较大。在一定的 Epoch 值下,合理增加 Batchsize 值可以提高效率,而过大的 Batchsize 值会使训练出来的网络泛化能力较差。本文对不同的 Batchsize 与 Epoch 参数进行比选,不同参数组合下获得的准确率如表 2 所示。针对建筑楼层数目的识别任务,在固定 Batchsize 值的情况下,随着 Epoch 值不断增大,识别的准确率先上升再下降。经过不断调试得出 Batchsize 值为 128 和 Epoch 值为 800 时预测结果最优,最终测试准确率为 84.3%,该模型可以有效预测城市建筑的楼层数。

2 建筑结构类型判定

城市建筑具有造型多样、装饰墙面复杂多变等

表 2 Batchsize 和 Epoch 的测试准确率关系
Table 2 Relationship between Batchsize and Epoch

Epoch 值	不同 Batchsize 值下的准确率/%		
	64	128	256
50	66.0	67.7	61.3
100	70.7	71.3	70.3
800	82.3	84.3	82.0
1 200	80.1	81.9	78.4

特征,建筑的结构类型往往难以通过简单的人工主观判断或图像识别进行快速确定。在不考虑场地影响的前提下,建筑物的结构体系形式是影响抗震性能的主要因素^[10],建筑的结构类型直接决定建筑中主要抗侧构件的种类,因此,建筑结构类型的高效获取对于评估建筑的抗震能力也是至关重要的一环。由于城市建筑严格按照相关建筑规范修建,建筑结构类型与建筑年代、建筑层数等信息间具有强相关性,故通过强相关的建筑信息对建筑的结构类型实现推理预测是一种切实可行的途径。本文基于模糊推理理论^[11],利用一组模糊集合,构建了建筑结构类型与其影响因子之间的模糊规则,实现了城市 RC 建筑与其他结构类型的快速区分及识别工作。

2.1 模糊推理输入输出变量

城市建筑的结构类型以砌体结构、RC 框架结构、RC 框架剪力墙结构、RC 剪力墙结构、钢结构为主。城市建筑结构类型通常与建造年代、建筑层数、建筑层高和使用功能相关^[3]。例如:1950 年至 2000 年间,城市建筑中住宅的结构类型多以砌体结构为主;2000 年以后陆续出现以钢筋混凝土框架结构为主的多层住宅。砌体结构建筑在 7 度设防的情况下最多不能超过 7 层^[12-13]。砌块房屋建筑层高不得超过 3.6 m^[14]。商场因其需要较大的空间和灵活的布局,故多使用 RC 框架结构,而住宅多使用 RC 框架或 RC 框剪结构。由此可见,建筑层数、建筑层高、建筑年代、使用功能均与结构类型具有显著的相关性,故本文为得到结构类型(输出变量),只考虑建筑年代、建筑层数、建筑层高和使用功能作为模糊推理的输入变量,关联性总结如下:

(1)建造年代:建造年代越早的多层建筑是砌体结构的可能性越大,建造年代越晚的多层建筑是 RC 框架结构的可能性越大。

(2)建筑层数:建筑层数越少的建筑越适合选用砌体结构或 RC 框架结构等经济且足以满足承载力和刚度需求的结构;建筑层数越多的建筑越适合选

用 RC 框剪结构或 RC 剪力墙结构等刚度较大的结构,以满足抗侧刚度的要求。

(3)建筑层高:建筑层高超过 3.6 m 的建筑是砌体结构的可能性较低。

(4)使用功能:在进行结构设计时,结构的使用功能很大程度上决定了结构的选型,大跨度厂房通常选择抗震能力更强的钢结构^[15],商用建筑多选择空间利用率更大的框架结构,民用住宅等多选用简单经济的框架或框剪结构^[13]。

2.2 模糊推理模型

本文依据上述规则,建立了一个输入变量为建造年代、建筑层数、建筑层高以及使用功能,输出变量为结构类型的四输入、单输出的模糊推理模型。模型建立步骤为:

(1)确定论域和隶属度函数。其定义为,对于论域 U 中的任一元素 x ,都有一个数 $Z(x) \in [0, 1]$ 与之对应,则称 Z 为 U 上的模糊集,称 $Z(x)$ 为 x 对 Z 的隶属度。对于建造年代,设定相应的论域为 $[1\ 960, 2\ 023]$,隶属度函数选择钟形,如图 6(a) 所示,模糊语言变量分为“早”“晚”两大类;对于建筑层数,设定相应论域为 $[1, 55]$,隶属度函数选择梯形,如图 6(b) 所示,模糊语言为“低层”“多层”“中高层”“高层”“超高层”五大类;对于建筑层高,设定相应论域为 $[0, 7]$,隶属度函数选择梯形,如图 6(c) 所示,模糊语言为“低”“高”两大类;对于使用功能,设定相应论域为 $[1, 5]$,隶属度函数选择三角形,如图 6(d) 所示,模糊语言为“居住”“办公”“商业”“厂房”“大跨建筑”五大类;对于结构类型,设定相应论域为 $[0, 1]$,隶属度函数选择三角形,如图 6(e) 所示,模糊语言为“砌体”“RC 框架”“RC 框剪”“RC 剪力墙”“钢结构”五大类。

(2)构建模糊规则。模糊规则形式通常为 if x is A then y is B,表示输入变量与输出变量之间的映射关系,本文依据经验确定的城市建筑结构类型与 4 种输入信息的关系如表 3 所示,其中层数与使用功能对结构类型的影响较为明显,根据相关数据得到其模糊曲面,如图 7 所示。

(3)结构类型模糊推理。利用本文前述提出的建筑层高和层数的方法,并结合城市建筑使用功能和建造年代信息,输入上述模糊推理模型中即可得到目标建筑的结构类型信息。例如:建造年代为 2004 年,建筑层数为 5 层,建筑层高为 3.9 m,建筑使用功能为办公楼,则可以推理得到该建筑为 RC 框架结构。

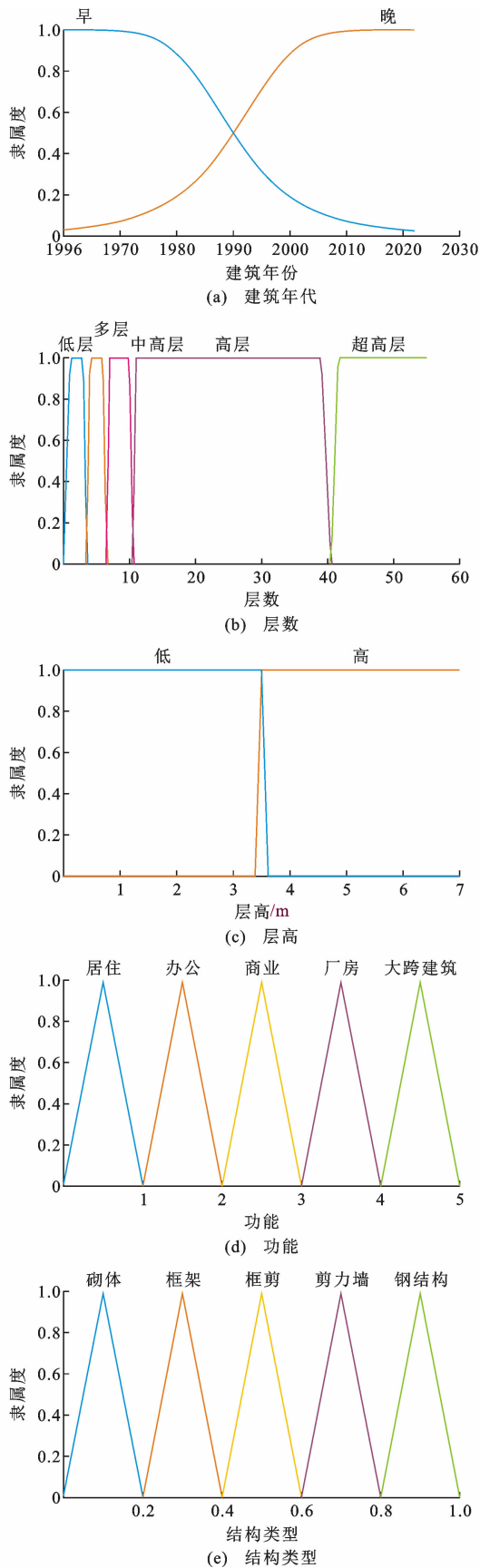


图 6 输入、输出变量的隶属度函数

Fig. 6 Affiliation function of input and output variables

表 3 部分模糊规则
Table 3 Partial fuzzy rules

建造年代	层数类别	层高	使用功能	结构类型
早	低层	低	居住	砌体
早	低层	低	办公	砌体
早	低层	低	商业	RC 框架
早	低层	高	居住	RC 框架
早	低层	高	办公	RC 框架
早	低层	高	商业	RC 框架
早	低层	高	厂房	RC 框架
早	多层	低	居住	砌体
早	多层	低	办公	砌体
早	多层	低	商业	RC 框架
早	多层	高	居住	RC 框架
早	多层	高	办公	RC 框架
早	多层	高	商业	RC 框架
早	多层	高	厂房	钢结构
早	中高	低	居住	RC 框架
早	中高	低	办公	RC 框架
早	中高	低	商业	RC 框剪
早	中高	高	居住	RC 框架
早	中高	高	办公	RC 框架
早	中高	高	商业	RC 框架
早	高	低	居住	RC 框剪
早	高	低	办公	RC 框剪
早	高	低	商业	RC 框剪
早	高	高	居住	RC 框剪
早	高	高	办公	RC 框剪
早	高	高	商业	RC 框剪
早	超高	低	居住	RC 剪力墙
早	超高	低	办公	RC 剪力墙
早	超高	高	居住	RC 剪力墙
早	超高	高	办公	RC 剪力墙

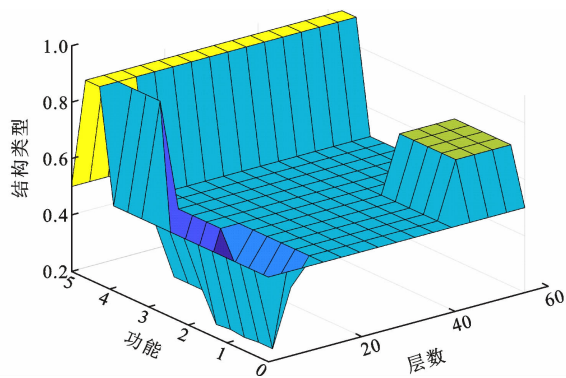


图 7 建筑层数与建筑使用功能影响结构类型的模糊曲面
Fig. 7 Fuzzy surfaces of building floors and building use function influencing structure type

3 建筑内部信息获取

在城市震害模拟过程中除了获取建筑的外部信息和结构类型之外,详尽的建筑物内部构件信息也是建立精细化有限元模型的必要条件。为估算已建建筑的内部抗侧构件信息,尹菲菲^[7]从设计角度出发,获取部分外部信息后,利用 D 值法对建筑的抗侧构件信息进行估算,但该方法对目标建筑的局限性较大,更适用于单体多层框架结构。

机器学习(Machine Learning, ML)方法可以用来分析数据规律并通过学习训练后实现目标信息的预测,具有高计算效率、高准确率、高灵活性等特点^[16]。因此,本文提出了一种基于机器学习方法的建筑内部抗侧构件信息的智能、高效的获取方法。

3.1 数据集的建立

本文收集了 1 607 套来自全国各地的城市建筑实际工程图纸(框架 800 套,框剪 807 套),通过对图纸中信息的统计,建立了两组数据集,分别用于预测 RC 框架和 RC 框剪结构建筑内部抗侧构件信息。

3.1.1 RC 框架结构建筑数据集

建立 RC 框架结构精细化有限元模型时,柱距、柱截面、梁柱配筋率、柱子根数的信息是不可或缺的。这些信息与建筑的层数、高度等外部信息具有强相关性。本文以建筑层数、建筑功能、建筑高度、建筑年代、首层高度、标准层高度、建筑长宽、长宽方向窗子长度占比的信息作为输入变量;以柱距、柱截面、梁、柱配筋率、柱子根数的信息作为输出变量。由于传统的机器学习算法中均为多变量输入、单变量输出的模型,因此本文分别针对上述 5 个输出变量建立了对应的预测模型。表 4 给出了用于训练柱距信息时所使用的部分数据集。此外,大量统计结果表明,对于 RC 框架结构,梁柱材料、钢筋材料的选用上差距不大,多选择 C30 混凝土和 HRB400 钢筋,本文直接据此确定材料参数,同时,框架梁截面尺寸可以根据经验公式(1)、(2)估算得到。

$$h=(\frac{1}{8}\sim\frac{1}{10})l$$
(1)

$$b=(\frac{1}{2}\sim\frac{1}{3})h$$
(2)

式中: h 为梁截面高度; b 为梁截面宽度; l 为柱距。

3.1.2 RC 框剪结构建筑数据集

RC 框剪与 RC 框架结构的不同之处在于,除框架部分外,剪力墙也作为结构的主要抗侧构件之一。经统计,钢筋材料的选用上差距不大,多选择

表 4 城市框架结构建筑柱距预测部分数据集

Table 4 Partial dataset of predicted column spacing for urban frame buildings

建筑序号	层数	建筑功能	建筑高度/m	建筑年份	首层高度/m	标准层高度/m	建筑长度/m	建筑宽度/m	T_l/L	T_w/W	柱距/m
1	5	办公楼	22.20	2000 年	4.2	3.6	54.6	15.6	0.538 5	0.326 9	6.5
2	6	宿舍楼	23.80	2018 年	3.5	3.5	41.2	16.7	0.436 9	0.095 8	5.6
3	4	住宅	15.15	2019 年	3.9	3.6	32.4	18.6	0.796 3	0.301 1	4.6
4	5	教学楼	23.55	2014 年	3.9	3.9	67.2	10.5	0.567 0	0.266 7	4.8
5	6	宿舍楼	21.60	2021 年	3.6	3.3	36.0	18.7	0.200 0	0.123 0	6.7

注： T_l 为建筑长度方向窗子的长度之和； T_w 为建筑宽度方向窗子的长度之和；柱距取计算得出的平均柱距。

HRB400 的钢筋,但该类结构在混凝土的选用上也更为灵活多样。因此,在建立 RC 框剪结构的内部构件信息预测模型时,以建筑层数、建筑功能、建筑高度、建筑年代、首层高度、标准层高度、建筑长宽、长宽方向窗子长度占比作为输入变量;以柱距、柱截面、柱配筋率、柱子根数、墙柱混凝土材料、剪力墙布置方式、剪力墙总面积与建筑面积比值、剪力墙厚度、剪力墙配筋率、建筑内部剪力墙长度占比作为输出变量。分别建立输入变量与每一内部构件信息的映射关系,通过建筑的外部信息即可预测建筑的内部构件信息。表 5 给出了用于训练柱截面信息时所使用的部分数据集。

表 5 城市框剪结构建筑柱截面预测部分数据集

Table 5 Partial dataset of predicted column sections for urban frame shear buildings

建筑序号	层数	建筑功能	建筑高度/m	建筑年份	首层高度/m	标准层高度/m	建筑长度/m	建筑宽度/m	T_l/L	T_w/W	柱截面尺寸/mm
1	9	办公楼	39.3	2021 年	4.8	3.9	79.0	17.1	0.564 6	0.175 4	700
2	6	宿舍楼	23.8	2017 年	4.0	3.3	39.4	10.8	0.258 9	0.138 9	500
3	16	公寓	57.9	2014 年	4.5	3.6	91.0	16.5	0.812 1	0.624 2	700
4	11	住宅	33.0	2021 年	3.0	3.9	65.1	13.3	0.537 6	0.135 3	400
5	10	住院楼	41.7	2021 年	5.4	4.0	59.6	25.9	0.501 7	0.084 9	800

注:柱截面尺寸取与计算得出的平均柱截面半径相近的柱截面尺寸(以 100 mm 为模数)。

3.2 机器学习算法模型的选择

一般的机器学习模型仅包含一个学习器,由于其结构简单,训练一个全新的数据集时,产生的结果往往不够准确。由于本文建立的数据集具有非线性特点,选择集成学习(Ensemble Learning)的方法可以提高预测结果的准确性。集成学习通过构建并结合多个学习器来组成多分类器系统(Multi-classifier System),如图 8 所示。与基于单一学习器的方法相比,拥有多个学习器的集成学习方法可以拥有更为优越的泛化性能。目前,根据个体学习器的生成方式,集成学习大致可以分为两大类:一种是 Boosting 算法,其个体学习器之间存在串联关系,即后一个个体学习器的生成是基于前一个个体学习器,代表算法是 AdaBoost^[17];另一种是 Bagging 算法,其个体学习器之间存在并联关系,即后一个个体学习器的生成与前一个个体学习器之间没有关系,代表算法是 Random Forest^[18]。对于本文关注的建筑内部抗侧构件信息的预测,属于机器学习中的多分类和回归任务,因此利用 AdaBoost 和 Random

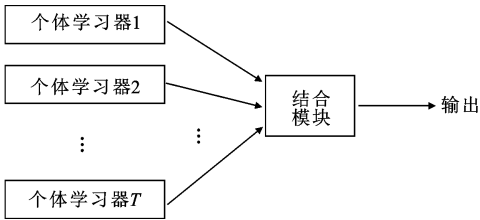


图 8 集成学习示意图

Fig. 8 Ensemble learning schematic diagram

Forest 两种集成算法分别建立预测模型,并通过对结果进行比较,确定最优模型。

3.3 内部抗侧构件信息获取

本文建立的预测模型的输出变量中,柱截面、墙柱混凝土材料、剪力墙布置方式、剪力墙厚度信息均为离散型数据,而其他输出变量均为连续型数据,其中离散型数据的预测属于分类问题,连续型数据的预测属于拟合问题,本文分别利用 AdaBoost 和 Random Forest 两种集成算法建立上述输出变量的分类/回归预测模型,并通过对对比分析确定不同类型输出变量的最适宜机器学习算法。预测模型训练的

具体步骤为：

(1)数据的预处理。首先对数据进行清理工作，通过计算平均值的方式对空值进行处理。由于机器学习只能处理数字，数据集中的文字变量(如建筑功能中含有办公楼、宿舍楼等分类)在建立模型前需要进行编码处理，以确保模型能够顺利地训练。

(2)模型训练。将数据集以 7：3 的比例拆分为训练集和测试集，采用启发式算法中的模拟退火算法^[19]寻优调参。利用两种模型训练得到共 15 个内部抗侧构件信息的预测模型。

(3)评估模型。利用 AdaBoost 和 Random Forest 两种集成算法对框架和框剪结构内部构件信息进行预测。分类模型多利用准确率参数来体现模型的优劣，回归模型多用决定系数 R^2 和平均平方误差(MSE)来体现模型性能(R^2 越接近 1 说明模型越好，MSE 越接近 0 说明模型越好)，对于训练集，表

6 和表 7 分别给出了基于两种算法所建立不同类型输出数据的回归/分类预测模型的性能评价数据。

将训练出的预测模型用于测试集，表 8 和表 9 分别给出了基于两种算法所建立不同类型输出数据的回归/分类预测模型的性能评价数据。可以看出，对于离散型输出变量，基于 Random Forest 算法训练出的分类预测结果准确率明显高于 AdaBoost 算法，对于连续型输出变量，基于 AdaBoost 算法训练出的回归预测模型相较于 Random Forest 算法性能更优。图 9 对比了这些离散型输出变量的实际值与不同算法预测值。可以看出，基于 AdaBoost 算法训练出的模型的预测结果与实际值更为接近。综上，本文选用基于 AdaBoost 算法训练出的回归模型对城市建筑内部构件信息中的连续型数据进行预测，选用基于 Random Forest 算法训练出的分类模型对其中的离散型数据进行预测。

表 6 框架结构模型训练集评价情况

Table 6 Evaluation situation of framework structure model training set

参数		柱距	柱截面	梁配筋率	柱配筋率	柱子根数
R^2	AdaBoost	0.976		0.985	0.990	0.996
	Random Forest	0.816		0.762	0.771	0.844
MSE	AdaBoost	0.079		0.077	0.065	0.004
	Random Forest	0.169		0.085	0.072	22.651
准确率/%	AdaBoost		27.1			
	Random Forest		85.0			

表 7 框剪结构模型训练集评价情况

Table 7 Evaluation situation of frame-shear structure model training set

参数		柱截面	柱距	柱配筋率	墙柱混凝土材料	剪力墙布置方式	剪力墙面积占比	中间剪力墙长度占比	剪力墙厚度	剪力墙配筋率
R^2	AdaBoost		0.984	0.997			0.998	0.994		0.986
	Random Forest		0.783	0.721			0.804	0.747		0.773
MSE	AdaBoost		0.452	0.016			0.065	0.011		0.000
	Random Forest		1.353	0.004			0.000	0.026		0.000
准确率/%	AdaBoost	40.5			58.1	43.2			58.1	
	Random Forest	88.6			98.6	98.6			98.6	

注：剪力墙面积占比为剪力墙面积占建筑面积的比例；中间剪力墙长度占比为中间剪力墙长度占所有剪力墙长度的比例。

表 8 框架结构模型测试集评价情况

Table 8 Evaluation situation of frame structure model test set

参数		柱距	柱截面	梁配筋率	柱配筋率	柱子根数
R^2	AdaBoost	0.864		0.732	0.756	0.984
	Random Forest	0.739		0.642	0.666	0.743
MSE	AdaBoost	0.154		0.124	0.097	0.008
	Random Forest	0.266		0.134	0.105	65.775
准确率/%	AdaBoost		24.0			
	Random Forest		72.5			

表 9 框剪结构模型测试集评价情况

Table 9 Evaluation situation of frame-shear structure model test set

参数		柱截面	柱距	柱配筋率	墙柱混凝土材料	剪力墙布置方式	剪力墙面积占比	中间剪力墙长度占比	剪力墙厚度	剪力墙配筋率
R^2	AdaBoost		0.802	0.959			0.603	0.754		0.976
	Random Forest		0.685	0.568			0.712	0.623		0.636
MSE	AdaBoost		1.693	0.006			0.029	0.040		0.000
	Random Forest		2.075	0.012			0.000	0.055		0.000
准确率/%	AdaBoost	36.4			54.5	27.3			45.5	
	Random Forest	82.6			73.2	87.4			74.8	

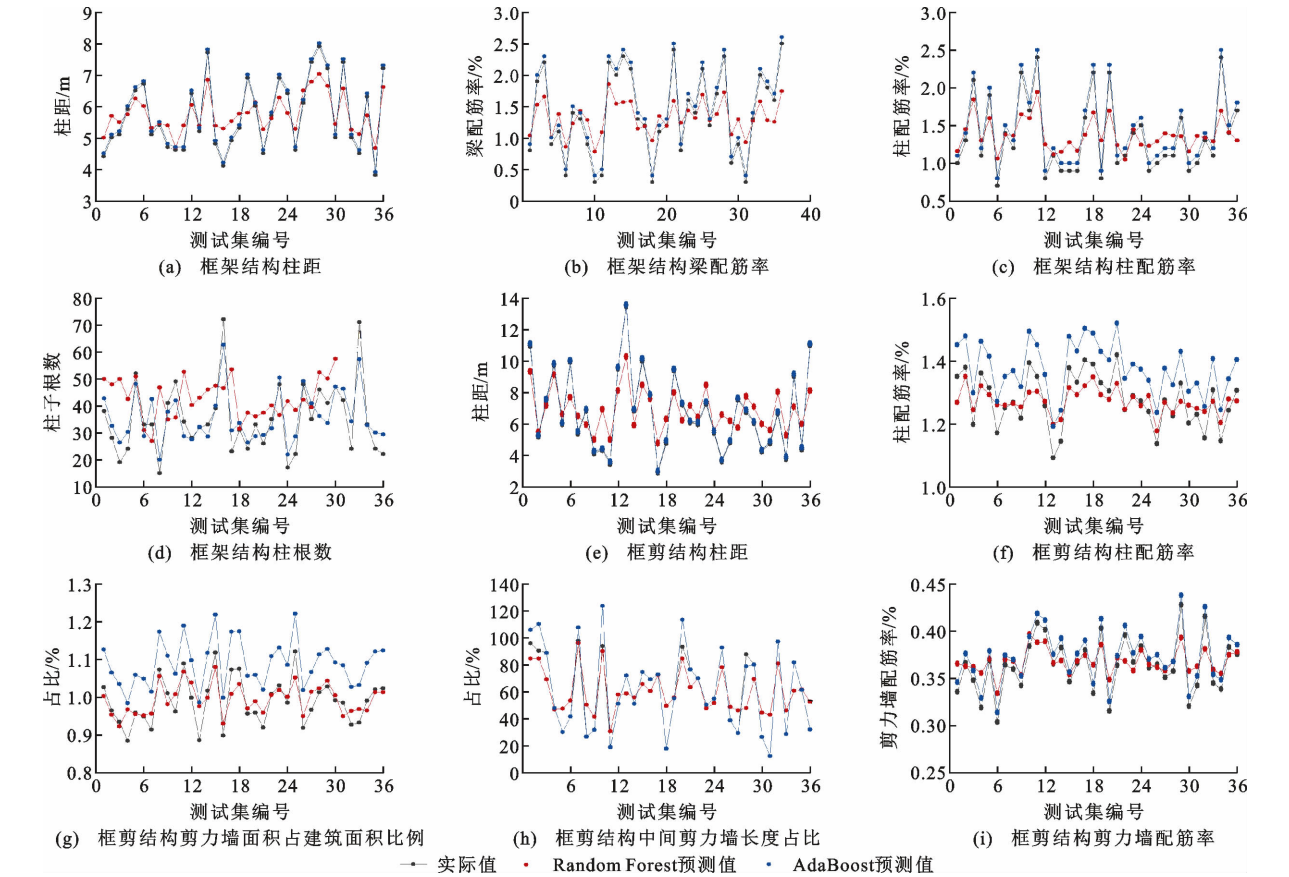


图 9 部分内部抗侧构件信息回归预测测试集结果

Fig. 9 Regression prediction test set results for partial internal anti-lateral component information

4 案例分析

4.1 工程概况

采用本文建立的城市建筑信息智能获取方法对两栋实际建筑(分别简称为建筑 A 和建筑 B)的信息进行预测,这两栋建筑均位于 7 度抗震设防区,设计地震分组为第一组,Ⅱ类场地。建筑 A 建于 2004 年,使用功能为办公楼;建筑 B 建于 2012 年,使用功能为宿舍楼。

4.2 建筑信息获取

4.2.1 外部信息获取

利用搭载五镜头云台的无人机采集目标建筑的

影像数据,并通过三维重建技术建立相应的三维模型,经测量得到建筑的高度、建筑地面轮廓尺寸、建筑标准层和首层高度信息。将获取到的建筑信息与实际施工图信息进行对比,结果如表 10 所示。可以看出,基于本文方法获得的建筑外部信息具有较高的准确性。

4.2.2 建筑结构类型获取

利用本文第 1.2 节中基于卷积神经网络训练得到的图像识别模型对建筑层数进行识别,得到建筑 A 是 5 层的概率为 79.4%,建筑 B 是 14 层的概率为 91.1%(图 10、11),预测结果与目标建筑实际层数一致。依据第 2.2 节建立的模糊推理模型,以上

表 10 外观信息对比

Table 10 Exterior information comparison

建筑编号	建筑高度/m		建筑地面轮廓尺寸		标准层高度/m		首层高度/m	
	测量值	实际值	测量值	实际值	测量值	实际值	测量值	实际值
A	21	21.85	43 m×17 m	42.6 m×17.4 m	3.9	3.9	5.15	5.40
B	43	43.35	48 m×16 m	49.4 m×18 m	3.1	3.1	3.10	3.17

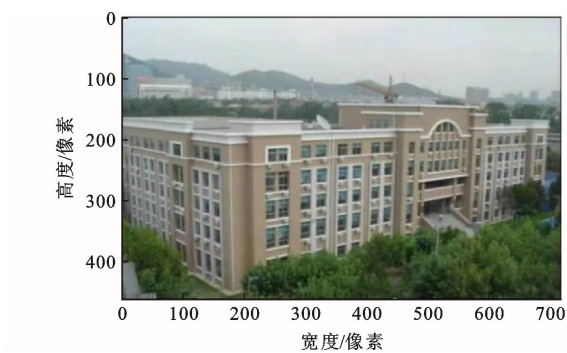


图 10 建筑 A 外观图像层数识别结果

Fig. 10 Building A exterior image layer recognition results

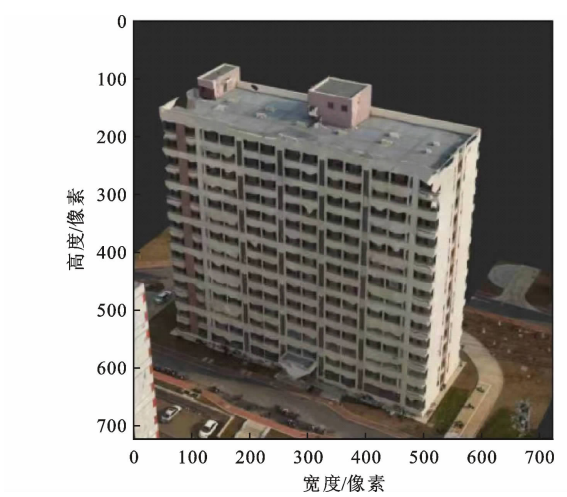


图 11 建筑 B 外观图像层数识别结果

Fig. 11 Building B exterior image layer recognition results

述得到建筑层数和标准层层高数据作为输入,结合目标建筑使用功能和建筑年代对其结构类型进行模糊推理,获知建筑 A 为 RC 框架结构,建筑 B 为 RC 框剪结构,对照施工图信息可知,本文方法预测的结构类型正确。

4.2.3 建筑内部构件信息获取

利用第 3.3 节中建立的机器学习模型,分别对建筑 A 和建筑 B 的内部抗侧构件信息进行预测,预测结果与施工图信息对比情况如表 11 所示。可以看出,本文方法能对建筑内部柱距、配筋率等隐蔽信息进行准确预测。

4.3 弹塑性时程分析对比

以结构设计反应谱为目标谱,选取 4 条地震记录,基本信息见表 12。设计反应谱和选取的 4 条地震记录的加速度反应谱曲线见图 12。依据第 3.1 节中对材料的选取原则,两栋建筑混凝土材料均选用 C30,钢筋材料均选用 HRB400,依据相关规范,C30 混凝土弹性模量取为 30 GPa,轴心抗压强度标准值为 20.1 MPa,轴心抗拉强度标准值为 2.01 MPa;HRB400 钢筋弹性模量为 200 GPa,屈服强度标准值为 400 MPa,其他建筑信息依据本文方法获取得到。采用梁单元分别建立建筑 A 的精细有限元模型(依据图纸建模)和智能有限元模型(依据本文方法获取的信息建模);采用梁单元和壳单元分别建立建筑 B 的精细有限元模型和智能有限元模型。

表 11 内部抗侧构件尺寸信息

建筑编号	柱距/m		梁配筋率/%		柱配筋率/%		柱子根数		柱截面半径/mm	
	预测值	实际值	预测值	实际值	预测值	实际值	预测值	实际值	预测值	实际值
A	6	7.05	1.16	1.2	1.02	1.1	32	30	500	500
B	8	7.05	1.00	1.1	1.30	1.5			600	600

建筑编号	混凝土材料强度		剪力墙厚度/mm		剪力墙配筋率/%		剪力墙布置方式	
	预测值	实际值	预测值	实际值	预测值	实际值	预测值	实际值
A	C30	C30						
B	C30	C30	200	250	0.391	0.314	四周加中间	四周加中间

建筑编号	剪力墙总面积与建筑面积的比值/%		内部剪力墙长度与剪力墙长度的比值/%	
	预测值	实际值	预测值	实际值
A				
B	1.175	2.2	67.999	55.52

表 12 地震波信息

Table 12 Seismic wave information

序号	地震名称	台站	日期	简称
1	Mammoth Lakes-02	Convict Creek	5/25/1980	Mammoth1
2	Borrego	El Centro Array #9	10/21/1942	Borrego
3	Mammoth Lakes-05	Convict Creek	5/26/1980	Mammoth
4	Parkfield-02 CA	Fresno-NSMP USGS Office	9/28/2004	Parkfield

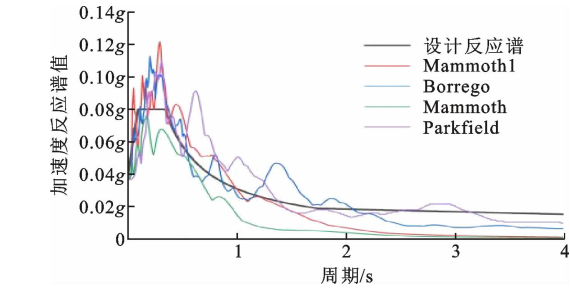


图 12 地震反应谱

Fig. 12 Seismic response spectrum

分别建立相应的多自由度体系(MDOF)层模型^[20],并与本文建立的智能模型进行对比,以验证其准确性。表 13 为基于不同模型的结构基本自振周期,其中精细模型和智能模型的自振周期通过对有限元模型进行模态分析得到,MDOF 层模型的自振周期与楼层数目关联性较大,楼层越高,自振周期越大,自振频率则越低,可以通过式(3)的经验公式计算得到目标建筑的自振周期。

$$T=\begin{cases} (0.12\sim0.15)n & \text{框架结构} \\ (0.08\sim0.25)n & \text{框剪结构} \end{cases} \quad (3)$$

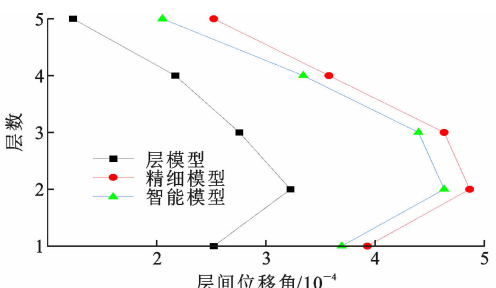
式中: T 为结构基本自振周期; n 为楼层数目。

表 13 结构基本自振周期

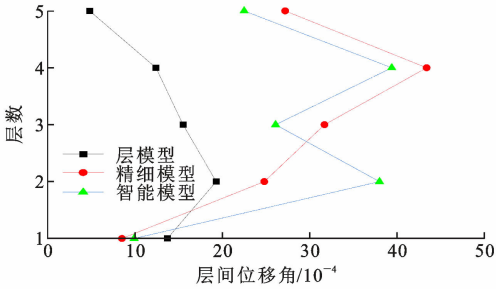
Table 13 Basic natural vibration period of structure

建筑编号	基本自振周期/s		
	精细模型	智能模型	层模型
A	0.696	0.705	0.675
B	1.132	1.274	1.400

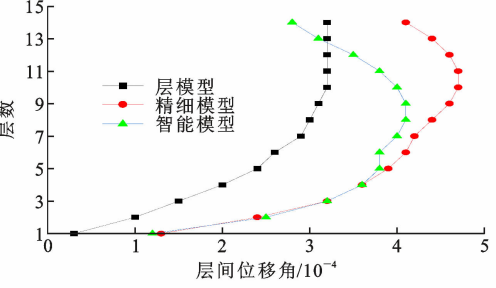
利用上述 4 条地震记录对不同结构模型进行弹性时程分析和弹塑性时程分析,计算多遇(峰值地面加速度为 0.036g)和罕遇(峰值地面加速度为 0.22g)地震强度下的结构动力响应。图 13 给出了计算得到的各层层间位移角平均值。可以看出,相较于简化的 MDOF 层模型,基于本文方法所建模型获得的结构响应与基于图纸所建精细有限元模型分析结果更为接近,最大层间位移角相对误差分别为 6.19%(建筑 A,多遇地震)、8.91%(建筑 A,罕遇地震)、16.18%(建筑 B,多遇地震)、3.82%(建筑 B,罕遇地震),对于简化的 MDOF 层模型,对应相对误



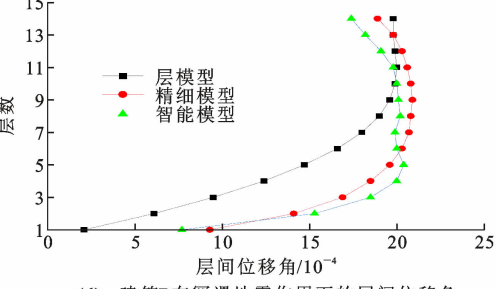
(a) 建筑A在多遇地震作用下的层间位移角



(b) 建筑A在罕遇地震作用下的层间位移角



(c) 建筑B在多遇地震作用下的层间位移角



(d) 建筑B在罕遇地震作用下的层间位移角

图 13 建筑 A、B 在多遇和罕遇地震作用下的层间位移角情况

Fig. 13 Inter-story displacement angles of buildings A and B under action of multiple and rare earthquakes

差分别为 33.64%、22.28%、33.08%、6.24%。此外,基于本文方法所建模型计算得到的最大层间位

移角出现位置与精细模型基本一致,说明其可对结构薄弱部位进行较为准确的预测,从而能够实现对结构失效路径和灾变过程的精准预报。

5 结 语

(1)基于低空遥测和三维建模技术可以高效准确获得建筑的占地尺寸、层高等外部几何信息。对城市区域建筑信息进行获取时,与人工现场实测相比,效率大幅度提升。楼层数目信息获取的准确率高达 84.3%。

(2)基于模糊推理理论,制定了用于结构类型预测的模糊推理规则,有效解决了因城市建筑造型多样和装饰墙面复杂多变导致的结构类型判断困难问题。

(3)基于机器学习集成算法中的 AdaBoost 和 Random Forest 方法,建立了城市 RC 框架和 RC 框剪建筑内部抗侧构件信息的分类/回归预测模型。基于 AdaBoost 算法的回归预测模型与 Random Forest 算法相比更适用于对连续型数据进行预测,基于 Random Forest 的分类预测模型与 AdaBoost 算法相比对离散型数据预测精度更高,测试集准确率均在 70%以上。

(4)利用本文方法建立实际建筑的精细化有限元模型,并对其进行地震反应分析。结果表明,本文方法较简化的 MDOF 层模型相比更接近于依图纸建立结构模型所得的层间位移角,基于 MDOF 层模型计算出的层间位移角误差值为本文方法的 2 倍以上。因此,本文方法具有更高的精度。

参考文献:

References:

- [1] 熊琛. 基于时程分析和三维场景可视化的区域建筑震害模拟研究[D]. 北京:清华大学,2016.
XIONG Chen. Study on seismic damage simulation of regional buildings based on time-history analysis and 3D scene visualization[D]. Beijing: Tsinghua University, 2016.
- [2] 李岩玮. 四川省甘孜州木雅祖庆学校综合楼震害损伤评估及加固方案分析[D]. 重庆:重庆大学,2016.
LI Yanwei. Seismic damage assessment and strengthening analysis of Muyazuqing school in Sichuan province[D]. Chongqing: Chongqing University, 2016.
- [3] 许镇. 城市综合数字防灾:地震及次生灾害情景仿真与韧性评估[M]. 北京:中国建筑工业出版社,2021.
XU Zhen. Urban comprehensive digital disaster pre-

vention; scenario simulation and resilience assessment of earthquake and secondary disaster[M]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2021.

- [4] 庄钰莹,熊峰,吕洋,等. 基于 GIS 的城市建筑群动力响应分析模型建模方法研究[J]. 世界地震工程, 2021,37(4):137-147.
ZHUANG Yuying, XIONG Feng, LU Yang, et al. Research on a GIS-based method of model establishment for seismic response analysis of urban building groups[J]. World Earthquake Engineering, 2021, 37(4): 137-147.
- [5] HORI M, OGUNI K, ICHIMURA T. Integrated simulation for earthquake hazard and disaster prediction[J]. Journal of Earthquake and Tsunami, 2009, 3(3): 121-141.
- [6] 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.
LI Gang, ZHANG Pengcheng, DONG Zhiqian, et al. Intelligent information acquisition methods and seismic damage prediction of rural masonry building groups[J]. Journal of Building Structures, 2022, 43(8): 196-208.
- [7] 尹菲菲. 城市震害模拟中的 RC 框架结构自动化精细建模方法研究[D]. 哈尔滨:中国地震局工程力学研究所,2017.
YIN Feifei. Research on automatic fine modeling method of RC frame structure in urban earthquake damage simulation[D]. Harbin: Institute of Engineering Mechanics, China Earthquake Administration, 2017.
- [8] 杨辉,崔阳,罗盛,等. 无人机倾斜摄影技术在建筑工程三维建模中应用[J]. 建筑技术开发,2022, 49(2):88-90.
YANG Hui, CUI Yang, LUO Sheng, et al. Three-dimensional modeling application of drone tilt photography technology in architecture[J]. Building Technology Development, 2022, 49(2): 88-90.
- [9] 岳亚男. 基于卷积神经网络的 RC 框架结构损伤识别研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2020.
YUE Yanan. Research on damage identification of RC frame structure based on convolutional neural network[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020.
- [10] 彭慧君. 松原地区群体建筑结构抗震性能分析[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2020.
PENG Huijun. Seismic performance analysis of group building structures in Songyuan area[D]. Harbin:

- Harbin Institute of Technology, 2020.
- [11] 王士同. 模糊推理理论与模糊专家系统[M]. 上海:上海科学技术文献出版社,1995.
WANG Shitong. Fuzzy inference theory and fuzzy expert system[M]. Shanghai: Shanghai Scientific and Technological Literature Press, 1995.
- [12] 高层建筑混凝土结构技术规程:JGJ 3—2010[S]. 北京:中国建筑工业出版社,2011.
Technical specification for concrete structures of tall building: JGJ 3—2010[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2011.
- [13] 梅清良,宋海威. 浅谈建筑层数与结构的选择[J]. 科技信息(科学教研),2008(6):94.
MEI Qingliang, SONG Haiwei. A brief discussion on the selection of building stories and structure[J]. Science & Technology Information, 2008(6): 94.
- [14] 建筑抗震设计规范:GB 50011—2001[S]. 北京:中国建筑工业出版社,2004.
Code for seismic design of buildings: GB 50011—2001[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2004.
- [15] 何振华,许俊杰. 关于大跨度钢结构设计的一些探讨[J]. 中华民居,2014(1):28.
HE Zhenhua, XU Junjie. Some discussions on the design of large-span steel structures [J]. China Homes, 2014(1): 28.
- [16] 巩敦卫,孙晓燕. 智能控制技术简明教程[M]. 北京:国防工业出版社,2010.
GONG Dunwei, SUN Xiaoyan. A concise tutorial on intelligent control technology[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2010.
- [17] FREUND Y, SCHAPIRE R E. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting[J]. Journal of Computer and System Sciences, 1997, 55(1): 119-139.
- [18] BREIMAN L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [19] STEINBRUNN M, MOERKOTTE G, KEMPER A. Heuristic and randomized optimization for the join ordering problem[J]. The VLDB Journal, 1997, 6(3): 191-208.
- [20] 程庆乐,曾翔,熊琛,等. 区域建筑震害模拟方法分析对比[J]. 工程力学,2017,34(增1):105-110,128.
CHENG Qingle, ZENG Xiang, XIONG Chen, et al. Comparison of seismic damage simulation methods for different regional buildings[J]. Engineering Mechanics, 2017, 34(S1): 105-110, 128.