

基于机器学习的填充墙 RC 框架震后损伤快速评估

何站锦,程小卫,李 易,张豪友,凡亨通

(北京工业大学 城市与工程安全减灾教育部重点实验室,北京 100124)

摘要:填充墙钢筋混凝土(reinforced concrete, RC)框架是最常见的结构形式之一,实际震害和试验研究中发现填充墙对 RC 框架的抗震性能影响很大。为实现填充墙 RC 框架震后损伤状态准确、快速评估,首先根据不同的建筑结构信息(设防烈度、建造年代、层数、层高、跨数和填充率)设计了 660 个填充墙 RC 框架,结合 10 条地震动在 OpenSees 中对 660 个结构进行非线性时程分析,得到了 6 600 个数据点,形成了填充墙 RC 框架震后损伤评估模型建立的数据集。基于该数据集,采用朴素贝叶斯(naive Bayes, NB),K 最近邻(K-nearest neighbors, KNN),决策树(decision tree, DT),人工神经网络(artificial neural network, ANN),随机森林(random forest, RF),自适应提升(adaptive boosting, AdaBoost),极端梯度提升(extreme gradient boosting, XGBoost),轻量级梯度提升(light gradient boosting machine, LightGBM),类别提升(category boosting, CatBoost)共 9 种机器学习的算法,建立了预测填充墙 RC 框架震后损伤的预测模型。研究结果表明:RF 和 CatBoost 模型对损伤等级预测的精度最高,在测试集的准确率均达到 0.93。紧随其后的是 LightGBM 和 XGBoost 模型,这些模型的准确率均超过了 0.90。与实际震害数据对比,RF 和 CatBoost 模型预测准确率均为 47%,但 CatBoost 模型的预测误差在 1 个损伤等级范围内的准确率为 76%,高于 RF 模型。基于 CatBoost 模型进行了不同输入变量的重要性分析,发现对填充墙 RC 框架震后损伤影响最大的是设防烈度(seismic design intensity, SDI)、峰值地面速度(peak ground velocity, PGV)、0.4 s 的谱加速度 $S_a(0.4\text{ s})$ 。此外,随着结构层数越多,楼层数量(n_s)对结构的震后损伤等级影响也越大。

关键词:填充墙 RC 框架;机器学习;损伤状态;损伤评估;有限元模型

中图分类号:TU375.4; TP181

文献标识码:A

Rapid seismic damage state assessment of infilled RC frames using machine learning methods

HE Dianjin, CHENG Xiaowei, LI Yi, ZHANG Haoyou, FAN Hengtong

(Key Laboratory of Urban Security and Disaster Engineering of Ministry of Education, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: Infilled reinforced concrete (RC) frame structures are one of the most common structures. It is found that infilled walls have a significant impact on seismic performance of RC frames in past earthquake damage investigations and experimental tests. To accurately and rapidly assess seismic damage states of infilled RC frames after an earthquake, 660 infilled RC frames were firstly designed based on different building structure information (i.e. the seismic design intensity, constructed period, number of stories, story height, number of bays and the filling rate), then the non-linear time history analysis was performed for the 660 infilled RC frames with 10 ground motions in OpenSees. 6 600 data points were gained from the analysis, resulting in a dataset which was used to develop seismic damage state assessment models of infilled RC frames. Based on the dataset, nine machine learning models predicting seismic damage states of infilled RC frames were developed using naive Bayes (NB), K-nearest

收稿日期:2023-11-02; 修回日期:2023-12-20

基金项目:国家自然科学基金项目(52108429);北京市科技新星计划项目(Z211100002121097);北京市教委项目(KM202210005018)

作者简介:何站锦(1998—),男,硕士研究生,主要从事基于机器学习的建筑结构震后评估研究。E-mail:Hedj@emails.bjut.edu.cn

通讯作者:程小卫(1991—),男,讲师,博士,主要从事结构抗震减震、可恢复功能结构研究。E-mail:chengxw@bjut.edu.cn

neighbors (KNN), decision tree (DT), artificial neural network (ANN), random forest (RF), adaptive boosting (AdaBoost), extreme gradient boosting (XGBoost), light gradient boosting machine (LightGBM), category boosting (CatBoost) algorithms. The results indicated that CatBoost and RF models had the highest prediction accuracy for the seismic damage state which was 0.93 in testing dataset, followed by LightGBM and XGBoost models with an accuracy of exceeding 0.90. Compared with actual damage investigated in the past earthquakes indicating that RF and CatBoost models achieved an identical accuracy of 47%. However, the difference in the remain damage states within one damage state level occupied 76% for CatBoost model, which was higher than that of RF model. Based on the CatBoost, importance analysis was performed for different input variables. It is found that three input variables had the greatest impact on infilled RC frame, including seismic design intensity (SDI), peak ground velocity (PGV) and the spectral acceleration at $S_a(0.4\text{ s})$. Furthermore, the importance of the number of stories on the seismic damage state for infilled RC frames increased as the increase of the number of stories.

Key words: infilled RC frames; machine learning; damage state; damage assessment; finite element model

0 引言

砌体填充墙钢筋混凝土 (reinforced concrete, RC) 框架是最常见的结构类型之一, 填充墙作为框架结构中的非结构构件, 与框架之间存在较为复杂的相互作用。填充墙可以增加框架结构的整体刚度, 从而减少结构的周期, 合理布置填充墙将对框架结构产生积极影响^[1-2]; 也有研究人员认为填充墙有消极影响^[3-4], 尤其当填充墙在平面或立面中不规则布置时^[5]。此外, 砌体填充墙的开口会导致填充墙刚度和强度的降低, 降低填充框架的整体承载能力和刚度^[6]。在过去地震中, 大量 RC 框架结构发生了倒塌, 造成了严重的经济损失和人员伤亡, 震后损伤评估报告^[7]表明砌体填充墙在地震响应过程中产生了显著影响, 而现存填充墙 RC 框架中可能存在不合适的抗震措施, 这种情况往往会加重这种损失。因此, 亟需对不同类型 (如: 不同建设年代、不同层数、不同填充率等) 的填充墙 RC 框架结构震损开展研究。

目前, 对于填充墙 RC 框架结构震损研究多是基于试验和精细化数值模拟。对于震后大量建筑需要快速评估时, 现有的方法多是现场调查, 需要大量的人力和时间。基于数据驱动的机器学习具有明显的优势, 能够根据大量样本数据对结构震损情况给出准确、快速的评估^[8-13]。因此, 本文建立了设防烈度、建造年代、层数、跨数、跨长和填充率等不同参数的填充墙 RC 框架有限元模型, 并选取了 10 条地震动对模型进行时程分析得到震损数据库, 基于该数据库和 9 种常见的机器学习方法建立了填充墙 RC 框架震损预测模型, 实现砌体填充墙 RC 框架的震后损伤准确快速评估。最后, 基于预测模型对填充墙 RC 框架的关键参数进行了特征重要性分析。研究结果为填充墙 RC 框架的结构设计和震后损伤评估提供参考。

1 填充墙 RC 框架数值模拟与算例

1.1 填充墙 RC 框架设计

参考文献^[10]的 RC 框架结构, 本文设计了 660 个填充墙 RC 框架, 其中纯框架 198 个 (填充率为 0%), 填充率为 30%~50% 的框架 150 个, 填充率为 50%~70% 的框架 114 个, 填充率为 70%~90% 的框架 198 个。对于不同填充率的 RC 框架, 其各填充墙考虑 10% 的开洞率。按照结构层数分类, 这 660 个填充墙 RC 框架包括 300 个 3 层 RC 框架, 240 个 6 层 RC 框架, 120 个 8 层 RC 框架。填充墙 RC 框架结构关键设计参数如表 1 所示, 结构根据《建筑抗震设计规范》^[14-17] 设计, 填充墙 RC 框架的建设年代包括 1989 年前、1990—2001 年和 2002 年后 3 个区间; 抗震设防烈度为 6 度、7 度、8 度^[18]; 框架 x 方向跨数有 3 跨、5 跨和 7 跨三类, 跨长包括 6.0 m 和 7.5 m 两类; 框架 y 方向的跨数有 2 跨和 4 跨两类, 跨长均为 7.5 m。对于框架结构的楼层数量, 1989 年前的框架结构只设计 3 层, 1990—2001 年的框架结构有 3 层和 6 层, 2002 年后的框架结构有 3 层、6 层和 8 层, 层高均为 3.6 m。在 RC 框架结构中, 采用正方形柱和矩形梁。根据 JGJ 3—2010《高层建筑混凝土结构技术规程》^[19] 的轴压比限值, 柱截面高度和宽度 (C_d) 采用表 1 中的公式进行计算, 梁截面高度 (B_h) 为跨度 (l_w) 的 1/9, 梁截面宽度 (B_w) 则为高度的 1/2。梁的纵向配筋率为 0.5%, 是规范^[18, 20-22] 要求

的最小配筋率 0.25% 的 2 倍。1989 年前、1990—2001 年和 2002 年后的 RC 框架结构混凝土强度等级分别采用了推荐的 200[#]、C30、C40,相应的混凝土抗压强度为 13.7、22.8、30.4 MPa;钢筋分别采用 A3、HRB335、HRB400,对应的屈服强度分别为 240、335、400 MPa。

填充墙砌体的材料采用空心黏土砖砌体,由于本研究没有实测数据,因此选择了 NAFEH 等^[23]和 HAK 等^[24]建议的填充墙平均强度,参数如表 2 所示。

表 1 填充墙 RC 框架结构设计参数

Table 1 Design parameters of RC frames with infilled masonry walls

建造年代	1989 年前	1990—2001 年	2002 年后
抗震设防烈度(SDI)	6(0.05 g),7(0.10 g),8(0.20 g)	6(0.05 g),7(0.10 g),8(0.20 g)	6(0.05 g),7(0.10 g),8(0.20 g)
x 方向的跨数 n_{1s}	3,5,7	3,5,7	3,5,7
x 方向的跨长 l_{1s}/m	6	6.0,7.5	6.0,7.5
y 方向的跨数 n_{2s}	2,4	2,4	2,4
y 方向的跨长 l_{2s}/m	7.5	7.5	7.5
层数 n_s	3	3,6	3,6,8
层高 h_s/m	3.6	3.6	3.6
混凝土强度等级	200 [#]	C30	C40
钢筋强度等级	A3	HRB335	HRB400
柱/mm	正方形: $C_d = \xi \max \{ 400, [\beta A_1 g_E n / f'_c \mu_N]^{0.5} \}$		
梁	长方形: $B_h = l_w / 9; B_w = B_h / 2$		
填充率 R_m	0%, 30% ~ 50%, 50% ~ 70%, 70% ~ 90%	0%, 30% ~ 50%, 50% ~ 70%, 70% ~ 90%	0%, 30% ~ 50%, 50% ~ 70%, 70% ~ 90%
开洞率 $R_p/\%$	10	10	10

注: ξ 为放大系数,表示柱实际尺寸和假设尺寸之间的差异; β 为考虑地震作用的系数; A_1 为柱的附属面积; g_E 为单位面积重力; n 为所在位置柱以上的楼层层数; f'_c 为混凝土抗压强度; μ_N 为轴压比限值。

表 2 填充墙砌体的材料参数

Table 2 Material parameters of infilled masonry walls

参数	f_{wh}	f_{wv}	f_{wu}	f_{ws}	E_{wh}	E_{wv}	G
强度	1.11	1.50	0.25	0.31	991	1 873	1 089

注: f_{wh} 为水平方向的抗压强度; f_{wv} 为垂直方向的抗压强度; f_{wu} 为砂浆接缝的抗滑移承载力; f_{ws} 为斜向抗压强度(基于砌块 45° 斜压测试所得); E_{wh} 和 E_{wv} 分别为水平方向和垂直方向的弹性割线模量; G 为剪切模量。

1.2 填充墙 RC 框架数值模拟

1.2.1 填充墙 RC 框架模型

填充墙 RC 框架数值模型是在 OpenSees 平台^[25]上建模和分析,建模方法如图 1 所示。框架梁和柱采用了集中塑性铰梁柱单元(BeamWithHinges element),该单元由中间的弹性梁柱单元和两端的塑性铰区组成。柱两端塑性铰区的弯曲和剪切弹簧,分别模拟柱子的弯曲和剪切行为。弯曲弹簧采用了三折线材料模型,如图 1(a) 所示;剪切弹簧采用 ZIMOS 等^[26]提出的四折线材料模型,如图 1(b) 所示。梁两端的塑性铰区只建立弯曲弹簧,材料模型与柱子的弯曲弹簧相同。梁柱节点区域采用旋转弹簧和刚性连接杆模拟,代表节点区域的受剪行为,旋转弹簧的材料模型如图 1(c) 所示。

填充墙采用等效对角斜撑模型模拟^[27],如图 1 所示。2 根对角斜撑采用杆单元(truss element)建模,材料模型采用四折线^[28]。等效斜撑的长度为填充墙对角线长度 d_w ,等效斜撑的厚度为填充墙厚度 t_w ,等效斜撑的宽度 b_w 采用 BERTOLDI 等^[29]建议的计算公式,如式(1)所示:

$$b_w = \left(\frac{K_1}{\lambda H} + K_2 \right) d_w \quad (1)$$

式中: d_w 为斜撑长度; H 为楼层中心线之间的高度; K_1 和 K_2 为常数项,如表 3 所示取值; λ 由 SMITH^[30] 定义如式(2)所示:

$$\lambda = \left(\frac{E_{w\theta} t_w \sin 2\theta}{4E_c I_c h_w} \right)^{0.25} \quad (2)$$

式中: $E_{w\theta}$ 为砌体填充墙在对角线方向上的弹性模量, $E_{w\theta} = [\sin^4 \theta / E_{wh} + \cos^4 \theta / E_{wv} + \sin^2 \theta \cos^2 \theta (1/G -$

$2\nu/E_{wv})]^{-1}$,其中 ν 为泊松比; θ 为与填充墙高宽比相关的角度; $E_c I_c$ 为框架柱的抗弯刚度; h_w 为填充墙的高度。

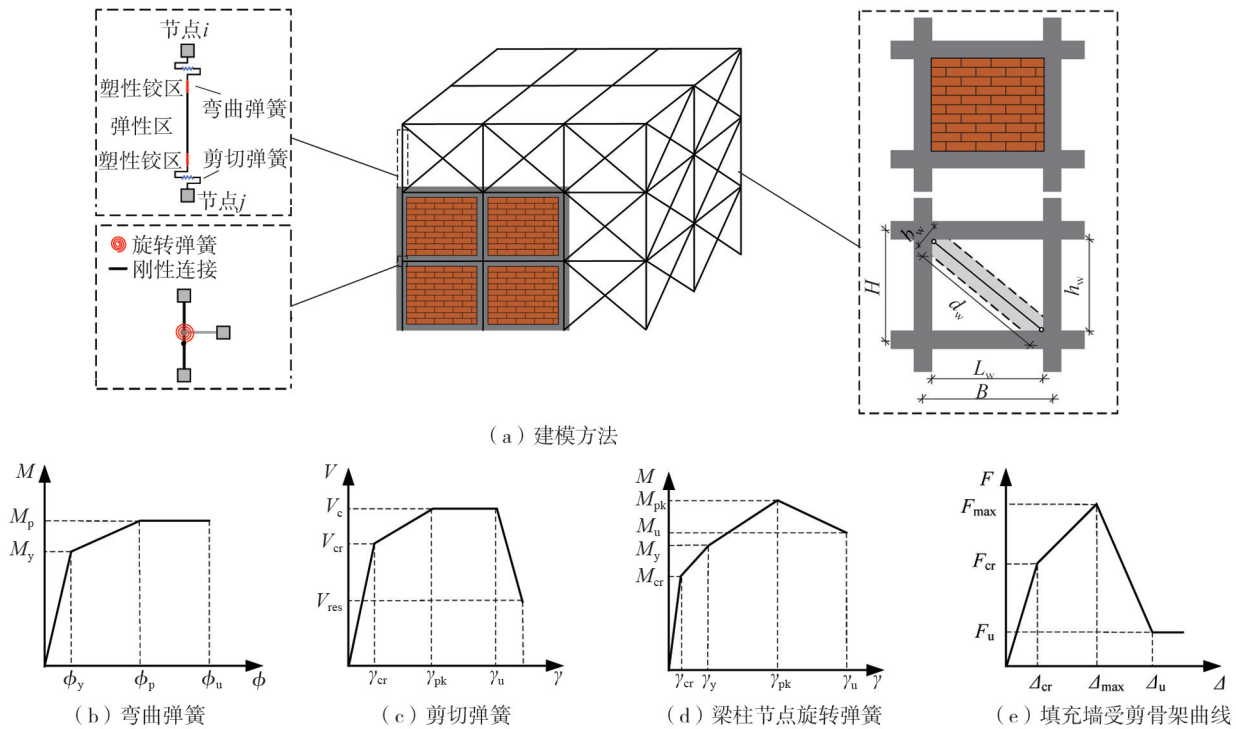


图1 填充墙 RC 框架模拟

Fig. 1 Simulation of RC frame with infilled walls

为了考虑开口对填充墙 RC 框架强度和刚度的影响,ASTERIS 等^[6]建议直接对等效斜撑宽度进行折减,折减系数计算公式为

$$r_p = 1 - 2 \left(\frac{\alpha_a}{100} \right)^{0.54} + \left(\frac{\alpha_a}{100} \right)^{1.14} \quad (3)$$

式中: $\alpha_a = l_p h_p / L_w h_w$,其中, l_p 为洞口的宽度, h_p 为洞口的高度, L_w 为填充墙的宽度, h_w 为填充墙的高度。

表3 K_1 和 K_2 取值

Table 3 Values of K_1 and K_2

参数	$\lambda H < 3.14$	$3.14 < \lambda H < 7.85$	$\lambda H > 7.85$
K_1	1.300	0.707	0.470
K_2	-0.178	0.010	0.040

当建筑结构的建造年龄越大时,其所遭受的侵蚀和碰撞损伤也越多,结构的钢筋混凝土的抗震性能将不可避免地降低,为了考虑这种影响,根据 T/SSC 1—2021《基于强震动记录的地震破坏力评估》^[31]对不同建造年代的结构材料强度进行了折减,如图2所示。折减系数如表4所示,折减公式如式(4)所示:

$$F_1 = \eta_F F_0, \Delta_1 = \eta_d \Delta_0 \quad (4)$$

式中: F_0 、 Δ_0 分别为原始框架结构相应的侧向力和侧向位移; F_1 、 Δ_1 分别为考虑建造年代对 RC 框架的影响后的相应的侧向力和侧向位移; η_F 和 η_d 分别为侧向力和侧向位移的相应折减系数。

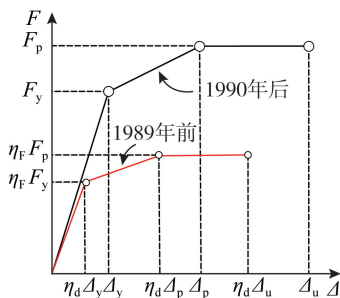


图2 不同建造年代 RC 框架的受力与变形

Fig. 2 Force and deformation for RC frames constructed in different periods

表4 骨架曲线折减系数

Table 4 Reduction factors of skeleton curves

设防烈度	建造时间			
	1989年前		1990年后	
	η_F	η_d	η_F	η_d
9度设防烈度	0.50	0.75	1.00	1.00
8度设防烈度	0.50	0.83	1.00	1.00
7度及以下设防烈度	0.50	0.83	1.00	1.00

1.2.2 有限元模型验证

为了验证 1.2.1 节砌体填充墙 RC 框架建模方法的合理性,本文选取了文献[32-33]中的 4 个 RC 框架拟静力试验,采用上述建模方法对各试件进行建模和分析,试件的主要信息如表 5 所示。试件 1 和试件 3 为无洞口填充墙 RC 框架,试件 2 为无填充墙 RC 框架,试件 4 为有洞口填充墙 RC 框架,试验其他详细信息见文献[32-33]。

表 5 试验试件主要设计参数

Table 5 Basic information of the specimens

试件序号	参考文献	框架尺寸 / (mm×mm)	梁尺寸 / (mm×mm)	柱尺寸 / (mm×mm)	填充墙材料	墙厚/mm	有无洞口
试件 1	文献[32]	1900×1800	300×400	300×300	轻质混凝土砌体	300	无
试件 2		3150×2800	350×400	350×350	—	—	—
试件 3	文献[33]	3150×2800	350×400	350×350	陶粒混凝土空心砌块砌体	350	无
试件 4		3150×2800	350×400	350×350		350	有

图 3(a)~(d)对比了各试件模拟与试验的荷载-位移曲线。可以看出:对于无填充墙 RC 框架试件,如图 3(b)所示,尽管滞回曲线的形状有一点区别,但该模型较好地模拟了承载力峰值,承载力峰值的误差是 6.6%。对于无洞口填充墙 RC 框架试件 1 和试件 3,试件 1 发生了填充墙对角线开裂且梁柱节点区域破坏,试件 3 发生了填充墙对角线开裂且墙体脱落破坏。对于这 2 种不同的破坏模式,本文建立的数值模型可以准确地模拟无洞口墙体的滞回特性,如图 3(a)和(c)所示。对于有洞口填充墙 RC 框架试件 4,试验与模拟的峰值承载力吻合较好,峰值荷载误差是 9.2%,由此可见折减系数方法可以准确地模拟有洞口填充墙 RC 框架的承载力。综上可以看出,本文所选数值分析模型能够较为准确地模拟填充墙 RC 框架的受力行为。

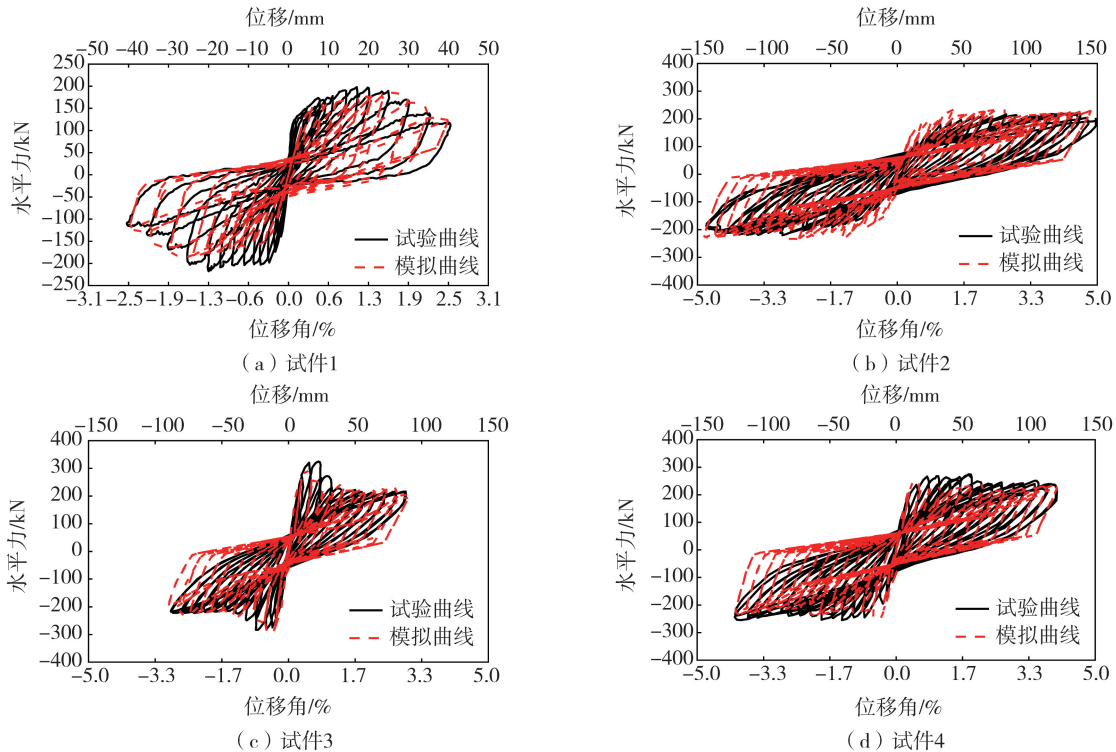


图 3 试验与数值模拟结果对比

Fig. 3 Comparison between experimental and numerical results

2 数据集整理与机器学习模型

2.1 地震动选取

根据 FEMA P695^[34]的建议,选取了 10 条地震动。10 条地震动记录中包括了 4 条远场地震动和 6 条近场地震动,地震震级为 6.5~7.5 级,平均震级为 7 级,地面峰值加速度(peak ground acceleration, PGA)为 0.22~1.18 g,峰值地面速度(PGV)为 29.8~167.3 cm/s,5%临界阻尼的加速度反应谱如图 4 所示。

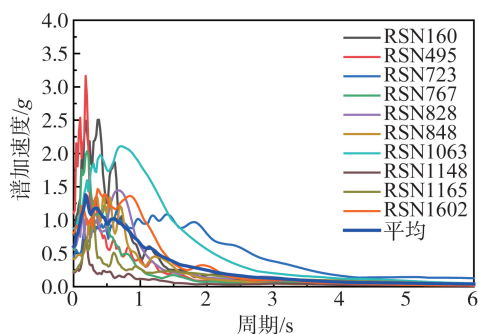


图4 地震动的谱加速度

Fig. 4 Spectral accelerations of ground motions

2.2 数据集整理

第1.1节设计的660个填充墙RC框架在10条地震动作用下进行非线性时程分析,获得6600个填充墙RC框架震后损伤数据,形成机器学习模型的数据库。HAZUS标准^[35]基于层间位移角将RC框架的地震破坏状态分为五类,包括:完好(no damage, ND)、轻微破坏(slight damage, SD)、中等破坏(moderate damage, MD)、严重破坏(extensive damage, ED)、完全破坏(complete damage, CD)。表6为HAZUS标准中不同破坏状态对应的层间位移角限值,并根据文献^[36]列出了中国抗震设防烈度与HAZUS中的抗震设计水平的对应关系,如表7所示。6600个填充墙RC框架地震破坏状态分布如图5所示,完好的结构966个(占14.6%),轻微破坏结构766个(占11.6%),中等破坏的结构2640个(占40%),严重破坏的结构1140个(占17.3%),完全破坏的结构1088个(占16.5%)。

表6 破坏状态对应的层间位移角限值

Table 6 Inter-story drift at threshold of damage states

抗震设计水平	建筑类型	破坏状态阈值时的层间位移角			
		轻微破坏	中等破坏	严重破坏	完全破坏
Moderate-code	C1L	0.0050	0.0087	0.0233	0.0600
	C1M	0.0033	0.0058	0.0156	0.0400
	C1H	0.0025	0.0043	0.0117	0.0300
Low-code	C1L	0.0050	0.0080	0.0200	0.0500
	C1M	0.0033	0.0053	0.0133	0.0333
	C1H	0.0025	0.0040	0.0100	0.0250
Pre-code	C1L	0.0040	0.0064	0.0160	0.0400
	C1M	0.0027	0.0043	0.0107	0.0267
	C1H	0.0020	0.0032	0.0080	0.0200

注:C1L、C1M、C1H分别为1~3层、4~7层和8层及以上的钢筋混凝土框架。

表7 中国建筑抗震设计等级划分

Table 7 Divisions of seismic design level for Chinese buildings

抗震设防烈度	建造时间	
	1979—1989年	1990年至今
8度(0.15g)	Low-code	Low-code
7度(0.10g)	Pre-code	Low-code
6度(0.05g)	Pre-code	Pre-code

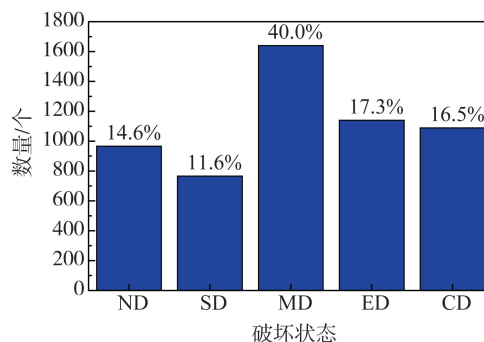


图5 填充墙RC框架地震破坏状态分布

Fig. 5 Proportion of damage states of infilled RC frames

本文选取了24个参数作为机器学习的输入变量、1个输出变量,如表8所示。输入变量包括建筑信息和地震动信息,其中建筑信息包括:楼层数量(n_s)、楼层层高(h_s)、框架2个水平方向上的开间数量和开间长度(n_{ss} 、 n_{ls} 、 l_{ss} 、 l_{ls})、建筑建造时间(CP)、建筑抗震设防烈度(SDI)、填充墙的填充率(R_m)和开洞率(R_p);地

震动信息包括了峰值地面加速度(PGA)、峰值地面速度(PGV)、有效峰值加速度(EPA)、谱强度(SI)和 5%阻尼比下间隔 0.2 s 的加速度响应谱值 $S_a(0.2\text{ s})$ 、 $S_a(0.4\text{ s})$ 、 $S_a(0.6\text{ s})$ 、 $S_a(0.8\text{ s})$ 、 $S_a(1.0\text{ s})$ 、 $S_a(1.2\text{ s})$ 、 $S_a(1.4\text{ s})$ 、 $S_a(1.6\text{ s})$ 、 $S_a(1.8\text{ s})$ 、 $S_a(2.0\text{ s})$ 。输出变量为结构的地震损伤状态。为防止变量之间的数量级产生过大差距从而对机器学习模型的预测有较大影响,因此对所有变量进行标准正态化、归一化处理。

表 8 机器学习算法的输入和输出变量

Table 8 Input and output variables of machine learning models

	建筑信息特征	$n_s, h_s, n_{ss}, n_{ls}, l_{ss}, l_{ls}, CP, SDI, R_m, R_p$
输入变量	地震动信息特征	PGA、PGV、EPA、SI、 $S_a(0.2\text{ s})$ 、 $S_a(0.4\text{ s})$ 、 $S_a(0.6\text{ s})$ 、 $S_a(0.8\text{ s})$ 、 $S_a(1.0\text{ s})$ 、 $S_a(1.2\text{ s})$ 、 $S_a(1.4\text{ s})$ 、 $S_a(1.6\text{ s})$ 、 $S_a(1.8\text{ s})$ 、 $S_a(2.0\text{ s})$
输出变量	破坏状态	完好、轻微破坏、中等破坏、严重破坏、完全破坏

2.3 机器学习算法

本文采用朴素贝叶斯 (naive Bayes, NB), K 最近邻 (K-nearest neighbors, KNN), 决策树 (decision tree, DT), 人工神经网络 (artificial neural network, ANN), 随机森林 (random forest, RF), 自适应提升 (adaptive boosting, AdaBoost), 极端梯度提升 (extreme gradient boosting, XGBoost), 轻量级梯度提升 (light gradient boosting machine, LightGBM), 类别提升 (category boosting, CatBoost) 共 9 种分类算法对填充墙 RC 框架结构震后损伤状态进行评估, 分类算法如表 9 所示。NB 算法^[37] 是基于概率的方法, 在概率框架下按照最高概率对应的类别进行分类。KNN^[38] 算法是在特征空间中按照不同特征值之间的距离方法进行分类。DT 算法^[39] 按照评估特征将原始数据集划分为多个数据子集, 并在决策点的所有分支下按照特征再次划分数据子集直至分支结点中的样本数据尽可能属于同一类型。ANN 算法^[40] 是基于生物神经网络的结构和功能, 通过内部大量神经元传递和处理信息, 实现分类预测。RF^[41] 和提升算法 (AdaBoost^[42]、XGBoost^[43]、LightGBM^[44]、CatBoost^[45]) 均为集成学习算法, 通过构建多个学习器并按照特定的策略结合成强学习器, 以此获得更好预测结果。

表 9 9 种机器学习分类算法

Table 9 Nine kinds of machine learning classification algorithms

编号	分类算法
1	naive Bayes(NB)
2	K-nearest neighbors(KNN)
3	decision tree(DT)
4	artificial neural network(ANN)
5	random forest(RF)
6	adaptive boosting(AdaBoost)
7	extreme gradient boosting(XGBoost)
8	light gradient boosting machine(LightGBM)
9	category boosting(CatBoost)

3 预测结果分析

3.1 预测模型训练和性能指标

本文采用上述 9 种算法训练机器学习模型, 训练过程如图 6 所示。将整个数据集分为 2 个部分: 训练数据集 (占 70%) 和测试数据集 (占 30%), 训练集用于建立预测模型, 测试集用于测试预测模型的准确性, 两类数据集中的数据均是随机选取, 且不重复使用。9 种模型的预测结果采用混淆矩阵表示, 混淆矩阵中的 3 个指标可评价模型的好坏, 包括精确率 (Precision)、召回率 (Recall) 和准确率 (Accuracy)。准确率 (Accuracy) 是模型预测正确样本的比例, 精确率 (Precision) 是模型预测为正类样本中的正确样本的比例、召回率 (Recall) 是模型预测正确的正类样本占真实正类样本的比例。

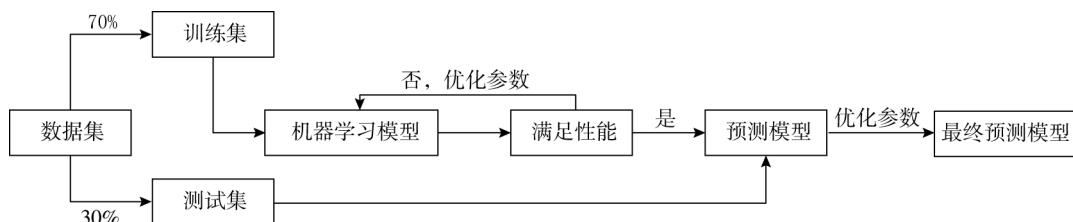


图 6 机器学习流程图

Fig. 6 Flowchart of machine learning models

3.2 预测结果分析

图7和图8是9种机器学习算法在训练集和测试集中的混淆矩阵。由图可知:①RF模型对损伤等级的预测精度最高,在训练集和测试集的准确率分别达到1.00和0.93。紧随其后的是CatBoost、LightGBM和XGBoost模型,这些模型在训练集和测试集中的预测准确率均超过了0.90。②尽管DT模型在训练集的准确率为1.00,但在测试集的准确率明显下降,准确率为0.90,表明该模型泛化能力较差。③不论是在训练集还是测试集,AdaBoost模型均表现出较低的准确率,该算法在训练集和测试集中的准确率分别为0.44和0.51。④大多数模型在训练集和测试集中对ND、MD、CD这3种破坏状态等级的预测表现了较高的精确率和召回率,但对SD破坏状态等级预测的精确率和召回率都较低,这可能是SD破坏状态的结构所占比例较低所致。因此,机器学习模型训练数据建立时,各类性质数据的数量最好均衡。

		预测破坏等级					
		ND	SD	MD	ED	CD	召回率
真实破坏等级	ND	430	200	3	0	0	0.68
	SD	25	426	88	0	0	0.79
	MD	0	314	1523	12	8	0.82
	ED	0	0	217	451	166	0.54
	CD	0	0	2	7	748	0.99
精确率		0.95	0.45	0.83	0.96	0.81	0.77

(a) NB模型

		预测破坏等级					
		ND	SD	MD	ED	CD	召回率
真实破坏等级	ND	616	15	2	0	0	0.97
	SD	53	421	65	0	0	0.78
	MD	4	33	1800	20	0	0.97
	ED	0	0	68	739	27	0.89
	CD	0	0	2	20	735	0.97
精确率		0.92	0.90	0.93	0.95	0.96	0.93

(b) KNN模型

		预测破坏等级					
		ND	SD	MD	ED	CD	召回率
真实破坏等级	ND	633	0	0	0	0	1
	SD	0	539	0	0	0	1
	MD	0	0	1859	0	0	1
	ED	0	0	0	834	0	1
	CD	0	0	0	0	757	1
精确率		1	1	1	1	1	1

(c) DT模型

		预测破坏等级					
		ND	SD	MD	ED	CD	召回率
真实破坏等级	ND	599	32	2	0	0	0.95
	SD	50	458	31	0	0	0.85
	MD	4	35	1792	26	0	0.96
	ED	0	0	64	763	7	0.91
	CD	0	0	0	19	738	0.97
精确率		0.92	0.87	0.95	0.94	0.99	0.94

(d) ANN模型

		预测破坏等级					
		ND	SD	MD	ED	CD	召回率
真实破坏等级	ND	633	0	0	0	0	1
	SD	0	539	0	0	0	1
	MD	0	0	1857	0	0	1
	ED	0	0	0	834	0	1
	CD	0	0	0	0	757	1
精确率		1	1	1	1	1	1

(e) RF模型

		预测破坏等级					
		ND	SD	MD	ED	CD	召回率
真实破坏等级	ND	596	1	36	0	0	0.94
	SD	252	203	83	1	0	0.38
	MD	62	191	874	730	0	0.47
	ED	0	0	62	772	0	0.93
	CD	0	0	45	712	0	0
精确率		0.65	0.51	0.79	0.35	0	0.44

(f) AdaBoost模型

		预测破坏等级					
		ND	SD	MD	ED	CD	召回率
真实破坏等级	ND	631	1	1	0	0	1
	SD	2	537	0	0	0	1
	MD	0	4	1850	3	0	1
	ED	0	0	13	821	0	0.98
	CD	0	0	0	0	757	1
精确率		1	0.99	0.99	1	1	0.99

(g) XGBoost模型

		预测破坏等级					
		ND	SD	MD	ED	CD	召回率
真实破坏等级	ND	631	2	0	0	0	1
	SD	5	528	6	0	0	0.98
	MD	0	14	1838	5	0	0.99
	ED	0	0	13	821	0	0.98
	CD	0	0	0	1	756	1
精确率		0.99	0.98	0.99	0.99	1	0.99

(h) LightGBM模型

		预测破坏等级					
		ND	SD	MD	ED	CD	召回率
真实破坏等级	ND	630	3	0	0	0	1
	SD	6	529	4	0	0	0.98
	MD	0	2	1849	6	0	1
	ED	0	0	6	828	0	0.99
	CD	0	0	0	2	755	1
精确率		0.99	0.99	0.99	0.99	1	0.99

(i) CatBoost模型

图7 训练集中9种机器学习模型的混淆矩阵

Fig.7 Confusion matrix of 9 kinds of machine learning models in training dataset

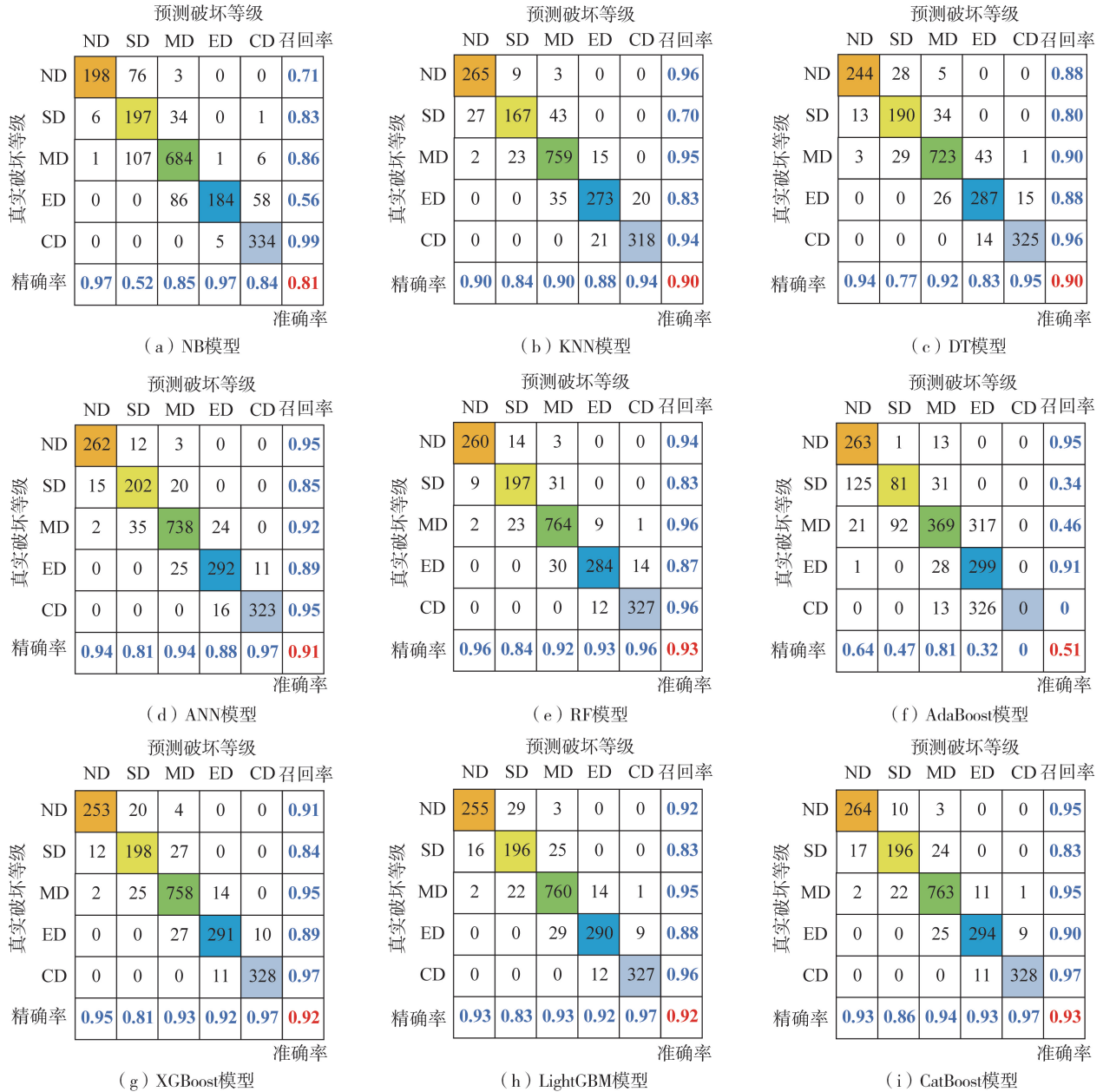


图 8 测试集中 9 种机器学习模型的混淆矩阵

Fig. 8 Confusion matrix of 9 kinds of machine learning models in testing dataset

3.3 实际震损预测

为了测试训练模型的可靠性,本文选取了实际地震中受损的 17 栋填充墙 RC 框架建筑对训练的机器学习模型进一步验证,建筑基本信息见表 10^[46-47],其中楼层数量为 2~5 层,建筑的建造时间为 1961—2001 年,建筑破坏状态包括完好、轻微破坏、严重破坏 3 种,跨数、跨长如表 10 所示,信息均作相应简化。结构其他震损数据见文献[46-47]。

表 10 2 次地震的建筑基本信息

Table 10 Basic information of the buildings in two earthquakes

序号	建筑编号	高度/m	楼层数量	跨数($x \times y$ 向)	跨长/ m($x \times y$ 向)	建造时间/年	破坏状态
1	94688	10.33	3	18×1	4.55×7.30	1994	严重破坏
2	94690	10.67	3	16×1	4.62×7.50	1995	轻微破坏
3	94691	10.80	3	15×1	5.00×8.50	1974—1976	轻微破坏
4	94692	10.88	3	6×1	4.00×10.00	1985	轻微破坏
5	94726	16.50	5	4×2	3.30×4.09	1986—1996	严重破坏
6	94727	14.66	4	1×4	3.31×3.28	1971	轻微破坏

续表

序号	建筑编号	高度/m	楼层数量	跨数(x×y向)	跨长/m(x×y向)	建造时间/年	破坏状态
7	94730	6.28	2	12×2	4.52×3.75	1965	轻微破坏
8	94745	7.00	2	5×1	4.84×8.50	1999	完好
9	94747	13.60	4	7×3	4.50×3.63	1993	严重破坏
10	94749	6.60	2	5×3	2.90×4.00	1976	完好
11	94752	7.00	2	13×1	3.40×8.50	1968	完好
12	94753	7.00	2	3×1	4.00×7.50	1968	完好
13	94764	7.30	2	4×1	3.54×4.45	1983	完好
14	94786	7.30	2	14×1	3.00×7.50	1978—1981	完好
15	124122	5.60	2	3×5	4.00×4.20	1971—1991	严重破坏
16	121387	6.00	2	10×1	3.44×5.60	1961	轻微破坏
17	124160	5.50	2	5×3	2.80×2.93	2001	严重破坏

采用预测结果较好的 CatBoost 模型和 RF 模型,对震后的 17 栋受损建筑的损伤状态进行预测,实际震损和预测结果对比如图 9 所示。结果表明 2 个模型的准确率均为 0.47,17 栋建筑中有 8 栋被正确预测,其中 CatBoost 模型预测准确了 4 栋完好建筑、3 栋轻微破坏建筑和 1 栋严重破坏建筑;RF 模型预测准确了 4 栋完好建筑、2 栋轻微破坏建筑和 2 栋严重破坏建筑。此外,CatBoost 模型和 RF 模型预测的损伤等级与实际震损等级在一个误差等级范围内的预测精度为 0.76 和 0.70,但仍然有接近 30%的预测误差,这可能的原因是本文选取的有限数量(10 条)的地震动无法完全准确地反映任意一次地震时地震动的特性,即泛化能力并非 100%,见图 4。考虑到真实结构中填充墙布置、开洞的复杂性和多样性,地震的随机性,该预测精度对于震后迅速了解结构损伤情况,便于救援规划,具有可接受的精度。此外,图 10 给出了每个建筑的不同损伤状态对应的预测概率,例如 6 号建筑在 CatBoost 模型中预测为轻微破坏的概率为 32%,因此该模型预测结果轻微破坏。但是需要特别注意,该建筑也有 28%和 21%概率的完好和中等破坏。因此,基于机器学习结果进行结构经济损失时,不仅要考虑预测的损伤等级,也需要进一步了解该预测结果的概率。

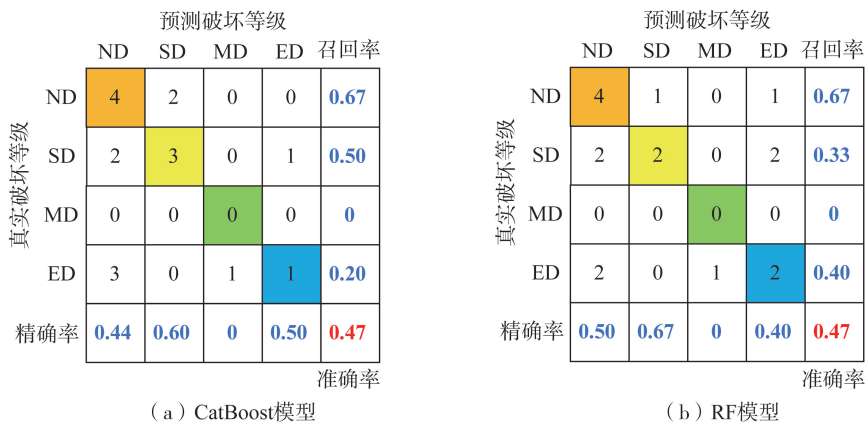


图9 真实结构震损预测

Fig. 9 Damage prediction for actual structures

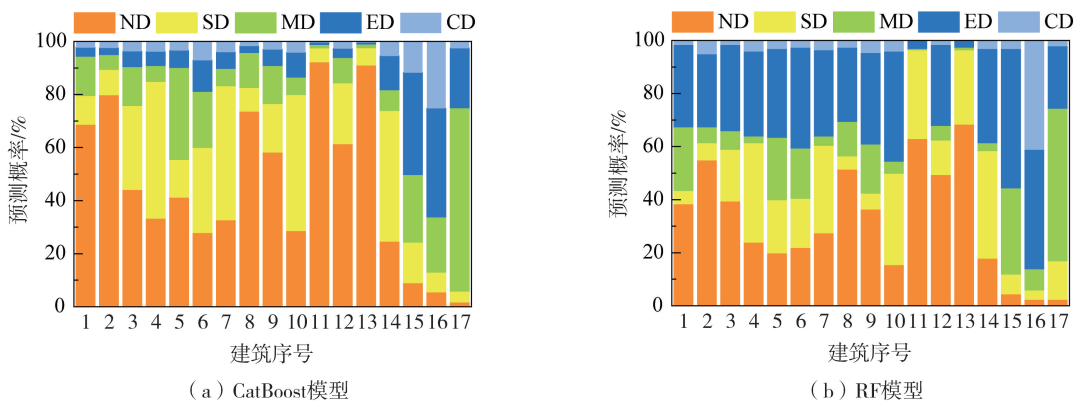


图10 建筑的破坏状态预测概率

Fig. 10 Probability of various damage states for the buildings

3.4 特征重要性分析

为深入研究输入变量对破坏状态等级预测的影响,基于表现最好的 CatBoost 模型,使用 SHAP 算法对每个输入变量提取了重要性系数,如图 11 所示。由图可知,设防烈度(SDI)对 3 种层数结构的破坏状态预测均具有最强的影响,峰值地面速度(PGV)、0.4 s 的谱加速度 $S_a(0.4\text{ s})$ 次之。对于 3 层结构来说,建造时间(CP)对三类结构均有一定的影响,尤其是对于 3 层结构,因此在评估结构的破坏状态时也需要考虑建造时间。此外,对于层数较多的 6 层和 8 层结构,楼层数量(n_s)对结构破坏状态的预测影响较大,尤其在 8 层结构中,其影响仅次于设防烈度(SDI)。其他较为重要的输入变量还包括了谱强度(SI)、有效峰值加速度(EPA)。此外,有些参数对于结构震损重要性很小,如 y 方向的跨长 l_{ss} 、层高 h_s 和开洞率 R_p 等。因此,未来在采用机器学习进行区域建筑震损预测时(计算量庞大),可以不考虑这些冗余输入变量(重要性小的输入变量),提高模型的计算效率。

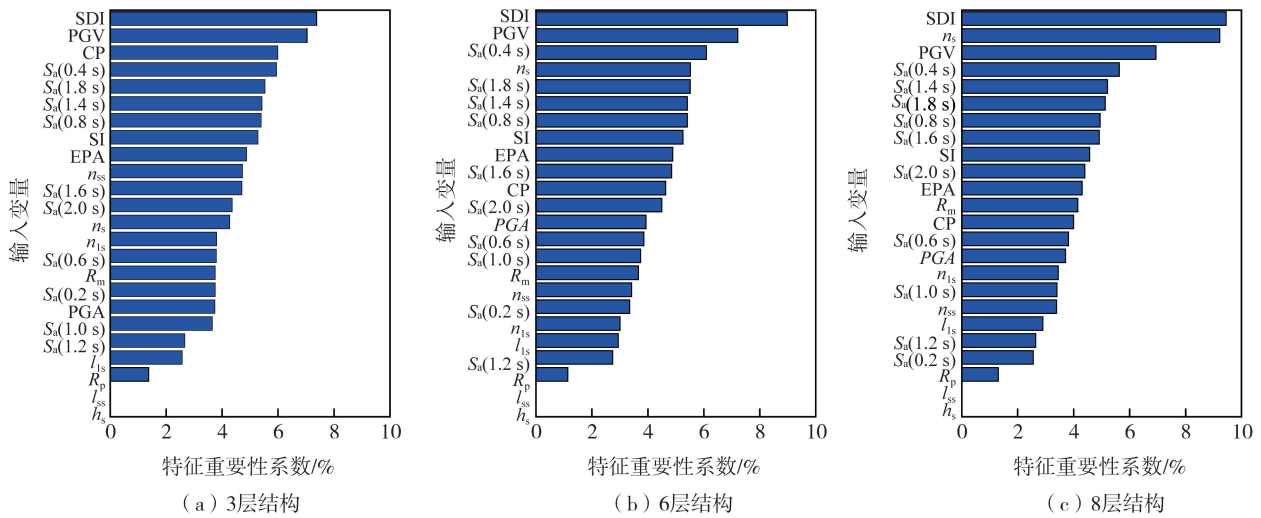


图 11 输入变量在 CatBoost 模型中的重要性系数

Fig. 11 Importance factors of input variables in CatBoost model

4 结论

为准确快速评估填充墙 RC 框架结构的震后损伤状态,本文采用 9 种机器学习算法建立了填充墙 RC 框架震损等级预测模型,得到以下结论:

- 1) 基于集中塑性模型和等效对角斜撑模型建立了可以准确模拟填充墙 RC 框架受力行为的数值模型。
- 2) CatBoost 和 RF 模型准确地预测了填充墙 RC 框架的震后损伤,预测精度为 0.93; XGBoost 和 LightGBM 模型的预测精度次之,预测精度均为 0.92。RF、XGBoost、LightGBM、CatBoost 这 4 个机器学习模型具有较高的召回率和精确率,其中 CatBoost 模型的召回率和精确率最高。
- 3) 使用 CatBoost 模型和 RF 模型预测了震后 17 栋实际受损建筑,2 个模型的准确率均为 0.47,但 CatBoost 模型的预测误差在 1 个损伤等级范围内的准确率为 76%,表现更好。
- 4) 对填充墙 RC 框架震损影响最大是设防烈度、峰值地面速度、0.4 s 的谱加速度 $S_a(0.4\text{ s})$ 。此外,随着结构层数越多,楼层数量(n_s)对结构的震损等级影响也越大。

参考文献:

[1] FARDIS M N, PANAGIOTAKOS T B. Seismic design and response of bare and masonry-infilled reinforced concrete buildings part II: Infilled structures[J]. Journal of Earthquake Engineering, 1997, 1(3): 475-503.

[2] CALVI G M, BOLOGNINI D. Seismic response of reinforced concrete frames infilled with weakly reinforced masonry panels[J]. Journal of Earthquake Engineering, 2001, 5(2): 153-185.

[3] MURTY C V R, BRZEZ S, FAISON H, et al. At risk: the seismic performance of reinforced concrete frames with masonry infill walls[R]. Kanpur (INDIA): Earthquake Engineering Research Institute, International Association for Earthquake Engineering, 2006.

[4] SEZEN H, WHITTAKER A S, ELWOOD K J, et al. Performance of reinforced concrete buildings during the August 17, 1999 Kocaeli, Turkey earthquake, and seismic design and construction practise in Turkey[J]. Engineering Structures, 2003, 25(1): 103-114.

- [5] DOLŠEK M, FAJFAR P. Soft storey effects in uniformly infilled reinforced concrete frames[J]. *Journal of Earthquake Engineering*, 2001, 5(1): 1–12.
- [6] ASTERIS P G. Lateral stiffness of brick masonry infilled plane frames[J]. *Journal of Structural Engineering*, 2003, 129(8): 1071–1079.
- [7] MANFREDI G, PROTA A, VERDERAME G M, et al. 2012 Emilia earthquake, Italy: Reinforced concrete buildings response[J]. *Bulletin of Earthquake Engineering*, 2014, 12(5): 2275–2298.
- [8] WEN W P, ZHANG C Y, ZHAI C H. Rapid seismic response prediction of RC frames based on deep learning and limited building information[J]. *Engineering Structures*, 2022, 267: 114638.
- [9] NGUYEN H D, LAFAVE J M, LEE Y J, et al. Rapid seismic damage-state assessment of steel moment frames using machine learning[J]. *Engineering Structures*, 2022, 252: 113737.
- [10] ZHANG H Y, CHENG X W, LI Y, et al. Rapid seismic damage state assessment of RC frames using machine learning methods[J]. *Journal of Building Engineering*, 2023, 65: 105797.
- [11] 张健飞, 蔡东成. 基于多尺度卷积神经网络的结构损伤识别研究[J]. *地震工程与工程振动*, 2022, 42(1): 132–142.
ZHANG Jianfei, CAI Dongcheng. Research on structural damage identification based on multi-scale convolutional neural networks[J]. *Earthquake Engineering and Engineering Dynamics*, 2022, 42(1): 132–142. (in Chinese)
- [12] 郑史雄, 雷川鹤, 贾宏宇, 等. 人工智能技术在桥梁抗震领域的应用综述[J]. *地震工程与工程振动*, 2023, 43(4): 1–13.
ZHENG Shixiong, LEI Chuanhe, JIA Hongyu, et al. Application overview of artificial intelligence technology in bridge seismic field[J]. *Earthquake Engineering and Engineering Dynamics*, 2023, 43(4): 1–13. (in Chinese)
- [13] 周强, 周杰, 赵文洋, 等. 基于支持向量机的砌体结构震害预测新方法研究[J]. *地震工程与工程振动*, 2023, 43(5): 130–137.
ZHOU Qiang, ZHOU Jie, ZHAO Wenyang, et al. Research on a new method of earthquake damage prediction for masonry structures based on support vector machine[J]. *Earthquake Engineering and Engineering Dynamics*, 2023, 43(5): 130–137. (in Chinese)
- [14] TJ 11—78 工业和民用建筑抗震设计规范[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 1978.
TJ 11—78 Code for seismic design of industry and civil buildings[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 1978. (in Chinese)
- [15] GBJ 11—89 建筑抗震设计规范[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 1989.
GBJ 11—89 Code for seismic design of buildings[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 1989. (in Chinese)
- [16] GB 50011—2001 建筑抗震设计规范[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2001.
GB 50011—2001 Code for seismic design of buildings[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2001. (in Chinese)
- [17] GB 50011—2010 建筑抗震设计规范[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2010.
GB 50011—2010 Code for seismic design of buildings[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2010. (in Chinese)
- [18] GB 50010—2010 混凝土结构设计规范[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2011.
GB 50010—2010 Code for design of concrete structures[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2011. (in Chinese)
- [19] JGJ 3—2010 高层建筑混凝土结构技术规程[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2011.
JGJ 3—2010 Technical specification for concrete structures of tall building[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2011. (in Chinese)
- [20] TJ 10—74 钢筋混凝土结构设计规范[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 1974.
TJ 10—74 Code for seismic design of reinforced concrete structures[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 1974. (in Chinese)
- [21] GBJ 10—89 混凝土结构设计规范[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 1990.
GBJ 10—89 Code for seismic design of concrete structures[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 1990. (in Chinese)
- [22] GB 50010—2002 混凝土结构设计规范[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2004.
GB 50010—2002 Code for design of concrete structures[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2004. (in Chinese)
- [23] NAFEH A M B, O’REILLY G J. Unbiased simplified seismic fragility estimation of non-ductile infilled RC structures[J]. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 2022, 157: 107253.
- [24] HAK S, MORANDI P, MAGENES G, et al. Damage control for clay masonry infills in the design of RC frame structures[J]. *Journal of Earthquake Engineering*, 2012, 16(S1): 1–35.
- [25] MAZZONI S, MCKENNA F, SCOTT M H, et al. OpenSees command language manual[J]. *Pacific Earthquake Engineering Research(PEER) Center*, 2006, 264(1): 137–158.
- [26] ZIMOS D K, MERGOS P E, KAPPOS A J. Shear hysteresis model for reinforced concrete elements including the post-peak range[C]// *Proceedings of the 5th International Conference on Computational Methods in Structural Dynamics and Earthquake Engineering (COMPdyn 2015)*. Crete Island, Greece. Athens: Institute of Structural Analysis and Antiseismic Research School of Civil Engineering National Technical University of Athens (NTUA) Greece, 2015: 2640–2658.
- [27] CRISAFULLI F J, CARR A J, PARK R. Analytical modelling of infilled frame structures: A general review[J]. *Bulletin of the New Zealand Society for Earthquake Engineering*, 2000, 33(1): 30–47.
- [28] SASSUN K, SULLIVAN T J, MORANDI P, et al. Characterising the in-plane seismic performance of infill masonry[J]. *Bulletin of the New Zealand Society for Earthquake Engineering*, 2016, 49(1): 98–115.
- [29] BERTOLDI S H, DECANINI L D, GAVARINI C. Telai tamponati soggetti ad azione sismica, un modello semplificato: Confronto sperimentale e numeric[C]// *In Proceedings of the 6 Convegno Nazionale L’ingegneria sismica in Italia*, Perugia, Italy, 1993.

- [30] SMITH B S. Behavior of square infilled frames[J]. *Journal of the Structural Division*, 1966, 92(1): 381–404.
- [31] T/SSC 1—2021 基于强震记录的地震破坏力评估[S]. 北京: 中国地震学会, 2021.
T/SSC 1—2021 Seismic destructive power evaluation based on strong motion records[S]. Beijing: Seismological Society of China, 2021. (in Chinese)
- [32] CAVALERI L, DI TRAPANI F. Cyclic response of masonry infilled RC frames: Experimental results and simplified modeling[J]. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 2014, 65: 224–242.
- [33] ZHAI C H, KONG J C, WANG X M, et al. Experimental and finite element analytical investigation of seismic behavior of full-scale masonry infilled RC frames[J]. *Journal of Earthquake Engineering*, 2016, 20(7): 1171–1198.
- [34] FEMA P695. Quantification of building seismic performance factors[S]. Washington DC, USA: Federal Emergency Management Agency, 2009.
- [35] FEMA. Multi-hazard loss estimation methodology earthquake model, HAZUS-MH MR3 Technical Manual[S]. Washington DC, USA: Federal Emergency Management Agency, 2003.
- [36] LIN S B, XIE L L, GONG M S, et al. Performance-based methodology for assessing seismic vulnerability and capacity of buildings[J]. *Earthquake Engineering and Engineering Vibration*, 2010, 9(2): 157–165.
- [37] ZHANG H. The optimality of naive Bayes[C]//*Proceedings of the Seventeenth International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference*, 2004: 562–567.
- [38] AHA D W, KIBLER D, ALBERT M K. Instance-based learning algorithms[J]. *Machine Learning*, 1991, 6(1): 37–66.
- [39] LOH W Y. Classification and regression trees[J]. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 2011, 1(1): 14–23.
- [40] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors[J]. *Nature*, 1986, 323(6088): 533–536.
- [41] BREIMAN L. Random forests[J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5–32.
- [42] 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.
- [43] CHEN T Q, GUESTRIN C. XGBoost: A scalable tree boosting system[C]//*Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. San Francisco, California, USA. New York: ACM, 2016: 785–794.
- [44] KE G, MENG Q, FINLEY T, et al. LightGBM: A highly efficient gradient boosting decision tree[C]//*Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*. Red Hook, NY, USA: Curran Associates Inc., 2017: 3149–3157.
- [45] PROKHORENKOVA L, GUSEV G, VOROBEV A, et al. CatBoost: Unbiased boosting with categorical features[C]//*Proceedings of the 32nd International Conference on Neural Information Processing Systems*. Red Hook, NY, USA: Curran Associates Inc., 2018: 6639–6649.
- [46] PUJOL S, IRFANOGLU A, JAHANSHAHI M, et al. Performance of Reinforced Concrete Buildings in the 2016 Taiwan (Meinong) Earthquake [DB/OL]. <https://purr.purdue.edu/publications/2748/1>, 2016.
- [47] SIM C, VILLALOBOS E, SMITH J P, et al. Performance of Low-rise Reinforced Concrete Buildings in the 2016 Ecuador Earthquake [DB/OL]. <https://purr.purdue.edu/publications/2727/1>, 2016.