

# 基于 GA - ANN 的震灾风险预测模型研究

刘明广<sup>1</sup>, 郭章林<sup>2</sup>

(1. 天津大学管理学院 天津 300072; 2. 河北工程学院 河北邯郸 056038)

**[摘要]** 对震灾的各种主要风险因素进行系统的辨识和分析, 并建立了震灾风险预测的遗传神经网络模型, 用实例证明了该模型的可行性与有效性, 为决策部门提供一种有效的震灾风险预测方法。

**[关键词]** 地震灾害; 风险因素; 人工神经网络; 遗传算法; 预测

**[中图分类号]** P315.9 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1009-1742(2006)03-0083-04

## 1 引言

地震灾害风险就是未来地震损失的不确定性<sup>[1]</sup>。通常有2种地震灾害风险预测的方法<sup>[2]</sup>: 一是时间序列分析, 即根据历史灾害记录, 建立地震灾害风险的时间变化曲线与拟合模型, 然后进行外延预测; 二是相关分析, 即根据历史统计资料, 研究地震灾害成因及各种因素对震灾风险的影响程度, 建立地震灾害风险分析模型, 然后根据未来震灾风险因子的可能变化进行预测。

近年来, 人工神经网络在很多领域得到了广泛的应用, 而且取得了显著成果。笔者针对地震灾害风险预测的特点, 采用相关分析法, 尝试用人工神经网络模型对地震灾害风险进行预测分析。

## 2 地震灾害风险因素识别

地震灾害风险的大小与许多因素有关, 主要有3个方面: a. 致灾因子强度的影响, 包括地震震级、发震时间及地点、震源的深度和地震烈度等; b. 受灾体密度, 它主要是衡量城市的经济和社会发展指标, 可用人口密度、城市密度、建筑物密度和财产密度来表示; c. 防震减灾能力, 主要包括建筑物及生命线的抗震设防水平、居民的减灾意识、地震预报水平和地震的监测水平等。

### 2.1 致灾因子强度风险分析

**2.1.1 地震震级对震灾风险的影响** 地震震级主要反映地震释放能量的指标, 从理论上说, 地震震级越大, 造成的破坏力也越大, 震灾风险与震级之间存在着正相关。

**2.1.2 地震烈度与震灾风险的关系** 从某种意义上说, 地震烈度可看作是地震灾害风险大小的一个衡量标准。通常, 震级越大, 烈度也越大, 造成的震害损失也越大。

### 2.2 受灾体密度风险分析

**2.2.1 灾区的人口密度对震灾风险影响** 灾区的人口密度同地震灾害风险有着密切的关系, 一般情况下, 当区域的人口密度越大, 易损性越高时, 地震造成的破坏力也越大, 相应的震灾风险也越大。

**2.2.2 财产密度对震灾风险的影响** 由于震灾损失与地区的经济发展、财富状况和生产能力紧密相关, 财产密度大潜在的地震风险也大。通常用国内生产总值(GDP)来衡量一个地区的财富状况。国内生产总值是指统计区域内的人们在一定时期所生产的供最终使用的物质和服务类产品的总产值<sup>[3]</sup>。

灾区范围的大小对震灾风险也有一定的影响, 灾区范围越大, 涉及到的人口和社会财富也越多, 相应所遭受的损失就会越惨重。

### 2.3 防震减灾能力风险分析

**[收稿日期]** 2005-01-05; **修回日期** 2005-03-03

**[作者简介]** 刘明广(1977-), 男, 安徽宿县人, 天津大学管理学院博士研究生

地震灾害的形成，一方面固然是由于地震的固有破坏作用，但更重要的是社会，特别是城市本身对地震的脆弱性。无数的事实已经表明，如果社会或城市对地震的破坏作用有足够的防御能力，则完全可以将地震灾害造成的损失降低到足够小的程度。正是基于这样的一种认识，笔者把防震减灾能力也作为一个影响地震灾害风险因素。

### 3 震灾风险预测的 GA - ANN 模型

人工神经网络 (artificial neural networks, ANN) 是近年来发展起来的一门新兴学科，由于它具有较强的非线性、大规模并行处理能力，从而引起了国内外学者的广泛关注。

#### 3.1 BP 型网络的基本原理

误差反传前馈网络 (back-propagation, BP) 是典型的前馈网络，它是由输入节点、隐含层节点和输出层节点构成，同层节点间无连接，上下层之间各神经元实现全连接。网络按有教师示教的方式进行学习，当一对学习样本提供给网络后，神经元的激活值从输入层经各隐含层向输出层传播，在输出层的各神经元获得网络的实际输出。然后，计算网络的实际输出与训练样本的期望输出的差值，根据此差值从输出层经各隐含层向前逐层修正各连接权，最后回到输入层。这种信息的正向传递与根据误差的逆向修正网络权重的过程，是在不断重复进行的，直到网络的输出误差逐渐减小到允许的精度或达到预设的学习次数。

#### 3.2 BP 型网络的缺陷

BP 网络已得到了广泛的应用，但其自身的缺陷也是不可避免的，如易陷入局部极小点、收敛速度慢、网络的隐层节点数难以确定和网络的记忆回想能力差等。其中易陷入局部极小点是 BP 网络的致命弱点，而遗传算法作为一种全局搜索算法，与 BP 算法相比，具有许多优点，如不易陷入局部最优点，在误差函数不可微或完全没有梯度信息的情况下，尤为奏效。

#### 3.3 遗传算法的机理

遗传算法是一种模拟自然界适者生存、优胜劣汰的计算模型，其基本思想是从一组随机产生的初始解开始搜索，通过个体的“适应值”来评价个体的好坏，适应值大的个体存活概率大，相反，适应值小的染色体被选择的概率小；被选择的下一代染色体经过交叉和变异等操作产生新的个体；经过

上述的反复迭代运算，最终会收敛到最好的个体即问题的解。

#### 3.4 算法设计方案流程图

笔者在优化神经网络的权重时，把遗传算法和 BP 算法各看成一算子，两者交替使用，共同优化神经网络的权重，充分利用各自的优势。图 1 为震灾风险预测的算法流程图。

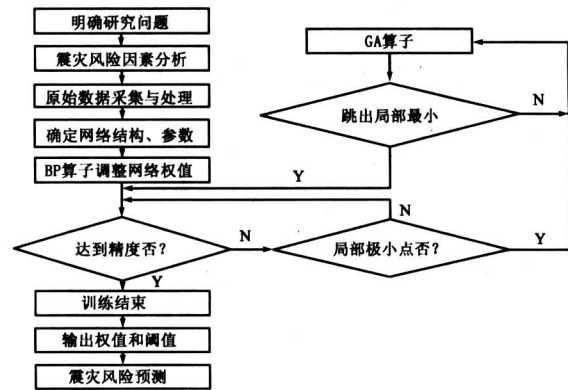


图 1 震灾风险预测流程图

Fig.1 The chart of forecasting risk of seismic disaster

### 4 震灾风险预测实例

#### 4.1 样本数据的采集

对于地震灾害风险预测而言，样本数据既要尽可能反映其内在规律，又要考虑网络的自身特点，笔者主要选取震级、烈度、人均 GDP、受灾面积、灾区的人口密度和防震减灾能力等 6 个震灾风险因子作为网络的输入。为了在全国尺度上对各地的震灾风险进行对比，这里选用相对风险即直接经济损失占国内生产总值的比值作为网络的输出，样本原始数据见表 1。

#### 4.2 样本数据的预处理

鉴于网络传递函数 Sigmoid 曲线在接近 0 或 1 的时候比较平缓，变化速度非常缓慢，为了减少网络的训练时间，笔者对网络的输入、输出数据的归一化变换进行了改进，把网络的输入、输出数据变换为 [0.2, 0.8] 之间的数，这样 Sigmoid 函数在该区间内变化的梯度比较大，可大大缩短网络的训练时间。具体的改进方法如下：

$$T = 0.2 + \frac{0.6(X - X_{\min})}{X_{\max} - X_{\min}}, T \in [0.2, 0.8] \quad (1)$$

用式 (1) 对表 1 的数据进行归一化后的样本数据见表 2。

表 1 近年来我国震灾损失情况

Table 1 The information on losses of seismic in China in recent years

序号	日期	地点	时分	震级	烈度	人均 GDP/ 元·人 <sup>-1</sup>	受灾面积/ km <sup>2</sup>	人口密度/ 人·km <sup>-2</sup>	防震减灾 能力	相对风险/ %
1	2001-10-27	云南永胜	13:35	6	7	2 152	2 492	138.409 3	0.133	0.553
2	2000-01-15	云南姚安	6:09	6.5	8	2 939	7 834	123.041 1	0.2	0.376 4
3	2000-01-27	云南丘北	4:55	5.5	7	1 276	2 260	115.117 3	0.067	0.312 5
4	2000-01-31	新疆若羌	15:25	5.7	6	6 727	1 200	10	0.267	0.057 9
5	2000-04-15	青海杂多	17:32	5.3	7	1 302	977	13.930 4	0.067	0.182 9
6	2000-06-06	甘肃景泰	18:59	5.9	8	3 940	444	241.5	0.267	0.170 4
7	2000-08-21	云南武定	21:25	5.1	6	2 314	783	93.761 2	0.133	0.463 3
8	1999-03-11	河北张北	21.18	5.6	6	6 937	39	328.205 1	0.467	0.124 4
9	1999-03-15	新疆库车	18:42	5.6	6	4 272	4 052.2	16.932 5	0.306	0.055 8
10	1999-08-17	重庆荣昌	18:41	5	7	4 863	28	1 503.571	0.333	0.252 6
11	1999-09-14	四川绵竹	20:54	5	6	8 613	60	91.666 7	0.867	0.096 7
12	1999-11-01	山西浑源	21:05	5.6	7	5 143	205	429.682 9	0.533	0.320 1
13	1999-11-25	云南澄江	0:40	5.2	6	4 579	773	74.557 6	0.533	0.286 1
14	1999-11-30	四川安县	16:42	5.2	6	3 910	7	651.857 1	0.333	0.176 6
15	1998-01-10	河北张北	11:50	6.2	6	6 501	1 478	114.276	0.533	0.723

备注：表中的防震减灾能力采用文献[4]方法所得，其余数据摘自中国地震历年统计年鉴。

表 2 网络的输入、输出样本值

Table 2 The samples of input and output in the networks

序号	网络的输入节点的归一化值						网络的输出节点
	震级	烈度	人均 GDP/ 元·人 <sup>-1</sup>	受灾面积/ km <sup>2</sup>	人口密度/ 人·km <sup>-2</sup>	防震减灾 能力	归一化相对风险
1	0.6	0.5	0.2716	0.390 5	0.251 6	0.249 5	0.647 1
2	0.8	0.8	0.336	0.8	0.245 4	0.299 8	0.488 3
3	0.4	0.5	0.2	0.372 7	0.242 2	0.2	0.430 8
4	0.48	0.2	0.645 8	0.291 5	0.2	0.35	0.201 9
5	0.32	0.5	0.202 1	0.274 4	0.201 6	0.2	0.314 3
6	0.56	0.8	0.417 9	0.233 5	0.293	0.35	0.303 1
7	0.24	0.2	0.284 9	0.259 5	0.233 6	0.249 5	0.566 5
8	0.44	0.2	0.662 9	0.202 5	0.327 8	0.5	0.261 7
9	0.44	0.2	0.445	0.510 1	0.202 8	0.379 3	0.2
10	0.2	0.5	0.493 3	0.201 6	0.8	0.399 5	0.377
11	0.2	0.2	0.8	0.204 1	0.232 8	0.8	0.236 8
12	0.44	0.5	0.516 2	0.215 2	0.368 6	0.549 5	0.437 7
13	0.28	0.2	0.470 1	0.258 7	0.225 9	0.549 5	0.407 1
14	0.28	0.2	0.415 4	0.2	0.457 8	0.399 5	0.308 6
15	0.68	0.2	0.627 3	0.312 8	0.241 9	0.549 5	0.8

4.3 网络的训练和预测评估结果分析

4.3.1 网络的训练 把经过处理后的 15 组样本数据输入到神经网络，前 10 组作为学习样本，后 5 组作为测试样本，网络的预期误差 0.001。网络模型的训练值如图 2 所示。

4.3.2 利用遗传神经网络对震灾风险进行预测 用训练好的网络权值及阈值进行震灾风险预测，把后 5 组数据输入到神经网络中，经计算可得预测评估结果见表 3。

表 3 数据表明，该网络预测模型具有很高的映

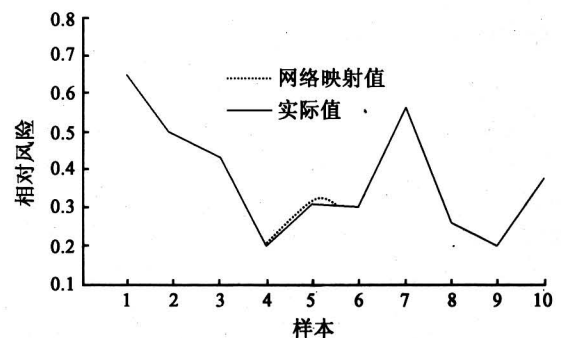


图 2 震灾风险预测训练结果

Fig.2 The training result of seismic disaster risk

表 3 震灾风险预测结果分析

Table 3 The forecasting result analysis of seismic disaster risk

类别	地震灾害相对风险				
	11	12	13	14	15
实际值	0.096 7	0.320 1	0.286 1	0.176 6	0.723
预测值	0.096 5	0.329 9	0.285 8	0.176 5	0.725
相对误差	0.002 1	0.000 6	0.001 0	0.004 0	0.002 8

射精度, 只要向训练好的网络输入某区域震灾风险因子的数值, 便可得出该区域的相对震灾风险值。

## 5 结语

建立了基于遗传神经网络的震灾风险预测模型, 预测实例结果表明, 本模型能够在实践当中推广应用。决策部门可以根据震灾风险的预测结果, 衡量各地区相对震灾风险大小, 将有限的资金进行合理的分配, 将震灾损失降低到最小限度。

### 参考文献

- [1] 聂高众, 高建国, 马宗晋, 等. 中国未来 10~15 年地震灾害的风险评估[J]. 自然灾害学报, 2002, 11(1): 68~69
- [2] 张业成. 中国自然灾害综合风险预测与分区减灾对策[J]. 地质灾害与环境保护, 1998, 9(1): 1~3
- [3] 陈棋福, 陈凌, 等. 全球地震灾害预测[J]. 科学通报, 1999, 44(1): 21~23
- [4] 郭章林, 刘明广, 李高扬. 基于群决策的城市防震减灾能力二级模糊评判[J]. 建筑技术开发, 2004, 31(2): 62~63
- [5] 杨行峻, 郑君里. 神经网络与盲信号处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2003
- [6] 苑希民, 李鸿雁, 刘树坤, 等. 神经网络和遗传算法在水利领域的应用[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2002
- [7] 李娟, 陈棋福. 中亚地区地震损失评估[J]. 内陆地震, 2000, 14(1): 1~8
- [8] 陈棋福, 陈凌. 利用国内生产总值和人口数据进行地震灾害损失预测评估[J]. 地震学报, 1997, 19(6): 641~649
- [9] 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): 59~61
- [10] 郭恩栋, 冯启民, 王东升, 等. 生命线工程震害损失快速评估系统[J]. 世界地震工程, 2000, 16(3): 17~18

## Research on Forecasting Model of Seismic Disaster Risk Based on GA - ANN

Liu Mingguang<sup>1</sup>, Guo Zhanglin<sup>2</sup>

(1. School of Management, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

2. Hebei Engineering College, Handan, Hebei 056038, China)

[Abstract] This paper discerns and analyzes some main factors influencing seismic disasters risk at first, and then, the forecasting model of seismic risk based on the genetic algorithm and artificial neural networks is proposed. The case shows that the model is practical and effective. A kind of forecasting method of seismic disaster risk is presented to decision making departments.

[Key words] seismic disaster; factors of risk; artificial neural networks; genetic algorithm; forecasting