

RC 建筑震后损伤快速评估方法研究及展望

杨轩宇, 赵家成, 张 齐

三峡大学土木与建筑学院 湖北宜昌

【摘要】震后损伤快速评估是开展应急救援工作和恢复震后城市功能的重要基础,钢筋混凝土是城市的主体结构之一,对比以往的震后损伤评估方法,基于机器学习的数据驱动模型存在“速度与精度”上的较强优势,本文通过总结相关文献,阐述了预测模型构建的完整流程及技术理论,从震损数据库样本及机器学习算法数量两方面出发,深入探讨了可行的改进方案,并对未来研究方向进行了一定的展望。

【关键词】震后损伤;机器学习;预测模型;综述

【收稿日期】2026 年 6 月 12 日

【出刊日期】2026 年 7 月 15 日

【DOI】10.12208/j.jer.20260051

Research and prospect of rapid assessment method for post-earthquake damage of RC buildings

Xuanyu Yang, Jiacheng Zhao, Qi Zhang

School of Civil Engineering and Architecture, China Three Gorges University, Yichang, Hubei

【Abstract】Rapid assessment of post-earthquake damage is an important foundation for conducting emergency rescue work and restoring urban functions after an earthquake. Reinforced concrete is one of the main structures of a city. Compared with previous earthquake damage assessment methods, data-driven models based on machine learning have strong advantages in terms of “speed and accuracy”. This paper summarizes relevant literature and expounds the complete process and technical theory of constructing prediction models. Starting from the two aspects of seismic damage database samples and the number of machine learning algorithms, feasible improvement schemes were deeply discussed, and certain prospects for future research directions were made.

【Keywords】Post-earthquake damage; Machine learning; Prediction model; Review

引言

随着流动人口和社会财富不断向城市集中,我国大部分地域的现代化建筑规模随着城市化程度提升而逐步扩大,现代城市的建筑主要是以钢筋混凝土为承重形式,其中框架结构被广泛应用于民用住宅和公共建筑中。近年来既有建筑的安全性、耐久性及服役状态越来越受到人们的关注,自然因素是影响房屋服役性能和使用状态的主要因素之一,自然因素包括台风、地震、泥石流及洪水等具有突发性、高破坏能量的灾害,其中地震是对人类生存环境及社会生产活动造成威胁最大的自然灾害。地震发生后,对建筑物及时进行损伤程度识别可以避免潜在的二次倒塌安全风险,也极大程度减轻后续的修复与重建工作开展压力,从而提高救援资源分配效率并缩短城市功能修复时间,所以如何建立高效快速的建筑震后损伤评估模型是必要的研究内容^[1-2]。

1 建筑震损评估方法

建筑震后损伤评估依据发展阶段和技术理论,通

常可以划分为四种方法:基于现场调查与检测的评估方法、基于结构响应与力学分析的评估方法、基于遥感与图像信息的评估方法及基于数据驱动的智能评估方法^[3]。基于现场调查与检测的评估方法是早期地震发生后最常用的方法,由专业技术人员直接进入受灾地区建筑群里,通过资料核查、现场目测、仪器测量、无损检测及材料试验,对建筑的整体性能进行综合判断,是建筑震后评估方法中最基础且最直观的判别方法,同时也可以识别出复杂环境影响下的结构损伤及建筑结构中可能存在的异常损伤,虽然能够通过此方法获得精确的结构损伤信息,但是也存在很多局限性。不同技术人员对建筑物的危险程度判断可能存在主观上的差异,并且评估一栋受损的建筑需要花费较长的时间,专业技术人员数量也远远不及受灾建筑的数量,这导致需要投入大量的人力和物力,在现场评估的过程可能存在余震引发房屋二次倒塌或其他潜在的安全风险,故此方法难以满足建筑快速筛查的需求^[4]。

基于结构响应与力学分析的评估方法不仅节省了大量的人力资源,也弥补了现场调查方法在定量分析方面的不足。此方法主要通过传感设备来实时监测建筑在地震发生过程中各位置的动态响应,从而推断建筑结构受到何种程度的损伤,或者通过有限元结构分析软件来建立模型并输入对应的地震动,通过非线性动力计算来得到具体的结构响应和损伤^[5-7]。即使建筑外观损伤不明显,也可通过动力特性变化来识别内部刚度退化程度。此方法虽然较现场调查法而言,结果精确度及评估效率得到了一定的提升,但此方法过度依赖检测系统及结构详细资料,实时响应系统需要提前安装大量的传感器,并且灾区的建筑结构详图很难获取,非线性动力计算也需要消耗较长的时间并占用大量的计算资源,此方法难以在短时间内对灾区建筑逐栋开展精细分析及损伤程度评判。

近年来,世界开始进入数字化和智能化的时代,遥感卫星、无人机、移动拍摄设备和计算机视觉技术不断成熟,使震后建筑影像能够被快速获取、传输和处理,推动建筑损伤评估由单体精细分析逐步向区域快速识别发展,基于遥感与图像信息的评估方法逐渐成为建筑震后损伤快速评估的重要研究方向之一,此评估方法是通过人工判读、数字图像处理或智能识别技术,来判断建筑是否发生倒塌、倾斜、外墙破坏、构件开裂以及其他可见震害^[8-10]。建筑损伤会在震后影像中表现为颜色、纹理、轮廓、高度、阴影或空间位置的变化,因此可以通过比较震前与震后影像,或者直接识别震后图像中的异常特征,来进一步判断建筑损伤状态。但此方法的缺点显而易见,主要识别建筑外部的损伤,对建筑结构内部构件损伤、承载力和隐蔽破坏的识别能力有限,气候变化和拍摄精度也是影响此方法适用程度的硬性条件。

随着大数据、高性能计算和人工智能技术的快速发展,为进一步提高建筑震后损伤评估的自动化程度和预测效率,研究学者开始尝试将机器学习与深度学习等人工智能技术引入震损评估领域,基于数据驱动的智能评估方法利用历史震害资料、结构试验数据、数值模拟结果、结构监测响应以及遥感和图像数据,通过机器学习、深度学习等算法,建立输入信息与建筑损伤状态之间的映射关系,从而实现震后损伤程度的快速识别、预测和分类^[11-20]。此类方法不仅计算效率较高、自动特征提取能力强,而且具有适合批量化处理及便于多源信息融合等优势,为震后大范围建筑快速筛查、损伤等级确定和应急辅助决策提供了新的技术思路 and

识别途径,因此基于数据驱动的智能评估方法渐渐成为建筑震后损伤快速评估的主流研究方向。

2 构建震损样本库

建筑震后损伤状态主要与建筑自身结构设计及地震动事件特性有关,因此研究高效的评估方法就要从结构特征参数和地震动特征参数出发,基于数据驱动的智能评估方法就是利用机器学习算法建立结构特征参数、地震动特征参数与建筑损伤程度之间的映射关系。以往的相关研究在构建震损样本库时存在一定的限制性:1) 建筑结构数量过少;2) 地震动事件数量过少;3) 特征参数选取过少。数据样本过少时,预测模型容易过拟合且泛化能力不足。

建筑损伤与自身建筑特征密切相关,建筑结构样本数量过少,会导致模型无法充分学习不同建筑之间的抗震性能差异性,结果体现在对已有的建筑损伤上表现能力良好,但面对新建筑时损伤等级预测精度明显下降,可通过建立参数化建筑模型来增加样本数量,通过改变层数、层高、跨度、跨数、混凝土强度等级、钢筋强度等级及建筑使用年代等多参数来组合生成。建筑结构样本的处理流程如下:1) 将建筑结构设计参数输入到 PKPM 工程软件中,获取梁柱构件截面的钢筋布置详图;2) 依据 PKPM 中的详细结构信息,采用 OpenSees 有限元软件建立一榀框架模型,输入对应的地震动记录进行非线性时程分析,获取层间位移角、基底剪力、耗能等动力响应参数。

地震动事件过少,难以覆盖地震动特征空间,多数文献通常选取地震动数量为 100 条及以上,数据来源可从美国的 PEERNGA-West2 数据库或日本的 K-NET 强震观测网中获取,地震动初步筛选条件如下:1) 地震震级大于 6 级,有利于保存中强震和大震记录,强度高的地震动才能对建筑物造成一定的物理损伤;2) V_s 取值范围在 260m/s~510m/s,大约对应于国内的 II 类场地;3) 断层距 R_{rup} 取值范围在 10km~60km,减少特殊近断层效应并保证地震动具有足够强度及多样性。

通过对多条地震动记录设置多个调幅等级,可模拟结构从小震到强震的响应过程,方便开展后续的增量动力分析,最常见的调幅方法是按 PGA 调幅和按谱加速度 $S_a(T_1, 5\%)$ 调幅。两者本质上都是对整条地震动加速度时程进行线性缩放:

$$\lambda = \frac{a_s(t)}{a_0(t)} \quad (2-1)$$

式中: λ -调幅系数; $a_s(t)$ -调幅后的加速度时程; $a_0(t)$ -原始加速度时程。

1) 按 PGA 调幅: 分别设置 PGA 幅值上下限为 0.05g 和 1.50g, 采用均匀步长 0.05 依次递增。2) 按谱加速度 $S_a(T_1, 5\%)$ 调幅: 谱加速度下限设置为 0.05, 以 0.05 为步长逐级递增, 直至结构达到预设倒塌阈值。

在面对真实地震动事件过少的情况下, 也可通过生成对抗网络 GAN 来弥补地震事件样本不足的情况, 通常会利用足够数量的真实地震动来训练出通用的地震动生成器, 每个真实地震动需带有震级、距离及场地条件等标签, 或者直接控制 CGAN 来按照目标反应谱生成大量地震动, 若地震动事件实在稀缺, 可通过谱匹

配调整为谱兼容地震动, 再通过 GAN 训练生成新的人工地震动。

特征参数取值数量过少, 这些特征参数组合将无法完整地描述地震动的特性以及结构震损机理, 结构损伤并不是由单一或者少量的特征参数决定的, 而是由地震动强度、频谱、持时以及结构动力特性共同作用的结果。显然过多的特征参数组合不仅会大幅度增加工作量, 而且很多特征参数之间也存在较强的相关性, 此时通过特征选择来从这些特征参数中筛选出与预测目标关系密切且稳定性强的特征子集。

表 1 地震动特征参数

参数类型	具体特征参数
幅值类参数	峰值加速度 PGA 、峰值速度 PGV 、峰值位移 PGD 、谱加速度 $S_a(T_1, 5\%)$ 、谱速度 S_v 、谱位移 S_d 、有效峰值加速度 EPA 等
频谱类参数	卓越周期 T_p 、平均周期 T_m 、 R_t ($\frac{T_m}{T_p}$) 等
持时类参数	显著持时 D_{t90} 、有效持时、均匀持时等
能量类参数	Arias 强度、Housner 谱强度、速度谱强度、加速度谱强度等
其他类参数	均方根加速度、均方根速度、均方根位移等

表 2 结构特征参数

参数类型	具体特征参数
结构类参数	层高、层数、高宽比、跨数、抗震设防烈度、混凝土强度等级、结构总质量、一阶周期等

除了以上的传统人工特征参数, 全新的特征参数对评估模型的建立也具有重要影响, 可适当采用其他文献的新特征参数或者提出更能全面描述地震动及建筑结构的特征参数, 例如近几年提出的共振面积及滤波增量速度指标, 共振面积更能反映地震动与建筑结构在时频上的关联程度, 滤波增量速度指标通过寻找三个最大同方向的增量速度作为累积效应的特征参数。

本文主要选择基于随机森林的 RFE 或基于 SVM 的 RFE 作为特征选择方法, 两者均采用“反复训练-删除低重要性特征”的递归过程, 但两者的评价特征重要性的指标却是不同的, 基于随机森林的 RFE 是由大量决策树组成, 每轮使用当前特征训练随机森林, 根据特征重要性进行排序, 再删除重要性最低的特征; 基于 SVM 的 RFE 一般使用线性支持向量机, 通过决策公式对特征排序, 删除权重绝对值较小的特征, 再重新训练 SVM。通过特征选择过程来筛选出最优特征子集用作机器学习算法的输入端。决策公式如下所示。

$$f(x) = w^T x + b \quad (2-2)$$

式中: x -输入特征向量; w -特征向量权重; b -偏置项。

量化结构损伤的指标通常为最大层间位移角或 Park-Ang 损伤指数, 最大层间位移角主要反映结构经历的最大变形需求, 而 Park-Ang 损伤指数同时考虑最大变形和反复循环产生的累积耗能。最大层间位移角物理意义直观且易于提取, 其表达式如下:

$$\theta_{max} = \max \left| \frac{u_i(t) - u_{i-1}(t)}{hi} \right| \quad (2-3)$$

式中: $u_i(t)$ -第 i 层水平位移; $u_{i-1}(t)$ -第 $(i-1)$ 层水平位移; hi -第 i 层层高。

Park-Ang 损伤指数, 其表达式如下:

$$D_{PA} = \frac{\delta_m}{\delta_u} + \frac{\beta}{F_y \delta_u} \int dE_h \quad (2-4)$$

式中: δ_m -地震作用下最大变形; δ_u -单调加载下的极限变形; β -累积耗能影响系数; F_y -屈服承载力; E_h -累积滞回耗能。

数据集划分方式有很多种, 并无统一的规定, 此处举证表明。

表 3 数据集划分实例

研究学者	划分方式
李一民 ^[21]	训练集: 验证集: 测试集=60%: 20%: 20%
程庆乐 ^[22]	训练集: 测试集=80%: 20%
杨晓华 ^[23]	训练集: 测试集=70%: 30%
周宇 ^[24]	训练集: 验证集: 测试集=70%: 15%: 15%

以上震害样本数据库的建立流程都是以数值模拟为基础, 当然利用真实的建筑信息构建的数据库才更能够适用于现实震害评估, 但真实建筑物的详情图纸不仅获取途径存在一定的困难, 而且可能出现部分结构信息缺失的情况。若具备少量真实建筑结构详图, 可通过学习迁移方法更好实现高性能预测模型的搭建, 先用大量的仿真模拟数据来训练出基础的震损评估模型, 再引入少量的真实建筑震损数据来进行迁移学习工作, 得到更加适应现实且性能高效的评估模型。

3 预测模型的建立

本文将结构震后损伤预测工作划分为回归预测和分类预测两类任务, 两类任务均以地震动特征参数和结构特征参数作为模型输入, 回归任务用于预测能够连续变化的结构响应或损伤指数, 而分类任务用于预测结构所对应的离散损伤状态。

早期的建筑损伤相关研究, 都是以人工神经网络(ANN)来通过大量的样本学习输入参数与输出指标之间的关系, 通常也只是建立分类或回归中的单一任务模型, 随着研究者们在此领域的不断探索, 延伸出了两个主流方向: 一是尝试在传统浅层 ANN 的基础上发展到多层深度学习, 二是以 ANN 为基线拓展多种机器学习算法的预测模型。

随着浅层 ANN 隐藏层数增加, 全连接神经网络(MLP)和深层神经网络(DNN)可学习大量样本数据更复杂的映射关系, 但还是通过人工主动提取特征参数, 后续研究者想将特征参数提取模块实现自动化, 卷积神经网络(CNN)通过从原始时程中自动识别多种局部特征参数用于建立震损评估模型, 当建筑结构进入非线性后, 地震响应具有明显的时间依赖和历史效应, 循环神经网络(RNN)通过地震动时程依次读取每个时间点来保留并更新记录信息, 由于普通的 RNN 在处理较长的地震时程过程中容易遗失早期保留信息, 长短期记忆网络(LSTM)和基于 Attention 注意力机制的深度学习(Transformer)为解决此类问题而发展起来, 可通过对比上述几种神经网络来建立并筛选出评价性

能最优的模型。

除了在 ANN 的基础上不断深化, 多种机器学习算法得到并行发展, 大部分文献研究通常只会采用一种或者少量的机器学习算法来建立震损评估模型对比, 也只专注开展分类或回归任务中的一种, 本文建议以同时开展分类和回归任务为基线, 采取多种不同的机器学习算法来建立多种震损评估模型进行对比, 分类任务可采用逻辑回归、K 近邻算法、支持向量机、梯度提升决策树等, 而回归任务可采用线性回归、支持向量回归、决策树、随机森林等, 两类任务的评判指标也是不同的, 回归任务通常以决定系数、平均绝对误差及均方误差作为评价指标, 分类任务以精确率、准确率、召回率及 F1 分数作为评价指标。

针对其中某些机器学习算法, 可以更加深入探讨其他因素对预测结果的影响因子大小, 例如在利用支持向量机构建预测模型的时候, 原始数据样本集及标准化、不同核函数、不同惩罚系数、不同类别样本的占比等多种因素都可能影响预测模型的准确率和评估性能。

4 结语

本文通过分析、对比并总结近年来的相关文献, 论证了建立快速且高效的建筑震后评估模型应对地震破坏的重要性及必要性, 结合大部分应用机器学习算法的实例研究, 初步地阐述了一条基础且完整的损伤预测模型构建流程, 指出多数研究可能存在的问题, 震损样本集的模型数量、地震动数量及特征参数数量选取过少, 机器学习算法的应用比较单一或者不够深入, 本文尝试从这两方面切入, 提出可以改进或者完善的方案, 来构建更高效的震损预测模型。随着未来的科技发展及新理论的提出, 对建筑震后损伤评估的研究趋势及方向展开以下几点展望: 1) 结合深度学习的方法建立全新的预测模型; 2) 从原始地震动中提取不同形式的特征信息, 建立多模态信息融合的预测模型; 3) 结合实际震害数据出发。

参考文献

- [1] 单伽铨, 王律己, 余桦, 等. 结构强震观测与评估研究现状与展望[J]. 工程力学, 2022, 39(11): 1-12.
- [2] Mangalathu S, Sun H, Nweke C C, et al. Classifying earthquake damage to buildings using machine learning[J]. Earthquake Spectra, 2020, 36(1): 183-208.
- [3] 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.

- [4] 李昆,周煜,陶思宇,等.云南漾濞 6.4 级地震公共建筑的震害特征[J].世界地震工程,2021,37(3):1-8.
- [5] 赵一男,公茂盛,杨游.结构损伤识别方法研究综述[J].世界地震工程,2020,36(2):73-84.
- [6] 翁顺,朱宏平.基于有限元模型修正的土木结构损伤识别方法[J].工程力学,2021,38(3):1-16.
- [7] 朱宏平,余璟,张俊兵.结构损伤动力检测与健康监测研究现状与展望[J].工程力学,2011,28(2):1-11+17.
- [8] Xiong C ,Li Q ,Lu X .Automated regional seismic damage assessment of buildings using an unmanned aerial vehicle and a convolutional neural network[J].Automation in Construction,2020,109: 102994-102994.
- [9] 眭海刚,刘超贤,黄立洪,等.遥感技术在震后建筑物损毁检测中的应用[J].武汉大学学报(信息科学版),2019,44(7):1008-1019.
- [10] 李强,张景发,龚丽霞,等.SAR 图像纹理特征相关变化检测的震害建筑物提取[J].遥感学报,2018,22(S1):128-138.
- [11] 王律己,黄晨宇,单伽铨,等.基于多元特征驱动的既有建筑地震损伤机器学习预测方法[J].建筑结构学报,2024,45(7):1-12.
- [12] 韩小雷,吴梓楠,杨明灿,等.基于深度学习的区域 RC 框架结构震损评估方法研究[J].建筑结构学报,2020,41(S2): 27-35.
- [13] 苗鹏宇,王自法,位栋梁,等.基于机器学习方法的地震破坏预测[J].科学技术与工程,2023,23(14):5903-5913.
- [14] 梁梓豪.基于机器学习方法的建筑物地震破坏预测研究[D].哈尔滨:中国地震局工程力学研究所,2023.
- [15] 刘丽,沈俊凯,张令心.基于机器学习的砖砌体房屋震害快速预测方法[J].地球科学,2023,48(5):1769-1779.
- [16] 金子涵.基于特征工程和卷积神经网络的结构损伤识别方法研究[D].广州:广东工业大学,2023.
- [17] 黄永,鲍跃全,李惠.结构状态识别与评估的机器学习方法研究进展[J].力学进展,2023,53(4):774-792.
- [18] 李治甫,康帅,王自法,等.基于时频变换和卷积神经网络的结构损伤识别[J].防灾减灾工程学报,2023,43(6): 1275-1283.
- [19] 张鹏.基于机器学习的建筑震后损伤评估模型及地震动特征分析方法研究[D].广州:广州大学,2023.
- [20] 杨强.基于机器学习的 RC 框架结构震后安全评估方法研究[D].兰州:兰州理工大学,2021.
- [21] 李一民,康帅,董正方,等.基于 TCN 的区域 RC 框架结构地震损伤评估[J].震灾防御技术,2024,19(4):698-705.
- [22] 程庆乐,任昊天,李爱群,等.基于数据增强和深度学习的建筑震害智能化快速评估方法[J].工程力学,2025,42(10): 187-195.
- [23] 杨晓华,王森钠,杨沈力,等.基于机器学习的规则 RC 框架震前经济损失评估[J].工程力学,2025,42(S1):89-95+104.
- [24] 周宇,甘露一,狄生奎,等.考虑影响线模型修正的既有连续梁桥地震易损性评价方法[J].振动工程学报,2025,38(4):838-848.

版权声明: ©2026 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



OPEN ACCESS