

谢家智, 车四方, 林涌. 基于随机权神经网络的地震灾害经济损失评估与预测[J]. 灾害学, 2017, 32(1): 1-4, 10. [XIE Jiazhi, CHE Sifang and Lin Yong. Earthquake disaster economic loss estimation and prediction based on Neural Networks with random weights[J]. Journal of Catastrophology, 2017, 32(1): 1-4, 10. doi: 10.3969/j.issn.1000-811X.2017.01.001.]

基于随机权神经网络的地震灾害 经济损失评估与预测^{*}

谢家智, 车四方, 林 涌

(西南大学 经济管理学院, 重庆 北碚 400715)

摘 要: 地震灾害损失的评估和预测是地震风险管理的重要环节。利用随机权神经网络(NNRW)对我国2008-2014年地震灾害直接经济损失进行了评估和预测, 并将其与传统的BP神经网络进行了比较。研究表明, 在训练时间、训练精度和预测精度上随机权神经网络都优于BP神经网络, 并且随机权神经网络不易发生过拟合现象。因此, 随机权神经网络为地震灾害直接经济损失的快速而精准评估和预测提供了一种新方法。

关键词: 随机权神经网络; 地震灾害; 直接经济损失; 评估; 预测

中图分类号: X43 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-811X(2017)01-0001-05

doi: 10.3969/j.issn.1000-811X.2017.01.001

地震是人类认知和管理能力最为脆弱的巨灾风险之一, 不但地震风险的预测面临世界难题, 地震灾害发生后的经济损失评估也面临相当复杂的技术问题, 地震风险损失的预测就更为具有挑战性。地震灾害的发生对经济、社会和环境可持续发展造成相当大的冲击。我国是世界上地震活动最强烈和地震灾害损失最严重的国家之一, 地震每年所造成的人身和财产经济损失巨大。尤其是汶川8.0级特大地震的发生给人们留下了巨大的心灵创伤和物质损失。快速、精准的损失评估和预测分析, 是灾害风险管理, 特别是应急管理的关键环节。我国在灾害风险管理工作中基础数据较为薄弱, 灾害损失评估制度和正在探索中, 构建科学损失评估和预测方法具有相当的紧迫性和重要性。

地震灾害是一个相当复杂的系统, 灾害损失的发生通常是由孕灾环境、致灾因子和承灾体等多种因素交互影响形成, 地震灾害经济损失估计是一项考虑诸多影响因素的非线性复杂问题, 因素之间存在复杂的不确定性、离散性、随机性及相互之间的复杂关联性。因此, 常用的评估和预测方法无法科学分析地震灾害经济损失。为解决这一难题, 近年来研究者在实践中开始引入人工

神经网络(Artificial Neural Networks, 简称ANN)方法, ANN是由具有适应性的简单单元组成的广泛并行互联的网络, 它的组织能够模拟生物神经系统对真实世界物体所作出的交互反应^[1]。ANN旨在探索利用计算机系统模仿人类智能来处理复杂问题。该方法是由大量的、功能比较简单的神经元互相连接而构成的复杂网络系统, 用它可以模拟大脑的许多基本功能和简单的思维方式。人工神经网络的研究始于1940年代, 经历了几个重要的发展阶段, 特别是在1990年后开始进入新一轮研究和运用的热潮。在复杂系统模拟和分析实践中, 最常见的是BP神经网络方法。该方法通过大量神经元简单处理单元构成非线性动力学系统, 实现与人脑相似的学习、识别、记忆等信息处理能力, 并具有很强的自学习性、自组织性、高度非线性、高的鲁棒性、联想记忆功能和推理意识功能等。然而BP神经网络具有训练时间长、收敛速度慢、易发生过拟合等缺陷, 这对快速而精准的评估和预测地震灾害直接经济损失造成了许多障碍。随机权神经网络的提出恰好克服了BP神经网络的训练时间长和易发生过拟合等问题。基于此, 本文引入随机权神经网络的理论与方法, 对地震灾害直接经济损失进行评估和预测。

^{*} 收稿日期: 2016-06-24

修回日期: 2016-08-26

基金项目: 教育部规划基金项目(12YJA790149); 国家社科基金重点项目(12AGL008)

作者简介: 谢家智(1967-), 男, 四川西充人, 教授, 博士生导师, 主要从事风险管理与保险研究. E-mail: xiejiazhi@aliyun.com

1 随机权神经网络理论及方法

随机权神经网络^[2] (Neural Networks with Random Weights, 简称 NNRW) 是 Wouter F S 等人 1992 年提出的一种单隐层前馈神经网络, 其网络结构如图 1 所示。考虑该网络的隐层节点个数为 L , 则 NNRW 的实际输出为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^L \beta_i \phi(\omega_i x + b_i). \quad (1)$$

式中: ω_i 为内权, b_i 为偏置值, β_i 为外权, $\phi(\cdot)$ 代表激活函数。BP 神经网络是通过梯度下降法来优化内权、外权和偏置值的一种反向传播算法, 它具有训练时间长、易陷入局部最小、易发生过拟合等缺陷。而 NNRW 是通过随机选取内权和偏置值, 将网络参数训练问题转化为线性方程组求解问题, 再利用广义逆求解方程组的最小二乘解作为网络外权 β_i 。这样就有效地克服了传统的 BP 神经网络算法中的训练时间过长、过拟合、陷入局部最小等问题。

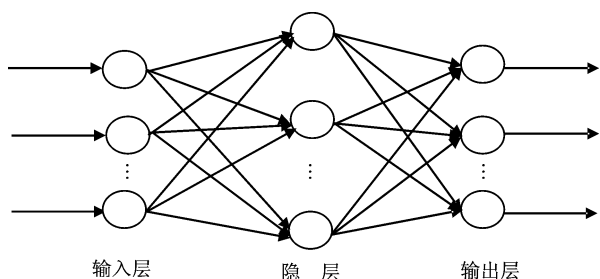


图 1 单隐层前馈神经网络结构

针对样本 $\{x^{(j)}, t^{(j)}\}_{j=1}^M$, 则 NNRW 的数学模型为:

$$t^{(j)} = \sum_{i=1}^L \beta_i \phi(\omega_i x^{(j)} + b_i), \quad j=1, 2, \dots, M. \quad (2)$$

进一步, 式(2)可以写为如下的矩阵形式:

$$H\beta = T. \quad (3)$$

这里, $\beta = (\beta_1^T, \beta_2^T, \dots, \beta_L^T)^T$, $T = (t^{(1)}, t^{(2)}, \dots, t^{(M)})^T$,

$$H = \begin{bmatrix} \phi(\omega_1 x^{(1)} + b_1) & \phi(\omega_2 x^{(1)} + b_2) & \dots & \phi(\omega_L x^{(1)} + b_L) \\ \phi(\omega_1 x^{(2)} + b_1) & \phi(\omega_2 x^{(2)} + b_2) & \dots & \phi(\omega_L x^{(2)} + b_L) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi(\omega_1 x^{(M)} + b_1) & \phi(\omega_2 x^{(M)} + b_2) & \dots & \phi(\omega_L x^{(M)} + b_L) \end{bmatrix}_{M \times L}.$$

于是, 通过求解以下优化问题来训练最优网络外权 β , 有:

$$\hat{\beta} = \arg \min_{\beta} \|H\beta - T\|_2^2. \quad (4)$$

式中: $\|\cdot\|_2$ 称为欧几里得范数。根据式(4)可得最小二乘解

$$\hat{\beta} = H^\dagger T = (H^T H)^{-1} H^T T. \quad (5)$$

2 研究设计及实验结论分析

2.1 地震直接经济损失指标体系构建

由于地震灾害是社会和自然综合作用的产物, 灾害作用于人类社会产生灾难, 灾难的灾情大小取决于孕灾环境的稳定性、致灾因子的危险性和承灾体的脆弱性^[3]。因此, 本文将地震灾害直接经济损失看成是孕灾环境、致灾因子和承灾体的函数。它们之间存在复杂的非线性、不确定性和离散性, 相互作用下造成难以估算的损失。为了更加客观、全面、合理、有效的对地震经济损失做出评估和预测, 文中建立了地震直接经济损失评价指标体系(图 2)。但在实际过程中, 本文基于以下原则进一步选取了几个代表性的指标进行了实验验证。选取原则如下所示。

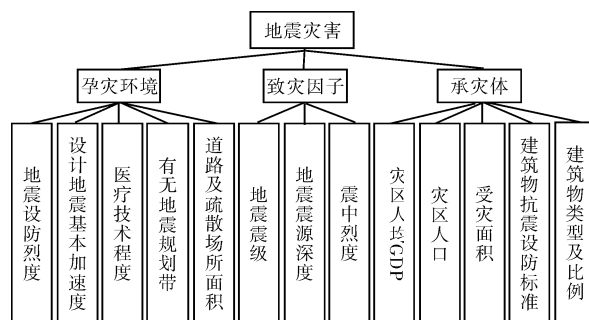


图 2 地震灾害直接经济损失指标体系

(1) 科学性原则。地震灾害直接经济损失是由多种要素组合而成的, 评价指标体系的选择必须建立在科学的基础上, 客观真实地反映地震灾害直接经济损失的真实状况。

(2) 可量化性原则。综合评价指标体系中的各评价指标都应当定量化, 尽量避免使用定性化的指标。使用定量指标可以将每个评价指标以数字方式表达出来。可以避免定性指标使用中所造成的人为因素的影响, 使评价结果尽可能地准确。

(3) 可操作性原则。有些地震灾害直接经济损失指标在评价过程中可能会很难操作, 不便于评价指标数据的收集及计算, 最终影响到损失总体综合评价。因此, 我们在选择评价指标的时候, 应该首先保证所选指标的信息是可获得的, 即能够通过查阅或一般计算等方式确保能够采集得到, 并可被赋予所需要的确定的指标值供我们在实践中加以应用。

从图 2 可知, 我们选取了震级、震源深度和震中烈度作为致灾因子的量化指标。孕灾环境的量化指标为地震设防烈度、设计地震基本加速度、医疗技术程度、有无地震带规划和道路及疏散场

所面积^[4-6]。由于医疗技术程度难以量化, 地震带规划难以操作, 道路及疏散场所面积很难统计, 所以我们只选取地震设防烈度和设计地震基本加速度作为孕灾环境的实验模拟指标。承灾体的量化指标是受灾人口、受灾面积、灾区人均 GDP、建筑物抗震设防标准以及建筑物类型及比例。承灾体的价值涉及到受灾区的经济发展程度、财富分布情况以及受灾面积大小。经济发展程度可以用 GDP 衡量。考虑到地震灾害有时发生在两各地区的交界处或者涉及到多个地区, 使得灾区 GDP 难以统计, 本文用受灾人口与全国人均 GDP 之积来估算灾区的经济发展程度。这样比较合理地反映了地震灾区人民的经济发展程度和财富状况, 具有一定的可操作性, 且简单便捷。

另外, 受灾面积的大小与地震直接经济损失成正相关关系, 在其他条件不变的前提下, 受灾面积越大, 涉及到的社会财富也就越多, 地震发生后所遭受的直接经济损失就会越大。根据《(GB50011-2010) 建筑抗震设计规范》^[7] 知, 建筑物抗震设防标准与地震设防烈度相关, 因此本文中只选取地震设防烈度作为反映地震直接经济损失的指标之一, 而建筑物类型及比例在短时间难以测算。本文实验中我们直接用房屋损毁面积来代替。因此, 承灾体的实际选取指标为受灾面积、房屋损毁面积以及受灾人口与全国人均 GDP 的乘积。

2.2 随机权神经网络模型建立

基于驱动地震灾害直接经济损失的因子分析和指标体系, 本文建立了由 8 个输入节点、1 个输出节点组成的单隐层 NNRW 网络模型。其中输入节点分别是抗震设防烈度、设计基本地震加速度、震级、震源深度、震中烈度、全国人均 GDP 和受灾人口的乘积、受灾面积以及房屋毁坏面积; 输出节点是地震直接经济损失。由于目前对于隐层节点数的选取尚无理论支撑, 而隐层节点个数的选取直接关系到网络模型设计的好坏, 因此, 本文借鉴王

薇^[8] 总结得到的公式(6)来选取隐层节点个数:

$$n = \sqrt{m_1 + m_2} + a. \quad (6)$$

式中: n 为隐层节点数, m_1 和 m_2 分别表示输入节点数和输出节点数, a 为 1 ~ 10 之间的常数。本文中, 输入数据和期望输出数据主要来源于 2008 - 2014 年中国大陆地震灾害损失述评^[9-12], 经过整理得出完整可用的数据 68 组, 限于篇幅, 表 1 中仅列出几组供参考。

由于表 1 中各数据量纲不一样, 必须对变量的原始数据进行无量纲化预处理。本文采用最大最小值法对数据进行归一化处理, 其函数形式为:

$$x_i = (x_i - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}). \quad (7)$$

式中: x_{\min} 为数据序列中的最小值, x_{\max} 为数据序列中的最大值。

本文运用式(7)将数据归一化处理于 [0, 1] 之间的数, 消除了各维数据间数量级差别, 避免了因为输入输出数据数量级差别较大而造成网络预测误差较大。

2.3 实验结果及分析

本文的所有实验都是在 Matlab2010b 环境下完成。实验中将完整的 68 组数据随机分为训练数据集和预测数据集, 其中训练数据 50 组, 预测数据 18 组。实验时 NNRW 的隐层激活函数取为 Sigmoidal 函数, 即 $\phi(x) = 1/(1 + e^{-x})$, 输出层则采用线性函数。为了更好的说明 NNRW 法的优越性, 本文也用 BP 神经网络法进行了对比实验。

为了快速而精准地得到地震灾害直接经济损失, 在实验中分别比较了 BP 和 NNRW 的训练时间、训练精度和预测精度。这里的精度用均方根误差来衡量, 其定义为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \left(\sum_{i=1}^L \beta_i \phi(\omega_i x^{(j)} + b_i) - t^{(j)} \right)^2}. \quad (8)$$

式(8)中的变量如第 3 节所定义。由于隐层节点个数是通过公式(6)来选取, 所以本文分别取隐节点数为 4 ~ 14 时对 NNRW 和 BP 做了实验。实验结果如表 2 所示。

表 1 2008 - 2014 年地震灾害直接经济损失数据集

日期	震级	震源深度/km	震中烈度	抗震设防烈度	设计基本地震加速度/g	人均 GDP × 受灾人口/万元	受灾面积/km ²	房屋毁坏面积/m ²	直接经济损失/万元
20080321	7.3	33	7	6	0.05	4415.56	12939	188711	19479.9
20080321	5.0	11	6	7	0.15	1584.26	423	5620	6480
20080330	5.0	33	6	7	0.15	2030.36	650	1027	3993.05
20080512	8.0	14	11	8	0.20	248625.79	440000	60787000	8523000
...
20141007	6.6	5	8	7	0.15	241236.27	11930	318172	511020
20141025	4.2	5	6	6	0.05	7430.62	110	235432	21743
20141122	6.3	18	8	9	0.40	77079.70	11060	456183	423177
20141106	5.8	9	8	7	0.15	24123.62	11930	136826	237660

表 2 BP 和 NNRW 的实验结果

隐层节点数	NNRW			BP		
	训练时间/s	训练精度	预测精度	训练时间/s	训练精度	预测精度
4	0.2964	0.1215	0.0886	49.5972	0.8230	0.5490
5	0.3588	0.1413	0.0819	45.2871	0.1230	0.4900
6	0.2964	0.3197	0.0732	47.2371	0.5480	0.1480
7	0.2652	0.1032	0.0783	46.0983	0.3460	0.7240
8	0.2496	0.1029	0.0757	44.1327	0.1480	0.4300
9	0.2184	0.1653	0.0724	46.7847	0.2900	0.1480
10	0.3120	0.3314	0.0679	47.2839	0.1790	0.1940
11	0.2808	0.2808	0.0647	45.5055	0.3610	0.4160
12	0.3276	0.1920	0.0603	37.8146	0.1290	0.1600
13	0.3276	0.1089	0.0459	47.2371	0.7740	0.8840
14	0.5460	0.1747	0.0221	45.7707	0.5480	0.3860

从表 2 中可以看出,在训练时间上 NNRW 完全优于 BP 神经网络(所需训练时间不足 BP 神经网络的 1%),达到了快速评估地震灾害直接经济损失的目的。更直观地,可以从图 3 比较出 NNRW 和 BP 的训练时间。训练精度上,除了极个别的隐节点外,其它情况下 NNRW 的精度值都小于 BP 神经网络的精度值,这说明 NNRW 能更精准地拟合出地震灾害直接经济损失。预测精度上,随着隐节点个数的增加,NNRW 的精度值一直在减小且始终小于 BP 神经网络的精度值,这说明 NNRW 能更精确的预测出未来发生地震时的灾害直接经济损失并且在网络训练中 NNRW 没有发生过拟合现象。其中图 4 和图 5 分别直观地描述了 NNRW 和 BP 的训练精度精度和预测精度。总之,相比较于

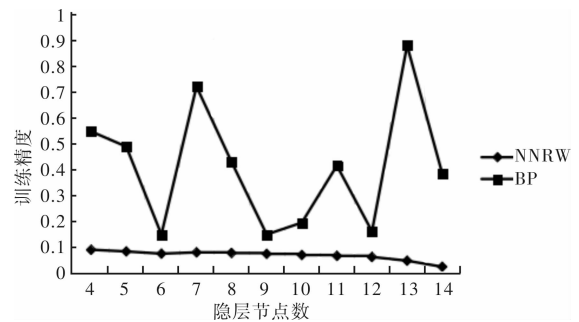


图 5 BP 和 NNRW 的预测精度比较图

BP 神经网络, NNRW 方法既快速又精准的对 2008 - 2014 年我国大陆发生的地震灾害直接经济损失进行了评估和预测。

3 结论与评价

地震灾害直接经济损失的快速精准评估意义重大而深远,如果能够选择科学的指标体系并合理量化,其中蕴藏着的地震灾害直接经济损失的规律可以通过合理的数学模型来得到。本文基于影响指标之间的非线性性、离散性等,运用随机权神经网络对地震灾害直接经济损失进行了评估和预测。随机权神经网络除了具备传统神经网络的学习性、自组织性、容错性、高度非线性、高的鲁棒性、联想记忆功能和推理意识功能外,还具有训练时间快、不易发生过拟合等优点,这使得其更符合地震直接经济损失评估和预测的内在要求。通过实验仿真并与传统的 BP 神经网络进行比较得出, NNRW 既快速又精准的对我国大陆地区 2008 - 2014 年的地震灾害直接经济损失进行了评估和预测。研究结论表明,随机权神经网络在对地震灾害直接经济损失的评估和预测上是一种有效且合理方法。同时也应该看到,本文在构建影

(下转第 10 页)

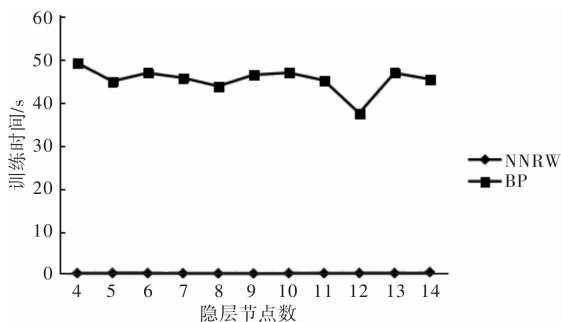


图 3 BP 和 NNRW 的训练时间比较图

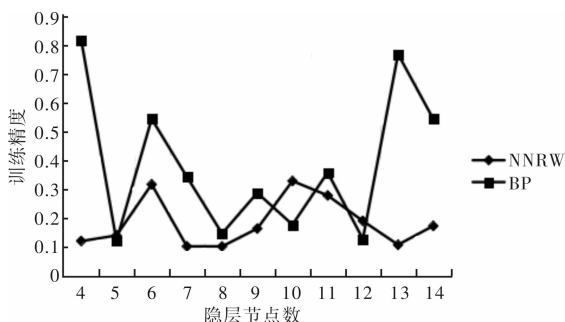


图 4 BP 和 NNRW 的训练精度比较图

Research on Local Fiscal Expenditure for Agriculture Enhance the Resilience of Agricultural Production ——Evidences from China's Provincial Panel Data

DENG Jinqian and HE Aiping

(School of Economic & Management, Northwest University, Xi'an 710127, China)

Abstract: Financial support for agriculture is an important source of funds for modern agricultural production. Based on the perspective of the resilience of agricultural production and provincial panel data of China from 1997 to 2013 for empirical test, and through panel fixed effect regression model, panel variance decomposition and impulse response function analysis, we explore the effect of local fiscal expenditure on agricultural disaster rate. The research shows that increase of local fiscal expenditure can significantly reduce the proportion of occurrence of agricultural production, and enhance the resilience of agricultural production, but the effect of fiscal expenditure on disaster resistance ability of agricultural production has pronounced regional heterogeneity. Finally, we put forward the corresponding policy based on research findings.

Key words: local finance; expenditure for supporting agriculture; agricultural production; resilience; hazard rate

(上接第4页)

响地震灾害损失的指标体系方面因数据的可得性等原因还不是很完善,特别是在应急管理方面的指标缺乏。因此,建立地震风险信息大数据和完善地震灾害风险指标体系是未来需要努力的方向。

参考文献:

- [1] Kohonen T, Somervuo P. Self-organizing maps of symbol strings [J]. *Neurocomputing*, 1998, 21(1): 19-30.
- [2] Wouter F S, Martin A K, Robert P W. Feed Forward Neural Networks with Random Weights [C]// In *Pattern Recognition Methodology and Systems*. Netherlands: IAPR International Conference on Pattern Recognition, 1992: 1-4.
- [3] 王健, 黄敏, 薄景山. 地震灾害损失评估新方法[J]. *自然灾害学报*, 2014, 23(2): 221-225.
- [4] Kircher C A, Whitman R V, Holmes W T. HAZUS earthquake loss estimation methods [J]. *Natural Hazards Review*. 2006, 7(2): 45-59.
- [5] Toyoda T. Economic impacts and recovery process in the case of the great hanshin earthquake [C]// In *Fifth U. S. -Japan Workshop on Urban Earthquake Hazard Reduction*. Pasadena, Calif. 1997: 15-17.
- [6] Pielke R A. Hurricane Andrew in South Florida: mesoscale weather and societal responses. boulder [M]. Co-lo.: National Center for Atmospheric Research Institute, 1995: 20-57.
- [7] 中华人民共和国住房和城乡建设部. GB50011-2010 建筑抗震设计规范[S]. 北京: 中国标准出版社, 2010.
- [8] 王薇. MATLAB 从基础到精通 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2012: 388.
- [9] 中国地震局. 地震现场工作大纲和技术指南 [M]. 北京: 地震出版社, 1998.
- [10] 尹之潜, 李树桢, 杨淑文, 等. 震害与地震损失的估计方法 [J]. *地震工程与工程振动*, 1990, 10(1): 99-108.
- [11] 陈颢, 陈棋福, 陈凌. 地震损失预测评估中的易损性分析 [J]. *中国地震*, 1999, 15(2): 97-105.
- [12] 周光全, 毛燕, 施伟华. 云南地区地震受灾人口与经济损失评估 [J]. *地震研究*, 2004, 27(1): 88-93.

Earthquake Disaster Economic Loss Estimation and Prediction Based on Neural Networks with Random Weights

XIE Jiazhi, CHE Sifang and LIN Yong

(School of Economics and Management, Southwest University, Chongqing 400715, China)

Abstract: The estimation and prediction of earthquake disaster loss is an important part of seismic risk management. The earthquake disaster direct economic loss of 2008-2014 in China was evaluated by using the NNRW, and compared with the traditional BP neural network. Experimental results show that the NNRW is better than the BP neural network in training time, training accuracy and prediction accuracy. Therefore, the NNRW provides a new method for the rapid and accurate assessment and prediction of direct economic loss of earthquake disaster.

Key words: neural networks with random weights; earthquake disaster; direct economic loss; estimation; prediction