夏蕊芳,程国庆.LM-BP神经网络在震后建筑损失评估模型中的应用[J].地震工程学报,2019,41(1):208-214.doi:10.3969/j.issn.1000-0844.2019.01.208
XIA Ruifang,CHENG Guoqing.Application of the LM-BP Neural Network in the Economic Loss Assessment Model for Post-earthquake Buildings[J].China Earthquake Engineering Journal,2019,41(1):208-214.doi:10.3969/j.issn.1000-0844.2019.01.208

LM-BP神经网络在震后建筑损失评估模型中的应用

夏蕊芳[1],程国庆[2]
(1. 湖北工程学院土木工程学院,湖北 孝感 432000;2. 湖北孝感供电公司,湖北 孝感 432000)

摘要:当前震后建筑经济损失评估模型得到的震后建筑经济损失评估精确度、效率低,针对单一神经网络易产生局部极值等问题,对神经网络方法进行了改进,提出LM-BP神经网络在震后建筑损失评估模型中的应用。输入样本要素为影响震后建筑经济损失的5项因素,输出样本是震后建筑经济损失评估结果,在此基础上采用LM-BP神经网络将训练转化成最小二乘问题,结合LM算法重新定义隐含层节点数量,构建基于LM-BP的神经网络震后经济损失评估模型,采用该模型获取最优震后建筑经济损失评估结果。仿真实验结果表明,所设计的评估模型最小评估误差为0.1%,相比同类模型具有高精确度的优势,是一种可靠的震后建筑经济损失评估模型。

关键词:震后;建筑经济损失;LM-BP神经网络;最小二乘;评估
中图分类号:F222　　**文献标志码**:A　　**文章编号**:1000-0844(2019)01-0208-07
DOI:10.3969/j.issn.1000-0844.2019.01.208

Application of the LM-BP Neural Network in the Economic Loss Assessment Model for Post-earthquake Buildings

XIA Ruifang[1], CHENG Guoqing[2]
(*1.School of Civil Engineering, Hubei Engineering University, Xiaogan 432000, Hubei, China;*
2.Hubei Xiaogan Power Supply Company, Xiaogan 432000, Hubei, China)

Abstract: The current model for the post-earthquake economic loss assessment of buildings has low evaluation accuracy and efficiency. In this work, the neural network method is improved, and the application of the LM-BP neural network in the post-earthquake loss assessment model of buildings is proposed to resolve the problem of the easy production of the local extremum by the single neural network. The input sample elements are five factors that affect the post-earthquake economic loss of buildings, and the output samples are the evaluation results of the post-earthquake economic loss of buildings. The LM-BP neural network is used to transform the training set into the least-squares problem, and the number of hidden layer nodes is redefined through combination with the LM algorithm. The model based on the LM-BP neural network for post-earthquake economic loss evaluation is constructed and used to obtain the optimal evaluation results for the post-earthquake economic loss of

收稿日期:2018-08-01
基金项目:湖北省教育厅科学技术研究项目(B2018162);湖北省教育厅人文社会科学研究项目(18Y131)
第一作者简介:夏蕊芳(1981-),女,湖北孝感人,讲师,硕士,研究方向为工程管理。E-mail:xrf13797120960@126.com。

buildings. Simulation results show that the minimum evaluation error of the proposed model is 0.1%. Given its high accuracy, the proposed model is a more reliable model for the assessment of the post-earthquake economic loss of buildings than other models.

Keywords: post-earthquake; construction economic loss; LM-BP neural network; least squares; evaluation

0 引言

地震灾害带给人类的经济损失、人员损失不容小觑,城市中地震经济损失的准确评估至关重要,震后建筑物的损坏严重影响城市灾民的居住与生活[1],合理评估震后经济损失能够为地震灾害实时救援提供有力的数据支持,方便震后灾区家园的重新建设[2],因此,寻找高质量的震后建筑经济损失评估方法十分关键。

国内现有的震后建筑经济损失评估方法较多,文献[3]采用基于投入产出分析的震后建筑经济损失评估模型,从建筑物的投入与产出两方面,统计震后建筑物的经济损失情况,统计得到的震后建筑经济损失数据比较片面,导致评估结果误差较大;文献[4]中提出基于最大似然法的震后经济损失评估模型,容易陷入局部最优解状态,获取的震后建筑经济损失评估结果可信度较低;文献[5]采用分区分类方法评估工程地震直接经济损失,从影响地震经济损失的各个因素出发,企图全面掌握震后建筑经济损失情况,准确预测经济损失评估结果,但是该方法在训练过程中易出现过度拟合状态,得到的震后经济损失评估结果误差较大。

针对上述震后建筑经济损失评估模型与方法存在的问题,本文对神经网络进行改进,因为单一的神经网络易陷入局部极值状态,且收敛时间较长,为获取最优的震后建筑经济损失评估结果,设计基于LM-BP 神经网络震后建筑经济损失评估模型,该模型存在两大特点[6],其一,在神经网络基础上,将网络训练转化成最小二乘问题,能够解决神经网络收敛用时长的问题;其二,限制 LM-BP 神经网络训练的迭代次数,避免训练陷入局部极值状态。因此,采用本文模型,能够确保震后建筑经济损失评估精确度的同时提高评估效率,并进行仿真实验对效率评估效果进行验证,为震后快速救援、灾区家园重建提供可靠分析依据。

1 震后建筑经济损失评估模型

1.1 传统基本模型设计

评估模型设计多采用误差反向传播算法的多层前向神经网络即 BP 神经网络,原理如下:学习样本用 p_n 表示,相应的期望输出样本用 g_n 表示,真实的输出样本用 q_n 表示,神经网络的权值与阈值依靠 q_n 同 g_n 的差值进行调整[7],令输出值最大限度符合预期,输出误差平方和最小值。

假设存在一个三层神经网络,其包含输入神经元 j 个,隐含层神经元 c 个,输出神经元 i 个,那么,隐含层内第 m 个输入神经元用式(1) 表示:

$$q_m = f_m\left(\sum_{n=1}^{j}\omega_{nm}p_n + b_m\right)(m=1,2,\cdots,c) \quad (1)$$

式中:q_m 表示隐含层第 m 个输入神经元;p_n 表示输入学习样本;b_m 表示输入层到隐含层的阈值;ω_{nm} 表示输入因素的权重。

式(2) 描述了输出层内第 h 个神经元的输出:

$$q_h = f_h\left(\sum_{m=1}^{c}\omega_{mh}q_m + b_h\right)(h=1,2,\cdots,i) \quad (2)$$

式中:q_h 表示第 h 个真实输出神经元;ω_{mh} 表示输出神经元的权重;b_h 表示隐含层到输出层的阈值。

神经网络设置的误差函数如式(3) 所示:

$$e(\omega,b)=\frac{1}{2}\sum_{h=1}^{i}(g_h-q_h)^2 \quad (3)$$

式中训练误差用 $e(\omega,b)$ 描述,期望输出样本用 g_h 描述。

式(4) 描述了输出层变化后的状态:

$$\Delta\omega_{mh} = -\varepsilon\frac{\delta e}{\delta\omega_{mh}} = -\varepsilon\frac{\delta e}{\delta\omega_{mh}}\cdot\frac{\delta q_h}{\delta\omega_{mh}} = \varepsilon(g_h-q_h)f_h q_m = \varepsilon\vartheta_{mh}q_n \quad (4)$$

式中:学习速度用 ε 描述;δ 为常数;$\vartheta_{mh}=(g_h-q_h)f_h=e_h f_h$。

与上述公式原理相似,获取式(5):

$$\Delta b_h = -\varepsilon\frac{\delta e}{\delta b_h} = -\varepsilon\frac{\delta e}{\delta q_h}\cdot\frac{\delta q_h}{\delta b_h} = \varepsilon(t_h-y_h)f_h y_m = \varepsilon\vartheta_{mh} \quad (5)$$

据此构建基于神经网络的震后建筑经济损失评估模型,用图 1 描述。图 1 中,将震级、建筑损坏面积、建筑损坏程度、人均 GDP、受灾人口 5 个因素作为震后建筑经济损失评估的输出样本[8],因此,输入层神经元数量是 5,经过专家分析与尝试,设置隐含层神经元数量为 4,则输出层神经元数量为 1。

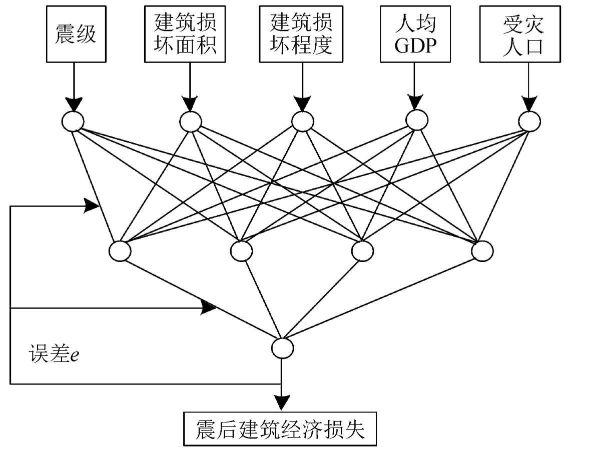

图 1 基于神经网络的震后建筑经济损失评估模型

Fig.1 Economic loss assessment model based on neural network for post-earthquake buildings

神经网络具有自适应能力强、泛化水平高等优点，采用神经网络构建震后建筑经济损失评估模型能够获取比较可靠的评估结果，但是采用单一的神经网络易陷入局部极值状态，且存在收敛用时长的缺陷，为获取最优的震后建筑经济损失评估结果，对神经网络加以改进，得到基于 LM-BP 神经网络的震后建筑经济损失评估模型。

1.2 基于 LM-BP 的神经网络震后建筑经济损失评估模型

1.2.1 LM-BP 神经网络评估模型的构建与训练

LM 算法属于非线性最小二乘法的一种，采用模型函数对待评估参数向量做线性近似，该步骤在其领域内完成，不考虑大于二价的导数项[9]，将网络训练转化成最小二乘问题，因此，基于 LM-BP 神经网络能够解决传统神经网络收敛用时长的问题。与神经网络相似，基于 LM-BP 神经网络同样容易陷入局部极值状态[10]，可通过设置迭代次数避免 LM-BP 神经网络这一缺陷[11]，当 LM-BP 神经网络训练迭代次数达到限定时暂停，赋予 LM-BP 神经网络新的权值与阈值，开始新的迭代训练，直到获取期望的结果时停止。

结合 LM 算法与神经网络，得到 LM-BP 神经网络，同样震级、建筑损坏面积、建筑损坏程度、人均 GDP、受灾人口是 LM-BP 神经网络评估震后建筑经济损失的 5 项因素，将此作为 LM-BP 神经网络训练的输入层，所以 LM-BP 神经网络的输入层节点数量为 5 个，输出层节点数量为 1 个，通过逐个尝试可得到隐含层的节点数量，式(6)为确定隐含层节点数量提供了借鉴：

$$d=\sqrt{x+y+r} \tag{6}$$

式中：隐含层节点数量用 d 表示，输出层节点的数量用 x 表示，输出层节点数量用 y 表示，r 的取值在 0～10 之间，且为自然数。在 LM-BP 神经网络训练过程中，值得注意的是，前阶段网络的训练能力与泛化能力成正比，均处于上升阶段，直到两者达到一定值时，泛化能力开始下滑[12]。高训练精度与大量训练样本之间的矛盾造成网络过拟合，导致网络泛化能力降低。可通过设置验证样本的方式解决泛化能力下降的问题，在验证样本训练过程中，若样本精度随着网络精度的提高而下降，则立即终止网络的训练[13-15]。基于 LM-BP 的神经网络的训练步骤用图 2 描述。由该图可知，当模型训练过程中出现过拟合、不收敛现象时，不进行样本训练；当训练误差不符合预期标准时，重新进行网络训练，直至样本训练误差符合预期值，得出输出模型训练结果。

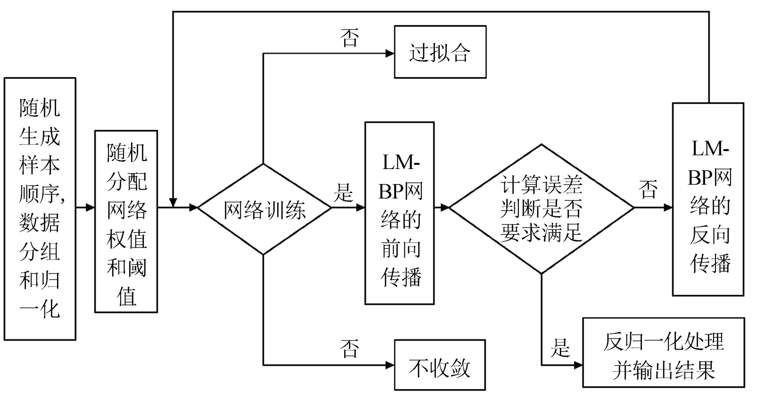

图 2 LM-BP 神经网络的训练步骤

Fig.2 Training steps of LM-BP neural network

1.2.2 模型构建

设计基于 LM-BP 的神经网络震后建筑经济损失评估模型，其输入层、隐含层、输出层的数量为 1，有 5 个节点存在于输入层中，有 4～12 个节点存在

于隐含层中，输出层节点的数量则为 1。LM-BP 震后建筑经济损失评估模型的训练在仿真软件上进行，为获取最优的网络训练拟合结果，结合式(6)中的方法，确定隐含层节点数量为 5。基于 LM-BP 的改进神经网络震后建筑经济损失评估模型用图 3 描述。

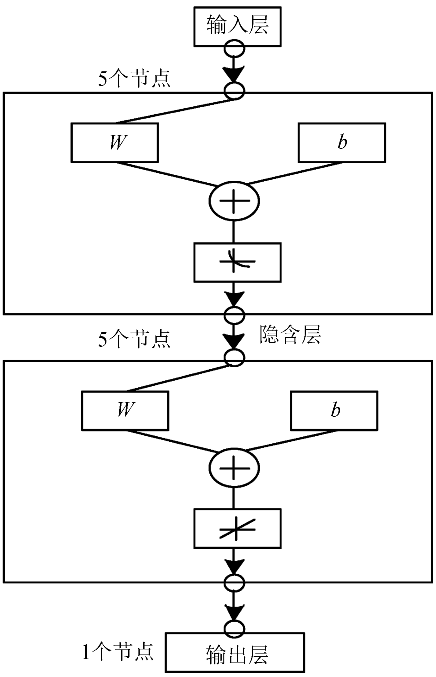

图 3　LM-BP 神经网络震后建筑经济损失评估模型

Fig.3　Economic loss assessment model based on LM-BP neural network for post-earthquake buildings

图 3 中，LM-BP 神经网络中的 5 个输入节点分别为震级、建筑损坏面积、建筑损坏程度、人均 GDP、受灾人口，即 5 个震后建筑经济损失影响因素[16]，最后输出的 1 个节点为震后建筑经济损失评估结果。

LM-BP 神经网络输入层到隐含层的权值矩阵用 $IW\{1,1\}$ 描述，阈值矩阵用 $b\{1\}$ 描述，LM-BP 神经网络隐含层到输出层的权值矩阵用 $LW\{2,1\}$ 描述，阈值矩阵用 $b\{2\}$ 描述。

输入层中震后建筑经济损失评价指标对与最终输出建筑经济损失结果的影响程度，可通过输入层到隐含层的权重值、隐含层到输出层的权重值获取[17-18]。不同输入评价指标权重的获取过程如下：

首先，采用式(7) 获取相关显著性系数：

$$t_{nm}=\sum_{h=1}^{p}W_{nh}(1-e^{-W_{mh}})/(1+e^{-W_{mh}}) \tag{7}$$

其次，采用式(8) 获取相关指数：

$$T_{nm}=\left|(1-e^{-t_{mn}})/(1+e^{-t_{mn}})\right| \tag{1}$$

最后，采用式(9) 获取震后建筑经济损失评价指标的权重指数：

$$G_{nm}=T_{nm}/\sum_{n=1}^{j}T_{nm} \tag{9}$$

上述公式中，LM-BP 神经网络的输入层单元用 i 描述，且符合条件 $n=1,2,3,\cdots,i$；LM-BP 神经网络的输出层单元用 m 描述，且有 $m=1$；改进的 LM-BP 神经网络隐含层的第 h 个节点同输出层的权重值用 W_{mh} 描述，第 n 输入变量同隐含层间的相关显著性系数、相关指数分别用 t_{nm}、T_{nm} 描述，第 n 输入变量对输出的震后建筑经济损失评估结果的影响用 G_{nm} 描述。

基于 LM-BP 的神经网络震后建筑经济损失评估模型输出震后建筑经济损失评估结果。

2　实验分析

2.1　模型预测性能分析

为验证本文模型在震后建筑经济损失评估方面的有效性，对其展开仿真实验。实验样本来自某地震应急救灾公司，样本记录了某国家 2007—2016 年地震震后建筑经济损失相关数据，共计地震 18 次。将该样本的 66％作为训练样本，17％作为测试样本，其余 17％作为验证样本。实验样本经过无量纲处理后，能够确保实验的科学性与可靠性，为防止本文模型出现过拟合带来的弊端，设置样本误差连续三次增加，则停止训练。采用本文模型进行样本训练，输入变量对输出变量的影响权重如表 1 所列，结果分别用图 4、图 5 描述。图 4 描述了本文模型在训练样本、测试样本以及验证样本中训练得到的误差情况，图 5 描述了本文模型的预测值与实际值对比情况。

表 1　输入变量对输出变量的影响权重

Table 1　Influence weights of input variables on output variables

输入变量	权重
震级	0.123
建筑损坏面积	0.183
建筑损坏程度	0.086
受灾人口	0.166
人均 GDP	0.188

由图 4 可知，在实验步数为 6 之前，随着实验步数的增加，本文模型训练三种样本的误差逐渐降低，且在步数为 6 时达到目前训练误差的最优状态，验证了本文模型泛化能力强的优点；在步数 6～9 之间，验证样本的误差不断增加，这与本文模型在样本

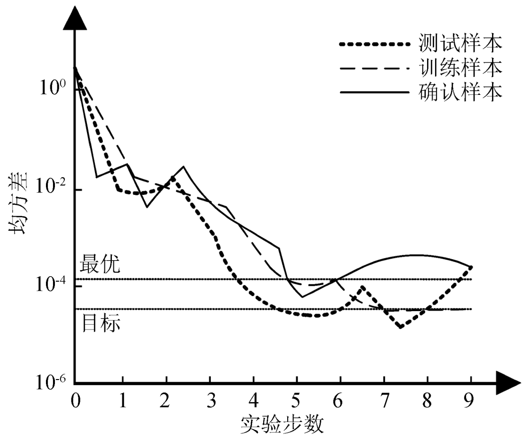

图 4　三种样本训练误差对比曲线

Fig.4　Comparison between training errors of three samples

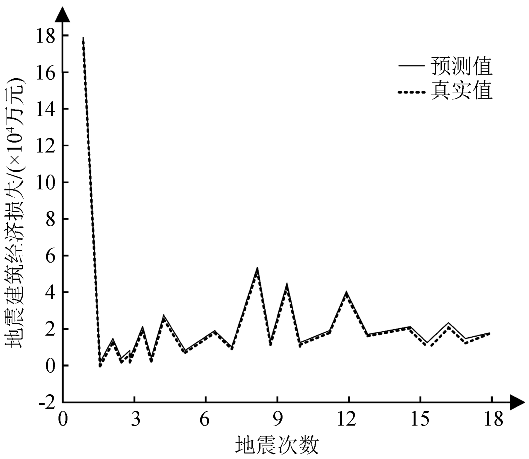

图 5　本文模型的预测值与实际值对比

Fig.5　Comparison between predicted and actual values of this model

训练过程中易出现过拟合的现象相符，此过程中，训练样本的误差逐渐减小，测试样本误差逐渐增大，该现象表明本文模型开始进入过拟合；由于实验对防止过拟合进行了相关设置，在步数为 9 时及时停止了实验，避免本文模型在样本训练中的误差过大，且此时训练样本的误差达到了目标误差值。

由图 5 可知，本文模型预测值与实际值高度吻合，横坐标描述的地震次数即地震样本数据，将每次地震作为一个样本数据，所以实验采用的训练样本为第 1～12 个地震样本数据，确认样本为第 13～15 个地震样本数据，预测样本为第 16～18 个地震样本数据。据此结合图 5 能够看出，训练样本与确认样本的拟合程度好，预测样本得到的数据实际值吻合程度上较高，验证了本文模型在震后建筑经济损失评估方面的有效性与可靠性。另外，采用本文模型预测的评估结果相对误差情况用表 2 描述。

表 2　预测样本的相对误差

Table 2　Relative error of predicted samples

相对误差/%	测试样本实际输出/万元	测试样本目标结果/万元
11.87	10 438.58	9 331
8.87	3 104.472	2 856
0.43	5 413.18	5 390

根据表 2 中描述的数据可知，随着测试的进行，本文模型的震后建筑经济损失误差逐渐降低，且在实验结束时的误差仅为 0.43%，能够准确实现震后建筑经济损失的有效预测。

2.2　评估性能对比

为突出本文模型优势，引用基于投入产出分析的震后经济损失评估模型进行对比实验，选取 2000—2018 年某国家地震级数在 5 级及以上，地震次数为 10 次作为仿真实验的数据，增加样本训练与震后建筑经济损失评估预测的难度，将震级、建筑损坏面积、建筑损坏程度、人均 GDP、受灾人口等 5 个因素作为样本训练的输入变量，震后建筑经济损失评估作为输出变量，同样对实验数据实施无量纲化操作，确保实验结果的真实性与可靠性。

本文模型与基于投入产出分析的震后经济损失评估模型的震后建筑经济损失评估结果对比情况如表 3 所列。

表 3　本文模型与传统模型的相对误差对比

Table 3　Comparison between relative errors of the proposed model and the traditional model

观测值	本文模型	相对误差	基于投入产出分析的震后经济损失评估模型预测值	相对误差
10 263	10 457.997	0.019	17 467.626	0.702
7 087.12	6 491.801 92	0.084	10 517.286 08	0.484
1 820	2 158.52	0.186	3 270.54	0.797
3 660	3 784.44	0.034	3751.5	0.025
3 650	3 416.4	0.064	2 007.5	0.450
43 000	42 957	0.001	18 060	0.580
7 010.06	6 133.802 5	0.125	2 846.0843 6	0.594
误差均值	-	0.073	-	0.519

由表 3 能够看出，本文模型仅在第 3 次、第 7 次测试中的评估误差大于 10%，分别为 18.6%、12.5%，基于投入产出分析的震后经济损失评估模型在这两次测试中的评估误差分别比本文模型高出 61.1%、46.9%；在另外 5 次测试中，本文模型的评估误差均小于 10%，且在第 6 次测试中的误差最小，仅为 0.1%，此时基于投入产出分析的震后经济损失评估模型评估误差为 58.0%，远远高于本文模型；整体看来，本文模型的评估误差均值为 7.3%，基于投入产出分析的震后经济损失评估模型的评估误差均值为 51.9%，相比本文模型高出 44.6%。通过上述数据可知，本文模型在震后建筑经济损失评估方面的精确度高、误差小，因此本文模型的评估性能较优，相比同类模型具有很强的优势。

本文模型评估震后建筑经济损失精确度高是因为：本文模型在单一神经网络基础上引入 LM 算法，将网络训练转化成最小二乘问题，通过设置迭代次数的方式避免 LM-BP 神经网络陷入局部极值状态，提高了模型的训练精确度。

3　结论

本文为了提高震后建筑经济损失评估的精度，对神经网络进行改进，设计了基于 LM-BP 的神经网络震后建筑经济损失评估模型。该模型包含输入层、隐含层、输出层，将影响震后建筑经济损失的 5 项因素作为输入样本，经过隐含层的学习，得到震后建筑经济损失评估结果。在此过程中，本文模型将神经网络训练转化成最小二乘问题，有效缩短了网络收敛用时，提高训练效率，这是本文模型的特点之一；同时，本文模型设置网络训练的迭代次数，避免 LM-BP 神经网络局部极值，当 LM-BP 神经网训练迭代次数达到限定时终止测试，赋予 LM-BP 神经网新的权值与阈值，开始新的迭代训练，获取期望结果时停止，这是本文模型的另一特点，通过该步骤解决了神经网络容易陷入局部极值的问题。基于这两大特点，本文模型实现了震后建筑经济损失高效、准确评估。在震后建筑经济损失评估仿真实验中得出，本文模型的预测值与实际值基本一致，最小评估误差仅为 0.1%，相比同类模型具有较高的预测精度。本文模型在评估精确度、评估效率方面满足了震后建筑经济损失评估的需求，为震后灾区快速应急、救援提供了科学的分析依据，并以此为前提展开震后灾区家园重建工作，达到事半功倍的效果。

参考文献(References)

[1] 陆坤权，曹则贤.地震原理新论：兼述地震预测的科学基础[J].物理，2018，47(4)：211-229.
LU Kunquan，CAO Zexian. On the Novel Principle of Earthquake and Its Predictability[J].Physics，2018，47(4)：211-229.

[2] 温留汉·黑沙，张永山，汪大洋.工程结构地震易损性与经济损失评估研究现状[J].建筑科学与工程学报，2015，32(6)：17-29.
WENLIU Han Heisha，ZHANG Yongshan，WANG Dayang. Review on Seismic Vulnerability and Economic Loss Assessment of Engineering Structures[J].Journal of Architecture and Civil Engineering，2015，32(6)：17-29.

[3] 魏本勇，苏桂武.基于投入产出分析的汶川地震灾害间接经济损失评估[J].地震地质，2016，38(4)：1082-1094.
WEI Benyong，SU Guiwu. Assessment on Indirect Economic Loss of Wenchuan Earthquake Disaster Based on Input-Output Analysis[J].Seismology and Geology，2016，38(4)：1082-1094.

[4] 张加庆.基于大数据的地震损失价值评估模型设计[J].地震工程学报，2018，40(2)：356-362.
ZHANG Jiaqing.Design of Earthquake Loss Value Evaluation Model Based on Big Data[J].China Earthquake Engineering Journal，2018，40(2)：356-362.

[5] 谢全敏，宋啸，杨文东.基于功效系数法的滑坡灾害风险评估研究[J].水利水电技术，2017，48(6)：120-123.
XIE Quanmin，SONG Xiao，YANG Wendong. Efficacy Coefficient Method-based Study on Landslide Disaster Risk Assessment[J]. Water Resources and Hydropower Engineering，2017，48(6)：120-123.

[6] 王子珺，赵伯明.高速铁路地震预警线路场地地震动快速准确预测方法[J].中国铁道科学，2016，37(6)：128-134.
WANG Zijun，ZHAO Boming. Fast and Accurate Prediction Method for Track Ground Motion in Earthquake Early Warning for High Speed Railway[J].China Railway Science，2016，37(6)：128-134.

[7] 梁喜，刘雨.基于模糊神经网络的建筑工程造价预测模型[J].技术经济，2017，36(3)：109-113.
LIANG Xi，LIU Yu.Predicting Model for Construction Engineering Cost Based on Fuzzy Neural Network[J].Technology Economics，2017，36(3)：109-113.

[8] 李扬，孙泽烨，胡镜清.改进的神经网络综合评价模型研究[J].数学的实践与认识，2015，45(10)：59-68.
LI Yang，SUN Zeye，HU Jingqing.Study on the Novel Neural Network Comprehensive Evaluation Model with Expert and Fuzzy System[J].Mathematics in Practice and Theory，2015，45(10)：59-68.

[9] MICHEL C，GUÉGUEN P，CAUSSE M.Seismic Vulnerability Assessment to Slight Damage Based on Experimental Modal Parameters[J].Earthquake Engineering & Structural Dynam-

ics,2012,41(1):81-98.

[10] 刘勇,方伍宝,李振春,等.基于叠前地震的脆性预测方法及应用研究[J].石油物探,2016,55(3):425-432.
LIU Yong,FANG Wubao,LI Zhenchun,et al.Brittleness Prediction and Application Based on Pre-stack Seismic Inversion [J].Geophysical Prospecting for Petroleum,2016,55(3):425-432.

[11] 熊岩,赵成勇,许建中.模块化多电平换流器电容电压均衡排序算法综述[J].电力工程技术,2017,36(2):1-8.
XIONG Yan,ZHAO Chengyong,XU Jianzhong.A Review of Ranking Algorithms for MMC Capacitor Voltages Balancing [J].Jiangsu Electrical Engineering,2017,36(2):1-8.

[12] 张加庆.基于大数据的地震损失价值评估模型设计[J].地震工程学报,2018,40(2):356-362.
ZHANG Jiaqing.Design of Earthquake Loss Value Evaluation Model Based on Big Data[J].China Earthquake Engineering Journal,2018,40(2):356-362.

[13] HWANG S H,LIGNOS D G.Nonmodel-based Framework for Rapid Seismic Risk and Loss Assessment of Instrumented Steel Buildings[J].Engineering Structures,2018,156:417-432.

[14] 朱汉波,梁兴文,党英杰.框架-剪力墙结构基于地震强度的新一代抗震性能评估方法研究[J].振动与冲击,2017,36(10):140-148.
ZHU Hanbo,LIANG Xingwen,DANG Yingjie.New Generation of Seismic Performance Evaluation Method for Frame-Shear Wall Structures Based on Seismic Intensity[J].Journal of Vibration and Shock,2017,36(10):140-148.

[15] CIOCCA G,CAROSA E,STORNELLI M,et al.Post-Traumatic Stress Disorder,Coping Strategies and Type 2 Diabetes:Psychometric Assessment after L'Aquila Earthquake[J].Acta Diabetologica,2015,52(3):513-521.

[16] 郭继东,杨月巧.地震应急物资需求预测的模糊案例推理技术[J].中国安全生产科学技术,2017,13(2):176-180.
GUO Jidong,YANGYueqiao.Study on Fuzzy Case-based Reasoning (FCBR) for Demand Forecast of Emergency Material in Earthquake[J].Journal of Safety Science and Technology,2017,13(2):176-180.

[17] 李鑫,郭安宁,焦娇.地震灾害经济易损性评估研究:以甘肃省为例[J].西北地震学报,2012,34(3):284-288.
LI Xin,GUO Anning,JIAO Jiao.Assessment of Economic Vulnerability Caused by Earthquake Hazard:Taking Gansu Province as an Example[J].Northwestern Seismological Journal,2012,34(3):284-288.

[18] 张晓东,朱丽霞.地震灾害经济损失理论估计及初步讨论[J].西北地震学报,1998,20(2):58-61.
ZHANG Xiaodong,ZHU Lixia.Theoretical Evaluation and Preliminary Discussion on Economic Damage of Seismic Hazard[J].Northwestern Seismological Journal,1998,20(2):58-61.