

邓夕胜,周紫娟,赖馨粤,等. 2025. 基于 BP 神经网络的 RC 框架结构主余震易损性分析[J]. 地震研究, 48(3): 496–506, doi: 10. 20015/j. cnki. ISSN1000–0666. 2025. 0052.

Deng X S, Zhou Z J, Lai X Y, et al. 2025. Vulnerability analysis of the RC framework structure subjected to the mainshock – aftershock sequence based on BP neural network[J]. *Journal of Seismological Research*, 48(3): 496–506, doi: 10. 20015/j. cnki. ISSN1000–0666. 2025. 0052.

# 基于 BP 神经网络的 RC 框架结构主余震易损性分析\*

邓夕胜<sup>1</sup>, 周紫娟<sup>1♣</sup>, 赖馨粤<sup>2</sup>, 林嘉聪<sup>3</sup>, 朱一林<sup>1</sup>

(1. 西南石油大学 土木工程与测绘学院, 四川 成都 610500; 2. 西南交通大学 土木工程学院, 四川 成都 610031;  
3. 福建一建集团有限公司, 福建 三明 365001)

**摘要:** 为研究 RC 框架结构在主余震序列地震动作用下的易损性, 设计了一个 6 层 RC 框架结构, 挑选不同余震持时的主余震地震动合成得到主震 – 长持时余震和主震 – 短持时余震序列地震动各 20 组, 选用地震动强度指标作为预测变量, 将全部地震序列输入到结构中进行 IDA 分析, 以 IDA 分析结果作为神经网络数据库, 训练出最佳 BP 神经网络模型, 得到 BP 神经网络的结构易损性曲面, 从而综合考虑余震持时和主震强度的向量型  $IM$  与结构最大层间位移角之间的关系。结果表明: 在主震 – 长持时余震和主震 – 短持时余震两种地震作用下, 前者对结构的影响较大, 造成结构的失效概率更大; 基于 BP 神经网络的易损性函数能更好地反映结构损伤。

**关键词:** 主余震; 持时; BP 神经网络; RC 框架结构; 易损性曲面

**中图分类号:** P315. 92      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1000–0666(2025)03–0496–11  
doi:10. 20015/j. cnki. ISSN1000–0666. 2025. 0052

## 0 引言

一次强烈地震后, 往往伴随一系列余震 (Ruiz – Garcia, 2012; Yin, Li, 2011)。范宣梅等 (2022) 对多次主余型地震研究表明, 76.2% 的地震序列的强余震产生的有效峰值加速度超过主震。工程结构在强余震作用下容易导致二次损伤, 为了更加准确评估结构在强余震地震动作用下的抗震性能, 有必要对其在主余震序列地震动作用下的易损性开展研究。

国内外学者对主余震序列地震动作用下结构的损伤进行了大量研究, 如 Wen 等 (2022) 研究了近断层区域主余震序列对结构的累积损伤, 发

现余震对接近主震卓越周期的结构损伤影响最大; Qiao 等 (2022) 进行了主余震序列作用下的 RC 框架结构振动台试验, 发现多次余震作用下, 第二次余震作用对结构有最大的余震影响率; Zhang 等 (2023) 和王新悦 (2018) 的研究表明, 余震会加重结构的损坏, 且楼层损伤发展沿结构高度分布不同。以往研究表明结构在主余震序列地震动作用下的损伤更为显著。传统易损性分析要求大样本数据具有较好的稳定性, 而由于该方法对输入输出映射关系的描述具有局限性, 无法建立可靠概率模型, 故无法全面考虑主余震序列地震动作用下结构的易损性分析。

以 BP (Back Propagation) 神经网络为代表的人工神经网络可以进行大数据样本的分析, 并且

\* 收稿日期: 2024–03–27.

**基金项目:** 国家自然科学基金面上项目 (12372143); 广元城投集团科技基金 (GYCT–KY–202101)。

**第一作者简介:** 邓夕胜 (1977–), 副教授, 主要从事工程结构抗震与防災的研究. E-mail: dxish@swpu.edu.cn.

**♣通信作者简介:** 周紫娟 (2000–), 硕士研究生在读, 主要从事工程结构抗震与防災的研究.  
E-mail: 2413090422@qq.com.

具有高度准确性。近年来, BP 神经网络在多个领域得到广泛应用, 如周枚等 (2004)、徐峥匀和钱松荣 (2022) 将 BP 神经网络应用于桥梁的数据提取以及性能评估; 刘全明 (2022) 在研究隔振结构优化时采用神经网络的方法建立机器学习模型, 最终准确预测了隔振结构的动力响应; 蔡斌等 (2019) 通过 BP 神经网络方式对钢筋的温度进行了预测。人工神经网络可以进行大数据样本的分析, 并且具有高度准确性。将 BP 神经网络应用于结构主余震易损性分析, 建立易损性模型能避免传统易损性分析对输入输出映射关系描述的局限性。

本文以某多层 RC 框架结构模型为研究对象, 对不同余震持时的主余震序列进行挑选和合成后, 选用余震持时和主震强度作为地震动强度参数, 结构最大层间位移角作为强度指标, 将主震-长持时余震、主震-短持时余震序列地震动组输入到结构中进行增量动力 (Incremental Dynamic Analysis, IDA) 分析。以 IDA 分析结果为数据库, 借助 BP 神经网络建立易损性函数, 利用该神经网络模型来预测不同极限状态下结构易损性曲面并进行主震-长持时余震和主震-短持时余震作用下结构的损伤分析, 绘制基于 BP 神经网络的易损性曲面, 讨论 RC 框架结构的损伤反应。

## 1 BP 神经网络理论

人工神经网络是对动物的神经网络开展数学模型模拟, 是一种高度非线性的自适应模型 (何正风, 2016), 也可简称为神经网络。神经网络模型由大量神经元的节点搭建而成, 神经元对应的数学模型形式为多输入单输出, 其内部组成为权值、阈值和激活函数 3 部分, 其中神经网络最常用的 3 种激活函数为: logsig 函数、tansig 函数和 purelin 函数 (Hammer, 2001)。最常见的神经网络结构为 3 层, 如图 1 所示。

神经网络性能绝大部分由隐含层数量、隐含层中神经元数量决定。隐含层层数需适量, 层数过多会由于算法限制导致训练速度缓慢, 一般问题 1~2 个隐含层就能满足需求, 另外需确定合适

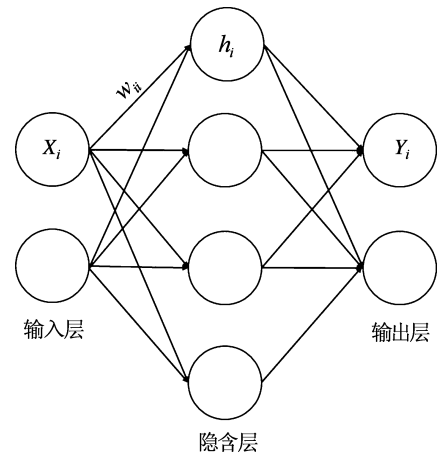


图 1 3 层神经网络模型示意图

Fig. 1 A three-layer neural network model

的神经元数目, 神经元数目的确定使用较多的是经验公式法, 其具体形式为 (Simon, 2008):

$$\sum_{i=0}^n C_{n_y}^i > k \quad (1)$$

$$n_y = \sqrt{n + m} + a \quad (2)$$

$$n_y = \log_2 n \quad (3)$$

式中:  $k$  为数据集的样本数量;  $n_y$  为隐含层的神经元数目;  $n$  为输入参数的个数;  $m$  为输出参数的个数;  $i$  为区间  $[0, n]$  内的常数;  $a$  为区间  $[1, 10]$  内的常数。

在神经网络模型建立过程中, 通过经验公式能大致确定隐含层神经元数目, 而最终确定仍需在这个范围里进行逐个搜索。

作为一种人工神经网络, BP 神经网络是一种按误差逆传播算法进行训练的多层前馈网络。每层神经元与下一层神经元互连, 神经元之间不允许同层连接和跨层连接, 包括输入层、隐含层和输出层。输入层作用是信息的传递, 输出层使用激活函数实现数据的处理, 隐含层在一个神经元中可以不只有一个, 隐含层兼具分析数据和传输作用。神经网络模型的优点在于不需要输入描述映射关系的数学方程式, 可以直接学习储存大量输入/输出模式映射关系 (程诗焱, 2020)。

基于 BP 神经网络的地震易损性函数 (程诗焱等, 2021) 为:

$$P(D \geq C/IM_m = im_m, IM_a = im_a) = \Phi \left[ \frac{\ln(D_{ANN,i}/im_m, im_a) - \ln m_c}{\beta_{DM/IM}} \right] \quad (4)$$

式中:  $D_{ANN,i}/im_m, im_a$  为在  $IM_m = im_m, IM_a = im_a$  条件下 BP 神经网络模型的输出;  $P(D \geq C/IM_m = im_m, IM_a = im_a)$  为损伤水平  $C$  的条件超越概率。

## 2 RC 框架结构模型建立

参考一办公楼实例, 利用建筑设计软件 PKPM 设计 1 个 6 层 RC 框架结构, 抗震设防烈度为Ⅶ度, 设计基本地震动加速度为  $0.10 g$ , 设计地震分组为第二组, 特征周期为  $0.40 s$ 。多遇地震时水平地震影响系数最大值为  $0.08$ , 结构阻尼比为  $0.05$ , 结构安全等级为二级, 场地类别为Ⅱ类。地

面粗糙度为 B 类, 基本风压  $0.30 kN/m^2$ 。楼面荷载: 恒荷载为  $4.8 kN/m^2$ , 活荷载  $2 kN/m^2$ ; 屋面荷载: 恒荷载为  $5.6 kN/m^2$ , 活荷载为  $2 kN/m^2$ ; 梁上荷载: 内墙为  $7.09 kN/m$ , 外墙为  $7.9 kN/m$ ; 女儿墙荷载:  $3.02 kN/m$ 。楼板厚度均为  $120 mm$ , 混凝土等级为 C30, 结构一层平面布置及结构剖面如图 2 所示。

用 PKPM 中有限元分析板块 SATWE 计算得到的配筋信息 (表 1) 进行配筋。采用 PKPM 的配筋信息在结构分析软件 SAP2000 中建立有限元模型 (图 3)。定义质量源来表征结构构件的质量, 质量源指定为恒载  $\times 1 +$  活载  $\times 0.5$  (建筑抗震设计规范 (2016 年版), GB 50011—2010); 设置塑性铰模拟框架结构屈服和屈服后的性能, 塑性铰采用默认铰属性, 梁端采用弯矩 M 铰, 柱端采用 P-M-M 铰, 进行静力弹塑性 (Pushover) 分析。

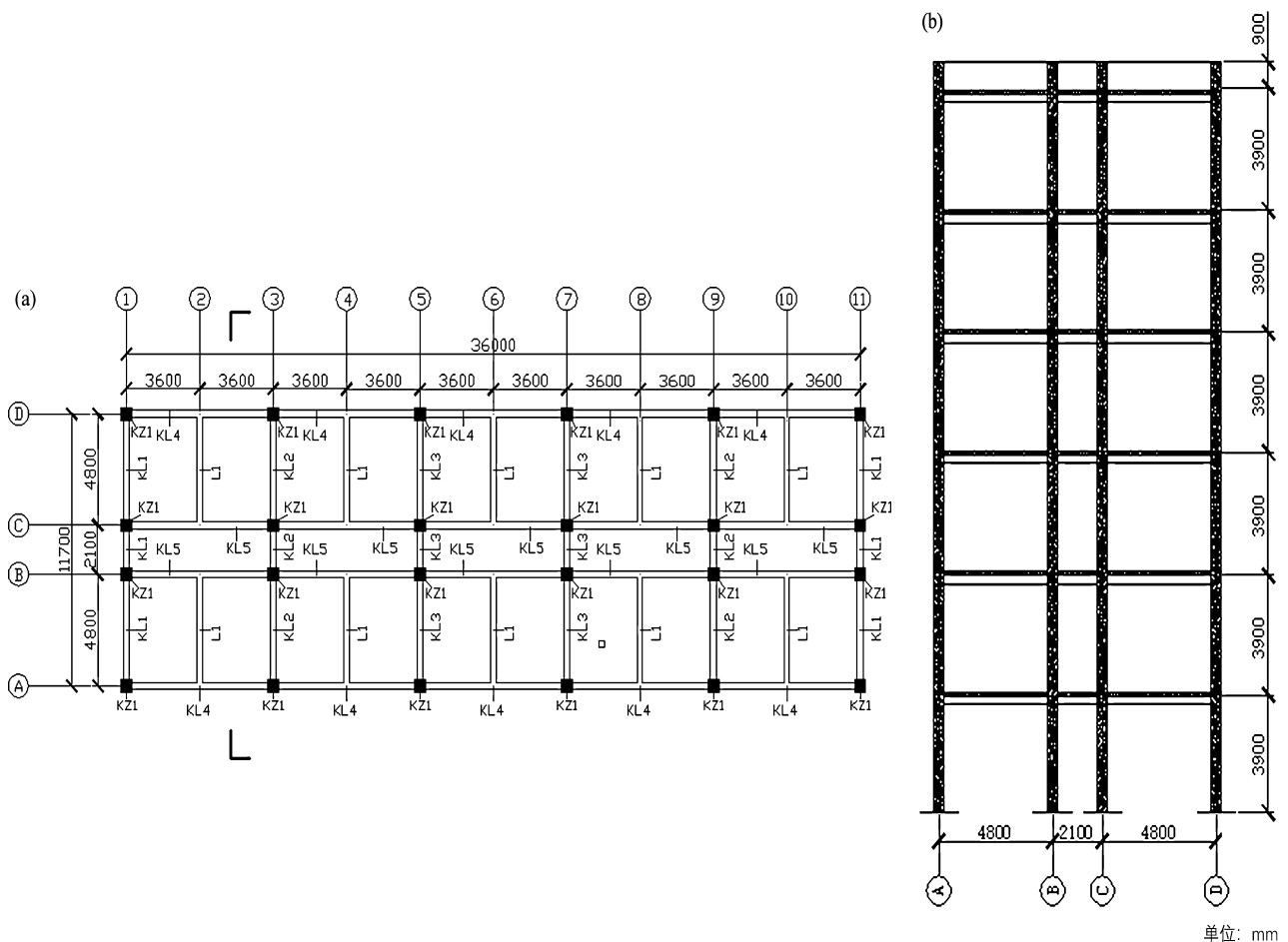


图 2 结构一层平面图 (a) 及结构剖面图 (b)

Fig. 2 The plane graph of the building's 1st floor (a) and the building's profile (b)

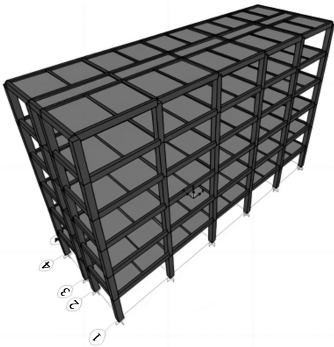


图3 构建的有限元模型

Fig. 3 A constructed finite element model

表1 结构配筋信息

Tab. 1 The building's reinforcement information

柱截面 编号	柱截面 尺寸/ mm × mm	柱配筋	梁截面 编号	梁截面 尺寸/ mm × mm	梁顶配筋	梁底配筋
KZ1	550 × 550	12Φ18	KL1	300 × 600	2Φ22	2Φ22 + 1Φ18
			KL2	300 × 400	2Φ22	4Φ14
KZ1	550 × 550	12Φ18	KL3	300 × 600	2Φ22	3Φ22
			KL4	300 × 600	2Φ22	2Φ16 + 1Φ18
KZ1	550 × 550	12Φ18	KL5	300 × 600	2Φ22	2Φ20 + 1Φ18
			L1	250 × 450	2Φ14	3Φ16

对建立的有限元模型进行 Pushover 分析，控制结构的最大推覆位移为高度的 1/50，以 FEMA356 (FEMA 356, 2000) 为基础，SAP2000 能够自动将 Pushover 分析得到的曲线转换成能力谱，并由此对标准需求谱进行等效从而自动求解性能点。其中结构性能点的基底剪力为 4 654.084 kN，顶点位移为 72 mm。性能点需求曲线和能力曲线的交点能够满足“大震不倒”设防原则，可见结构具有较大的承载力和变形能力储备。

SAP2000 建立的有限元模型第一自振周期  $T_1 = 1.128\ 1\ \text{s}$ ，PKPM 建立的模型  $T_1 = 1.043\ 5\ \text{s}$ ，2 种模型结构前三阶周期对比见表 2，周期误差在 10% 以内，可见 2 种软件建立的模型拟合度较高，具有良好的相似性。

表2 前3阶周期对比

Tab. 2 Comparison of the first three orders' periods

周期/s	模型		误差(%)
	PKPM	SAP2000	
$T_1$	1.043 5	1.128 1	8.11
$T_2$	0.972 1	1.023 9	5.32
$T_3$	0.866 2	0.912 3	5.32

### 3 地震动选取

#### 3.1 主余震序列地震动的合成

由于主余震序列地震动数量较少，为满足研究的需要，本文采用合成的主余震序列地震动进行研究(韩建平，李军，2020；于晓辉等，2020；李喜梅等，2021)。不同的主余震序列地震动人工合成方法的区别主要在于余震的调整和选取，其原理为：选取一个主震作为前震，中间插入一段零幅值的加速度时程，之后添加选取的余震，得到一个由主震、零幅值加速度时程、余震构成的主余震序列地震动(张挺，2018)。

考虑余震持时对 RC 框架结构的影响，在人工合成主余震序列地震动时，将余震持时指标作为余震的选取因素，从 PEER 地震动数据库中选取不同持时的余震，根据反应谱挑选符合反应谱谱型的主震，据此得到人工主余震序列地震动。参考温卫平等(2021)的方法，在主震地震动和余震地震动之间插入 30 s 零幅值的时间间隔，以确保主震后的结构有足够的自由振动时间恢复到稳定状态。合成的主余震序列地震动示例如图 4 所示。

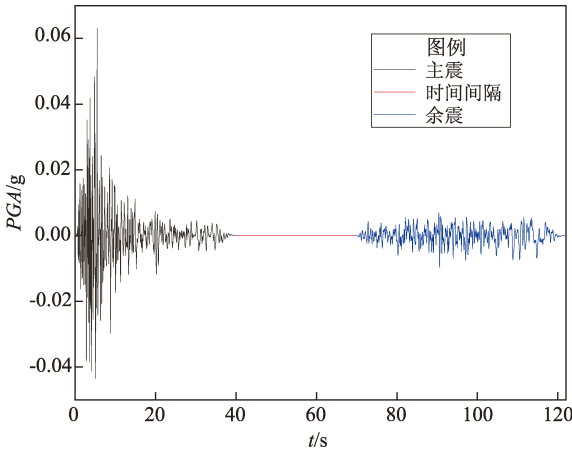


图4 主余震序列地震动构成

Fig. 4 Construction of the mainshock – aftershock sequence ground motion

#### 3.2 不同持时余震地震动挑选

不同持时的余震地震动记录挑选，本质上是地震动的持时指标作为主要选取因素，在地震动数据库中对余震地震动进行选取。关于持时指

标的定义，目前国内外学者主要将其分为括号持时、一致持时、重要持时、有效持时 4 种（孙小云等，2018）。

根据孔令峰（2019）的研究结果，选取重要持时  $D_{SS-75}$  作为地震动持时指标。从 PEER 地震动数据库中挑选 20 条普通地震动作为主震地震动序列，再根据选取的地震动持时指标挑选 20 条长持

时地震动，对选取的长持时地震动进行谱匹配（孔令峰，2019；Chandramohan *et al*, 2016），消除频谱和幅值的影响，得到与长持时地震动对应的短持时地震动，谱匹配的结果如图 5 所示。将谱匹配挑选出的不同持时主余震序列地震动进行组合，得到表 3 所示主震－长持时余震、主震－短持时余震、主震 3 组地震动各 20 条。

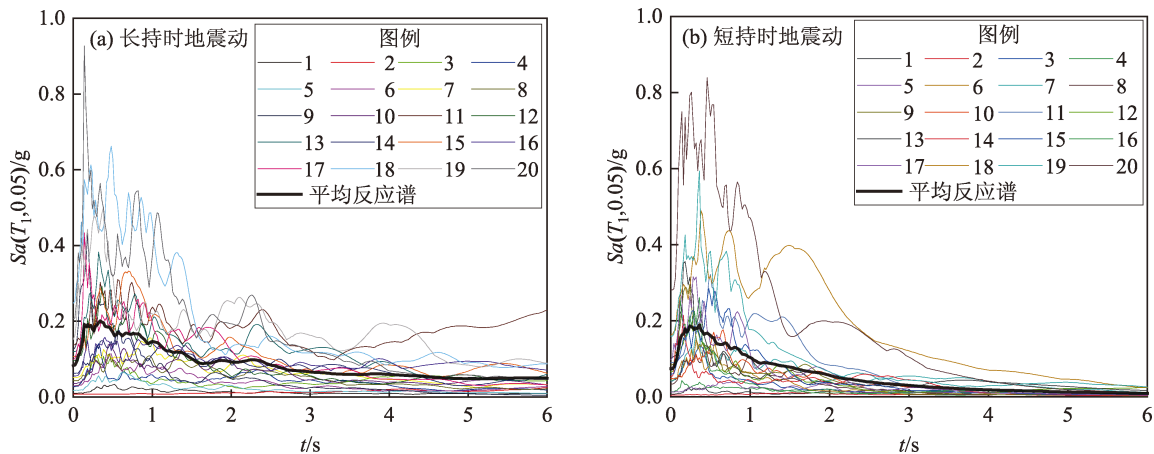


图 5 长 (a)、短 (b) 持时地震动谱匹配结果

Fig. 5 The matching of the long-duration (a) and the short-duration (b) ground motion spectra

表 3 主余震地震动记录

Tab. 3 Ground motion records of the mainshocks and aftershocks

序号	RSN	震级	发震年份	事件名称	台站	持时 $D_{SS-75}/s$	类型
1	7	6. 6	1941	Northwest calif -02	Ferndale City Hall	—	主震
	38	6. 63	1968	Borrego Mtn	LB - Terminal Island	31. 9	长持时余震
	53	6. 61	1971	San Fernando	Bakersfield - Harvey Aud	24. 1	短持时余震
2	137	7. 35	1978	Tabas, Iran	Bajestan	—	主震
	39	6. 63	1968	Borrego Mtn	Pasadena - CIT Athenaeum	37. 4	长持时余震
	60	6. 61	1971	San Fernando	Cholame - Shandon Array #2	17. 9	短持时余震
3	6 962	7. 0	2010	Darfield, New Zealand	ROLC	—	主震
	69	6. 61	1971	San Fernando	LB - Terminal Island San Onofre - So Cal Edison	41. 5	长持时余震
	40	6. 63	1968	Borrego Mtn		19. 3	短持时余震
4	4 209	6. 63	2004	Niigata, Japan	NIG019	—	主震
	82	6. 61	1971	San Fernando	Port Hueneme	38. 5	长持时余震
	86	6. 61	1971	San Fernando	San Onofre - So Cal Edison	15. 8	短持时余震
5	51	6. 61	1971	San Fernando	2516 Via Tejon PV	—	主震
	90	6. 61	1971	San Fernando	UCSB - Fluid Mech Lab	28. 5	长持时余震
	37	6. 63	1968	Borrego Mtn	LA - Hollywood Stor FF	17. 9	短持时余震
6	58	6. 61	1971	San Fernando	Cedar Springs Pumphouse	—	主震
	846	7. 28	1992	Landers	Chatsworth - Devonshire	28. 8	长持时余震
	85	6. 61	1971	San Fernando	San Juan Capistrano	17. 5	短持时余震

续表 3

序号	RSN	震级	发震年份	事件名称	台站	持时 $D_{SS-75}/s$	类型
7	121	6.5	1976	Friuli, Italy - 01	Barcis	—	主震
	851	7.28	1992	Landers	Downey - Co Maint Bldg	28.7	长时时余震
	12	7.36	1952	Kern County	LA - Hollywood Stor FF	18.6	短时时余震
8	140	7.35	1978	Tabas, Iran	Ferdows	—	主震
	863	7.28	1992	Landers	Inglewood - Union Oil	26.2	长时时余震
	22	6.8	1956	El Alamo	El Centro Array #9	23	短时时余震
9	166	6.53	1979	Imperial Valley - 06	Coachella Canal#4	—	主震
	880	7.28	1992	Landers	Mission Creek Fault	30.5	长时时余震
	65	6.61	1971	San Fernando	Gorman - Oso Pump Plant	4.1	短时时余震
10	268	6.33	1980	Victoria, Mexico	SAHOP Casa Flores	—	主震
	883	7.28	1992	Landers	Northridge - 17645 Saticoy St	27.8	长时时余震
	13	7.36	1952	Kern County	Pasadena - CIT Athenaeum	16.6	短时时余震
11	280	7.2	1980	Trinidad	Rio Dell Overpass - FF	—	主震
	1 180	7.62	1999	Chi - Chi Taiwan	CHY002	31.6	长时时余震
	14	7.36	1952	Kern County	Santa Barbara Courthouse	12.4	短时时余震
12	283	6.9	1980	Irpinia, Italy - 01	Arienzo	—	主震
	1 181	7.62	1999	Chi - Chi Taiwan	CHY004	35.7	余震
	9	6.5	1942	Borrego	El Centro Array #9	21.5	
13	299	6.2	1980	Irpinia, Italy - 02	Brienza	—	主震
	1 183	7.62	1999	Chi - Chi Taiwan	CHY008	27.8	长时时余震
	93	6.61	1971	San Fernando	Whittier Narrows Dam	7.2	短时时余震
14	323	6.36	1983	Coalinga - 01	Parkfield - Cholame 12W	—	主震
	1 185	7.62	1999	Chi - Chi Taiwan	CHY012	42.8	长时时余震
	28	6.19	1966	Parkfield	Cholame - Shandon Array #12	14.7	短时时余震
15	573	7.3	1986	Taiwan SMART1 (45)	SMART1H01	—	主震
	1 189	7.62	1999	Chi - Chi Taiwan	CHY017	40.9	长时时余震
	56	6.61	1971	San Fernando	Carbon Canyon Dam	7.9	短时时余震
16	832	7.28	1992	Landers	Amboy	—	主震
	3 758	7.28	1992	Landers	Thousand Palms Post Office	26.2	长时时余震
	79	6.61	1971	San Fernando	Pasadena - CIT Athenaeum	6.7	短时时余震
17	1 147	7.51	1999	Kocaeli, Turkey	Ambarli	—	主震
	5823	7.2	2010	El Mayor - Cucapah	Chihuahua	26.8	长时时余震
	20	6.5	1954	Northern Calif - 03	Ferndale City Hall	6.8	短时时余震
18	1 157	7.51	1999	Kocaeli, Turkey	Cekmece	—	主震
	5 831	7.2	2010	El Mayor - Cucapah	EJIDO SALTILLO	33.3	长时时余震
	15	7.36	1952	Kern County	Taft Lincoln School	10.7	短时时余震
19	1 170	7.51	1999	Kocaeli, Turkey	Mecidiyekoy	—	主震
	5 832	7.2	2010	El Mayor - Cucapah	TAMAULIPAS	28.3	长时时余震
	6	6.95	1940	Imperial Valley - 02	El Centro Array #9	17.7	短时时余震
20	570	7.3	1986	Taiwan SMART1 (45)	SMART1C00	—	主震
	1 188	7.62	1999	Chi - Chi Taiwan	CHY016	38.3	长时时余震
	26	5.6	1961	Hollister - 01	Hollister City Hall	9.9	短时时余震

注: RSN 指地震波检索编号。

#### 4 基于 BP 神经网络的结构主余震易损性分析

使用 BP 神经网络建立综合考虑余震持时和主震强度的向量型  $IM$  (Intensity Measure) 与结构最大层间位移角之间的关系。选用地震动指标强度  $IM = [S_a(T_1, 0.05), CAV]$  作为预测变量, 其中  $CAV$  指累积绝对速度 (Cumulative Absolute Velocity)。将主震-长持时余震、主震-短持时余震序列地震动组输入到结构中进行 IDA 分析, 将 IDA 分析结果作为神经网络数据库, 利用 MATLAB 神经网络工具箱构建 BP 神经网络。

选用只含有单个隐含层的 BP 神经网络对数据进行处理, 输出层输入 IDA 分析计算的原始数据, 隐含层的性能由连接权值确定。输出层的性能由其与隐含层的连接权值及激活函数决定。通过提取训练误差、测试误差、训练时间和相关系数  $R$  评估网络性能, 经多次训练得到最佳的模型效果, 最佳模型的 BP 神经网络的基本参数设置如下: ①迭代次数为 3 000 次; ②隐含层节点数为 5; ③训练算法为 Levenberg-Marquardt 算法; ④随机选取

数据库中 70% 数据作为网络的训练集, 15% 数据作为验证集, 15% 数据作为测试集; ⑤学习速率设置为 0.000 5; ⑥误差允许值为 0.000 1。确定的 BP 网络模型示意如图 6 所示。

根据以上设置构建 BP 神经网络, 并对其进行训练, 最佳训练结果示例如图 7 所示。图中灰色虚线为  $y=x$  函数, 每个散点代表一个样本数据, 其  $x$ 、 $y$  坐标分别代表地震动损伤指标的目标值和输出值, 散点越靠近红色直线表示预测结果的误差越小。对比图 7a、b 可知, 主震-长持时及主震-短持时余震地震动作用下的  $R$  值分别为 0.680 14 ~ 0.828 37、0.862 32 ~ 0.942 55, 主震-短持时余震地震动的拟合效果更好, 2 种地震动的误差都在可接受范围内。

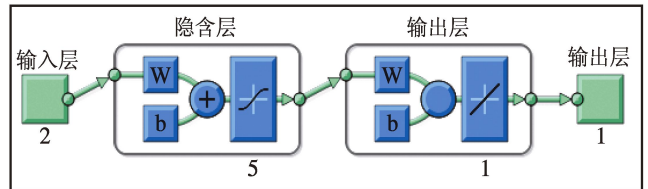


图 6 BP 神经网络模型示意图

Fig. 6 A BP neural network model diagram

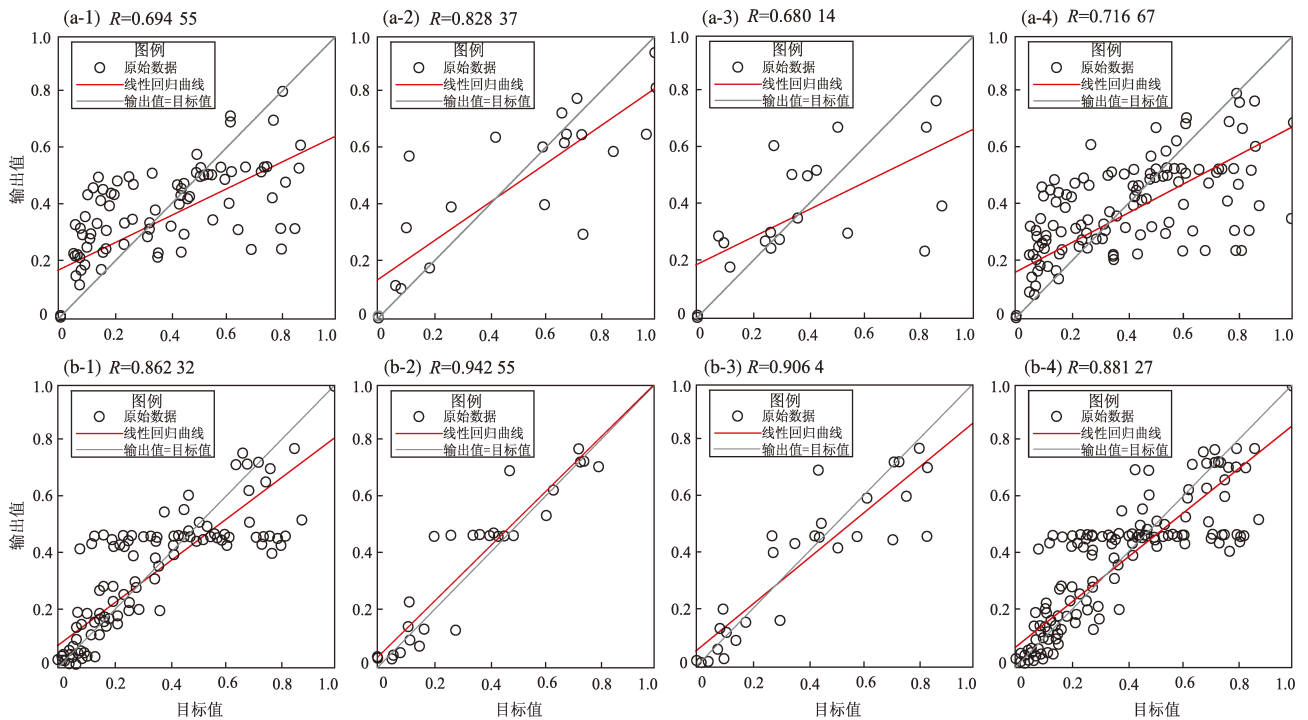


图 7 主震-长持时 (a) 和主震-短持时 (b) 余震序列地震动作用下结构的 BP 神经网络模型训练结果  
Fig. 7 Results from the training of the BP neural network model for the structures subjected to the ground motion of the mainshocks and their long-duration aftershocks (a) and short-duration (b) aftershocks



根据式(4)使用MATLAB绘制基于BP神经网络的易损性曲面如图8所示。由图8a可见,主震-长持时余震地震动作用下,在结构的轻微破坏到中等破坏阶段,曲面两端变化弧度差异较小,表明在该破坏状态下 $S_a(T_1,0.05)$ 和 $CAV$ 对结构失效的影响程度相当;在结构严重破坏阶段,主震 $S_a(T_1,0.05)$ 下的曲面略陡于余震 $CAV$ 下的曲面;在结构完全破坏阶段,主震 $S_a(T_1,0.05)$ 下的曲面变化弧度明显大于余震 $CAV$ 下的曲面,表明主震-长持时余震地震动作用下导致结构最终破坏的因素中主震 $S_a(T_1,0.05)$ 的强度影响占比较大。由图8b可知,主震-短持时余震地震动作用下,在结构的轻微破坏到中等破坏阶段,左右曲面弧度

变化基本类似,表明在该破坏状态下, $S_a(T_1,0.05)$ 和 $CAV$ 对结构失效的影响程度相当;在结构严重破坏阶段,主震 $S_a(T_1,0.05)$ 下的曲面与余震 $CAV$ 下的曲面出现细微差异;在结构完全破坏阶段,主震 $S_a(T_1,0.05)$ 下的曲面弧度开始明显大于余震 $CAV$ 下的曲面弧度,同样表明主震-短持时余震地震动作用下主震 $S_a(T_1,0.05)$ 的强度影响是导致结构破坏的主要因素。对比图8a、b可知,2种地震动作用下的曲面差异主要体现在完全破坏阶段,主震-长持时余震中余震 $CAV$ 的曲面陡于主震-短持时余震中 $CAV$ 的曲面,表明长持时余震对结构的影响要大于短持时余震对结构的影响。在主余震地震动作用下,造成结构倒塌的主要影响是主震强度。

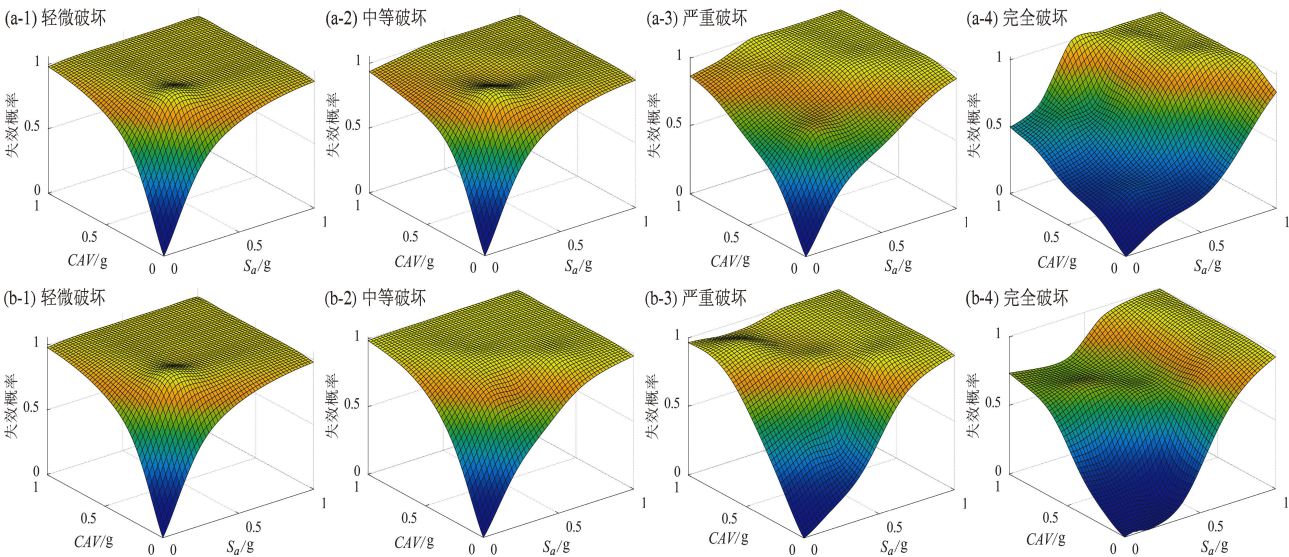


图8 4种破坏状态时主震-长持时(a)及主震-短持时(b)余震序列地震动作用下结构的易损性曲面  
Fig.8 Susceptibility surfaces of structure subjected to the mainshocks and their long-duration (a) and short-duration (b) aftershocks under four damage conditions

将结构的震害等级用相应的结构破坏指标量化,由韩建平(2020)的研究和《建筑抗震设计规范(2016年版)》(GB 50011—2010)可知,结构的破坏状态划分为轻微破坏、中等破坏、严重破坏和完全破坏,性能点对应的性能变量值见表4。

基于BP神经网络模型,罕遇地震作用下 $S_a=0.2187\text{ g}$ ,取 $S_a(T_1,0.05)=0.2187\text{ g}$ , $CAV=0.2、0.4、0.6、0.8、1.0\text{ g}$ ,主震-长持时余震地震动作用下训练出的 $\theta_{\max}$ 预测值为0.0256、0.0344、0.0352、0.0547、0.0584 g,根据式

表4 损伤状态的划分  
Tab.4 Classification of the structure's damage conditions

性能水平	破坏状态			
	轻微破坏	中等破坏	严重破坏	完全破坏
最大层间位移角	1/550	1%	2%	4%
性能变量 $Y_{LS}$	1	0.001~0.1	0.01~1	>1

(4) 计算在4种破坏状态下结构的超越概率;主震-短持时余震地震动作用下训练出的 $\theta_{\max}$ 预测值为0.0173、0.0212、0.0529、0.0570、0.0573 g,根据式(4)计算出在4种破坏状态下结构的超越



概率。2 种地震动作用下结构超越概率对比如图 9 所示。图中 BP 代表基于 BP 神经网络, DA 代表基于主震  $S_a(T_1, 0.05)$  和余震 CAV 为地震动强度指标的双变量易损性函数。

由图 9 得出, 罕遇地震作用下, 结构一定会达到轻微破坏。在主震 - 长持时余震地震动作用下, 结构的失效概率大于主震 - 短持时余震地震动作用下的结构失效概率, 在结构严重破坏到完全破坏阶段, 这种增大更明显。以  $S_a(T_1, 0.05) = 0.2187g$ ,  $CAV = 0.2g$  为例, 主震 - 长持时余震地震动作用下, 4 种破坏状态结构下的失效概率分别为 100%、93.11%、65.16%、24.06%; 主震 -

短持时余震地震动作用下, 4 种破坏状态下结构的失效概率分别为 100%、79.28%、65.16%、10.60%, 可见主震 - 长持时余震地震动造成结构更大的失效概率。在该地震动强度下, 主震 - 长持时余震地震动造成结构倒塌的概率比主震 - 短持时余震地震动增大了 1.27 倍。基于 BP 神经网络生成的易损性曲线斜率变化十分明显, 2 种地震动作用下的结构严重破坏和完全破坏状态斜率都存在“先增大再减小再增大”的趋势, 在曲线的平台期, 结构的失效概率没有发生较大变化, 可能是因为结构在此次持时的余震作用下的损伤没有超过上一个持时的余震作用下的损伤。

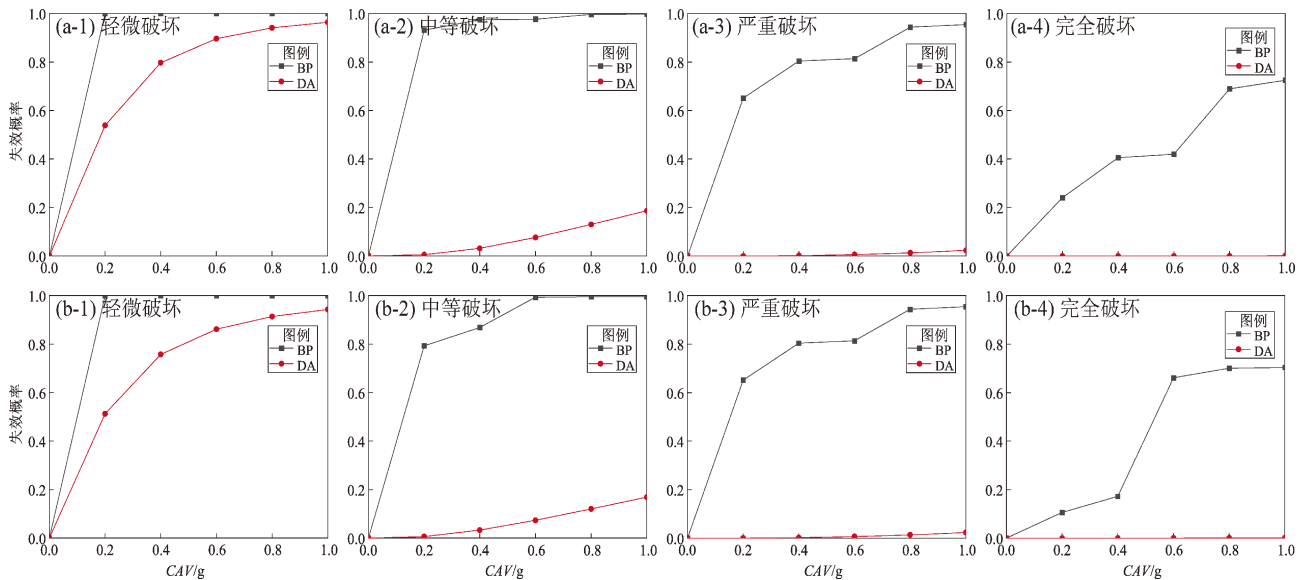


图 9 4 种破坏状态时  $S_a(T_1, 0.05)$  罕遇下主震 - 长持时 (a) 和主震 - 短持时 (b) 余震序列地震动作用下结构超越概率

Fig. 9 The exceeding probability of the structure when the structure is subjected to the rare mainshocks and their long-duration (a) and short-duration (b) aftershocks under four damage conditions

## 5 结论

本文建立地震动强度与结构损伤之间的 BP 神经网络模型, 得到地震动强度与结构损伤之间的非线性关系。利用 MATLAB 建立 BP 神经网络模型, 将 IDA 分析的数据划分为 70% 训练集、15% 验证集和 15% 测试集, 训练得到效果最佳的神经网络模型。利用该神经网络模型来预测不同主震强度和余震持时地震动下结构的损伤, 绘制出基于 BP 神经网络的结构易损性曲面。考虑罕遇地震

下的结构损伤, 对  $S_a(T_1, 0.05)$  罕遇下的结构失效概率进行对比, 得到以下结论:

(1) BP 神经网络最佳训练结果中主震 - 长持时和主震 - 短持时余震地震动作用下的  $R$  值分别为 0.680 14 ~ 0.828 37、0.862 32 ~ 0.942 55。训练出的最佳 BP 神经网络模型具有较高可靠性。

(2) 在主震 - 长持时余震和主震 - 短持时余震这两种地震动作用下结构的易损性曲面差异主要体现在完全破坏阶段, 主震 - 长持时余震地震动中余震 CAV 的曲面陡于主震 - 短持时余震地震动中 CAV 的曲面, 可见长持时余震地震动对结构

的影响要大于短持时余震地震动。

(3) 罕遇地震作用下, 主震-长持时余震地震动相较于主震-短持时余震地震动会造成结构更大的失效概率。以  $S_a(T_1, 0.05) = 0.2187g$ ,  $CAV=0.2g$  为例, 在该地震动强度下, 主震-长持时余震地震动造成结构倒塌的概率比主震-短持时余震地震动增大了1.27倍。采用BP神经网络生成的易损性曲线斜率变化十分明显, 能够有效地反映输入输出映射关系。

### 参考文献:

- 蔡斌, 许龙飞, 郝丽妍. 2019. 基于BP神经网络的受火后RC梁钢筋温度预测[J]. 北方建筑, 4(4): 23-27.
- Cai B, Xu L F, Hao L Y. 2019. Prediction of reinforcement temperature of post-fire reinforced concrete beams based on back-propagation neural networks [J]. Northern Architecture, 4(4): 23-27. (in Chinese)
- 程诗焱, 韩建平, 于晓辉, 等. 2021. 基于BP神经网络的RC框架结构地震易损性曲面分析: 考虑地震动强度和持时的影响[J]. 工程力学, 38(12): 107-117.
- Cheng S Y, Han J P, Yu X H, et al. 2021. Seismic fragility surface analysis of RC frame structures based on BP neural networks: Accounting for the effects of ground motion intensity and duration[J]. Engineering Mechanics, 38(12): 107-117. (in Chinese)
- 程诗焱. 2020. 考虑地震动持时影响的RC框架结构易损性研究[D]. 兰州: 兰州理工大学.
- Cheng S Y. 2020. Investigation on seismic fragility analysis of RC frame structures accounting for ground motion duration [D]. Lanzhou: Lanzhou University of Technology. (in Chinese)
- 范宜梅, 王欣, 戴岚欣, 等. 2022. 2022年 $M_s6.8$ 级泸定地震诱发地质灾害特征与空间分布规律研究[J]. 工程地质学报, 30(5): 1504-1516.
- Fan X M, Wang X, Dai L X, et al. Characteristics and spatial distribution pattern of  $M_s6.8$  Luding earthquake occurred on September 5, 2022 [J]. Journal of Engineering Geology, 30(5): 1504-1516. (in Chinese)
- 韩建平, 李军. 2020. 考虑主余震序列影响的低延性钢筋混凝土框架易损性分析[J]. 工程力学, 37(2): 124-133.
- Han J P, Li J. 2020. Seismic fragility analysis of low-ductile RC frame accounting for the influence of mainshock-aftershock sequences [J]. Engineering Mechanics, 37(2): 124-133. (in Chinese)
- 何正风. 2016. MATLAB R2015b 神经网络技术[M]. 北京: 清华大学出版社.
- He Z F. 2016. MATLAB R2015b neural network technology [M]. Beijing: Tsinghua University Press. (in Chinese)
- 孔令峰. 2019. 地震动持时对结构地震反应影响[D]. 哈尔滨: 中国地震局工程力学研究所.
- Kong L F. 2019. Effect of earthquake duration on seismic response of structures [D]. Harbin: Institute of Engineering Mechanics, China Earthquake Administration. (in Chinese)
- 李喜梅, 李明睿, 母渤海. 2021. 人工主余震作用下桥墩结构损伤预测评估分析[J]. 地震工程学报, 43(6): 1402-1408.
- Li X M, Li M R, Mu B H. 2021. Damage prediction and evaluation of bridge pier structures under artificial mainshock-aftershock sequences [J]. China Earthquake Engineering Journal, 43(6): 1402-1408. (in Chinese)
- 刘全明. 2022. 基于粗粒度并行遗传算法和机器学习的隔震结构优化设计研究[D]. 兰州: 兰州理工大学.
- Liu Q M. 2022. Research on optimal design of isolated structure based on parallel genetic algorithm and machine learning [D]. Lanzhou: Lanzhou University of Technology. (in Chinese)
- 孙小云, 韩建平, 党育, 等. 2018. 地震动持时对考虑梁柱节点区不同破坏模式RC框架的地震易损性影响[J]. 工程力学, 35(5): 193-203.
- Sun X Y, Han J P, Dang Y, et al. 2018. Effect of ground motion duration on seismic fragility of RC frames with different beam-column joint failure modes [J]. Engineering Mechanics, 35(5): 193-203. (in Chinese)
- 王新悦. 2018. 框架-核心筒混合结构在主余震序列作用下的易损性分析[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学.
- Wang X Y. 2018. Fragility analysis of a frame-core tube hybrid structure under mainshock-aftershock sequences [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology. (in Chinese)
- 温卫平, 籍多发, 虞亦琦, 等. 2021. 考虑余震影响的RC框架结构抗震设计方法[J]. 土木工程学报, 54(2): 43-49.
- Wen W P, Ji D F, Yu Y Q, et al. 2021. Seismic design method of RC frame structures considering effects of aftershocks [J]. China Civil Engineering Journal, 54(2): 43-49. (in Chinese)
- 徐峥匀, 钱松荣. 2022. 基于BP神经网络的桥梁损伤识别研究[J]. 软件导刊, 21(12): 53-57.
- Xu Z Y, Qian S R. 2022. Research on bridge damage identification based on BP neural network [J]. Software Guide, 21(12): 53-57. (in Chinese)
- 于晓辉, 马富梓, 吕大刚. 2020. 考虑多次余震的钢筋混凝土框架结构地震损伤分析[J]. 建筑结构学报, 41(S2): 19-26.
- Yu X H, Ma F Z, Lyu D G. 2020. Seismic damage analyses of reinforced concrete frame structures considering multiple aftershocks [J]. Journal of Building Structures, 41(S2): 19-26. (in Chinese)
- 张挺. 2018. 主余震序列作用下SRC框架-核心筒结构易损性分析[D]. 西安: 西安建筑科技大学.
- Zhang T. 2018. Seismic fragility analysis of SRC frame-core wall structure under mainshock-aftershock sequences [D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology. (in Chinese)
- 周枚, 张玥, 彭挺. 2004. RC桥梁承载力BP神经网络预测模型[J]. 公路与汽运, (3): 68-70.
- Zhou M, Zhang Y, Peng T. 2004. BP Neural network prediction model for

- RC girder bridge load carrying capacity[J]. Highways & Automotive Applications, (3):68–70. (in Chinese)
- GB 50011—2010, 建筑抗震设计规范(2016 年版)[S].
- GB 50011—2010, Code for seismic design of buildings (2016 edition) [S]. (in Chinese)
- Chandramohan R, Baker J W, Deierlein G G. 2016. Quantifying the influence of ground motion duration on structural collapse capacity using spectrally equivalent records[J]. 32(2):927–950.
- FEMA 356. 2000. Prestandard and commentary for the seismic rehabilitation of buildings[S]. Washington D C.
- Hammer B. 2001. Neural Smithing-supervised learning in feedforward artificial neural networks[J]. Pattern Analysis & Applications, (1):73–74.
- Qiao Y, Lu D, Yu X. 2022. Shaking table tests of a reinforced concrete frame subjected to mainshock-aftershock sequences[J]. Journal of Earthquake Engineering, 26(4):1693–1722.
- Ruiz-Garcia J. 2012. Mainshock-aftershock ground motion features and their influence in building's seismic response[J]. Journal of Earthquake Engineering, 16(5):719–737.
- Simon H. 2008. Neural networks and learning machines (3rd Edition) [M]. Prentice Hall Hamilton, Ontario, Canada.
- Wen W, Ji D, Zhai C. 2022. Cumulative damage of structures under the mainshock-aftershock sequences in the near-fault region[J]. Journal of Earthquake Engineering, 26(4):2088–2102.
- Yin Y J, Li Y. 2011. Loss estimation of light-frame wood construction subjected to mainshock-aftershock sequences[J]. ASCE Journal of Performance of Constructed Facilities, 25(6):504–513.
- Zhang Y, Wang Z, Jiang L, et al. 2023. Seismic fragility analysis of masonry structures considering the effect of mainshock-aftershock sequences[J]. Engineering Structures, 275(Part B):115287.

## Vulnerability Analysis of the RC Framework Structure Subjected to the Mainshock – aftershock Sequence Based on BP Neural Network

DENG Xisheng<sup>1</sup>, ZHOU Zijuan<sup>1</sup>, LAI Xinyue<sup>2</sup>, LIN Jiacong<sup>3</sup>, ZHU Yilin<sup>1</sup>

(1. School of Civil Engineering and Geomatics, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, Sichuan, China)

(2. School of Civil Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, Sichuan, China)

(3. Fujian No. 1 Construction Group Co., Ltd., Sanming 365001, Fujian, China)

### Abstract

In order to study the vulnerability of the RC frame structure under the action of the mainshock – aftershock earthquake sequence, we design a 6-layer RC frame structure. By selecting recordings of the ground motion of the mainshock – aftershock sequence containing aftershocks with different durations, we respectively synthesize 20 sets of mainshock – aftershock sequence containing long-duration aftershocks and 20 sets of mainshock – aftershock sequence containing short-duration aftershocks. We select the intensity index of the ground motion  $IM$  as the predictive variable, and input all the ground motions of the 40 sets of mainshock – aftershock sequence into the structure for IDA analysis. Then we take the IDA analysis results as the neural network database to train the best BP neural network model. Thus, we get the vulnerable surface of the BP neural network. On this basis we obtain the relationship between the  $IM$  and the maximum interlayer displacement angle of the structure. We find that the mainshock – aftershock sequences containing long-duration aftershocks impacts the structure greater than the ones containing short-duration aftershocks. The vulnerability function based on BP neural network can better reveal the damage to the structure.

**Keywords:** mainshock – aftershocks; duration; BP neural networks; RC frame structure; fragility surface