

地震地质灾害综合评价的 PSO-BP 神经网络方法及应用*

刘勇健, 杨雪强, 符纳, 王颖

(广东工业大学 土木与交通工程学院, 广东 广州 510006)

摘要: 结合汶川 8.0 级地震资料, 利用神经网络原理和粒子群优化算法, 提出了基于 PSO-BP 神经网络的地震地质灾害综合评价模型。该模型选取地震灾害、斜坡灾害、地面变形、斜坡分布特征 4 个指标作为输入, 选用地质灾害危险度和分级 2 个指标为输出, 引入粒子群算法对 BP 网络的权值和阈值进行优化, 获得了 BP 网络模型参数。研究表明, PSO-BP 网络模型不但能克服 BP 算法收敛速度慢和易陷于局部极小的缺陷, 而且计算精度高, 泛化能力强; 对地质灾害的评价、防范和灾后重建具有一定的参考作用。

关键词: 地质灾害; 粒子群算法; BP 神经网络; 汶川地震

中图分类号: P315.94

文献标识码: A

文章编号: 1000-0666(2012)04-0571-07

0 引言

中国横跨全球两大地震带, 地理位置和构造条件独特, 我国大陆受到西面印度板块和东面太平洋板块的双重挤压, 地震频发且分布广泛。20 世纪全国共发生了 6 级以上破坏性地震 650 余次, 造成数亿人受灾, 59 万人死亡, 1 000 余万间房屋被毁和数千亿元的经济损失。2008 年 5 月 12 日汶川 8.0 级大地震又一次给我国带来巨大损失(伍法权等, 2009)。造成死亡人数达 20 万人以上的 2 次地震都发生在我国。据资料统计, 中国仅占全球陆地面积 7%, 大陆地震却占了全球的三分之一; 我国有 60% 的国土、50% 的城市和 67% 的大城市位于Ⅶ度及以上地震烈度区内, 因此, 我们面临十分严峻的地震地质灾害形势。地质灾害综合评价已成为目前一个重要的研究课题, 合理的灾害评价有助于认识灾害灾情, 制定防灾减灾政策和措施, 为灾后重建提供理论依据。

关于地质灾害评价, 除传统的成因分析法和数理统计分析方法外, 还有危险性评价、易损性评价、破坏损失评价、防治工程效益评价、风险性评价等方法。评价过程也由定性评价逐渐过渡到半定量评价或定量评价。由于地震活动时间和空间分布上的

随机性和复杂性, 地震预报和地震灾害评价仍是当今一大科学难题(刘勇健等, 2008a, b; 董晓娜等, 2012)。众所周知, 地球是一个开放的、非平衡的、非线性的复杂灾变系统。20 世纪 80 年代提出的人工神经网络(Artificial Neural Network, 简称 ANN)是一个模拟人脑信息处理的非线性的动力系统, 具有很强的非线性映射能力、高度的容错性和鲁棒性, 在处理非线性问题方面具有很强的优势。近年来, 模拟鸟类觅食行为的新仿生进化算法——粒子群算法(Particle Swarm Optimize, 简称 PSO)的应用领域不断扩大。笔者将两种智能算法引入到地震地质灾害综合评价中, 建立了基于粒子群优化神经网络的地质灾害评价模型, 并将该模型应用于汶川地震地质灾害的评价中。

1 粒子群优化的神经网络模型

1.1 标准 BP 神经网络

人工神经网络是由大量的神经元相互连接而成的网络。它模拟人脑活动, 通过样本的学习、记忆和联想, 建立起从输入空间到输出空间的非线性映射关系, 从而对客观事物进行科学研究。BP 神经网络(Error Back Propagation Neural Networks, 简称 BP 网络)是目前应用最广泛的神经网络。

* 收稿日期: 2012-06-21.

基金项目: 获国家自然科学基金(51178122)和广东省自然科学基金(S2011040004133)联合资助。

络模型之一，它属于前馈神经网络，由输入层、隐含层和输出层组成，如图 1 所示。BP 学习过程是由两部分组成：信息的正向传递与误差的反向传播。在正向传播过程中，输入信号从输入层经隐含层向输出层逐层传递，直到计算出输出层输出和误差。然后，将实际输出与目标输出之差值反向传播，并依据误差不断调整各层权值和阈值，直至满足误差要求或达到最大迭代次数。根据 Kolmogorov 定理，在一定条件下，对于任意给定的 $\varepsilon > 0$ 存在一个 3 层神经网络，能以某一精度逼近任意连续函数，因此，可将神经网络方法应用于地震地质灾害评价中。

标准 BP 神经网络采用梯度下降法对权值进行修改。但梯度下降算法容易陷入局部极小值，收敛速度慢，而且模型的泛化能力也比较差，会导致预测精度不高。

1.2 粒子群优化算法

粒子群算法 (PSO) 于 1995 年由美国社会心理学家 Kennedy 和电气工程师 Eberhart 共同提出，是一种基于群智能的演化计算技术。算法保留了基于种群的、并行的全局搜索策略，采用速度—位置搜索模型，不同于遗传算法，没有交叉变异等操作，是一种高效的并行搜索算法。该算法模拟鸟类寻食行为，在该算法中，每个优化问题的解都被视为搜索空间中的一个“粒子”，粒子在搜索空间以一定的速度飞行，根据自己和其他粒子的“飞行经验”群游，从而实现全局空间搜索到最优目标。

首先，确定一个 N 维的解空间 D ，在空间 D 用随机函数初始化一组粒子 X_1, X_2, \dots, X_n ，每个粒子的初始移动速度分别为 V_1, V_2, \dots, V_n 。该算法的数学表达为

$$X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}). \tag{1}$$

式中， X_i 表示第 i 个粒子当前位置，其中 $i = 1, 2, \dots, n$ ； d 表示粒子维数， $d = 1, 2, \dots, D$ ；

$$V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id}). \tag{2}$$

式中， V_i 表示第 i 个粒子当前的飞行速度。

$$P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id}). \tag{3}$$

$$P_{besti} = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd}). \tag{4}$$

式中， P_i 为第 i 个粒子搜索到的个体最优解， P_{besti} 为整个粒子群在历代搜索中的全局最优解。

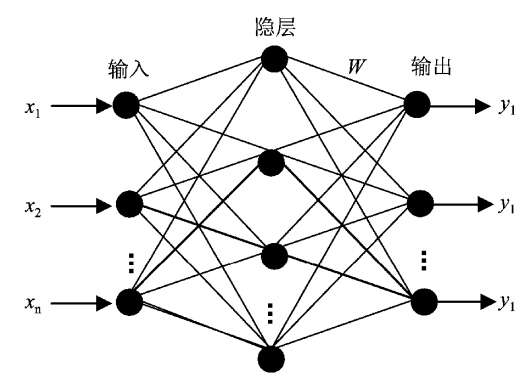


图 1 BP 神经网络结构
Fig. 1 Architecture of BP neural network

粒子群按式 (5) ~ (7) 调动速度和位置，更新来搜索整个状态空间，即

$$v_{ij}^{k+1} = w_i^{k+1} v_i^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - x_i^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_i^k), \tag{5}$$

$$w_i^k = w_{\max} - \frac{(w_{\max} - w_{\min})t}{T}, \tag{6}$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^k. \tag{7}$$

式中， w 为惯性权重，通常取值为 $0 \sim 1$ ； c_1 、 c_2 为学习因子，也称加速常数； r_1 、 r_2 为 $0 \sim 1$ 的随机数， T 为最大迭代步数， k 为当前迭代步数。

综上所述，PSO 算法与遗传算法相比，其最大的特点在于编程方便、参数较少、粒子具有记忆性，同时，将信息单向传递给其它粒子，这种信息共享机制更有利于算法快速收敛到全局最优解。

1.3 PSO-BP 神经网络模型

BP 神经网络具有极强的非线性映射、自适应、容错性、鲁棒性以及存储记忆等能力，但标准 BP 神经网络采用误差梯度下降法，存在收敛速度慢、易陷入局部极小等问题。粒子群算法具有良好的全局搜索能力，笔者将两种智能算法有机结合起来。神经网络的学习过程就是不断对网络权值优化的过程，本文利用 PSO 算法对 BP 神经网络的参数（权值和阈值）进行学习和优化。在学习样本模型训练过程中，以整个神经网络的连接权和阈值数作为粒子向量的维数，每个粒子就是神经

网络权值和阈值的一个解，整个权值和阈值空间为粒子群的搜索空间，PSO 的适应度函数为神经网络的输出误差。具体算法步骤如下：

Step 1：设定网络结构，初始化一组粒子群，设置最大迭代次数和网络误差精度。

Step 2：把每个粒子带入 BP 神经网络正向传播过程，计算每个粒子的适应度，获取当前全局最优位置和单个粒子历史最优位置。

Step 3：判断：若全局最优点的适应度小于网络误差精度，或者迭代次数达到最大，算法结束，当前最优值为 BP 神经网络最优解；否则转至 Step 4。

Step 4：根据粒子群优化算法中速度调整式（5）调整每个粒子的移动速度，根据式（6）调整惯性权值。

Step 5：根据式（7）更新整个粒子群中粒子的位置，即产生新的粒子，转入 Step 2，直到算法达到最大迭代次数或得到足够满意的解。PSO-BP 网络模型的参数优化流程如图 2。

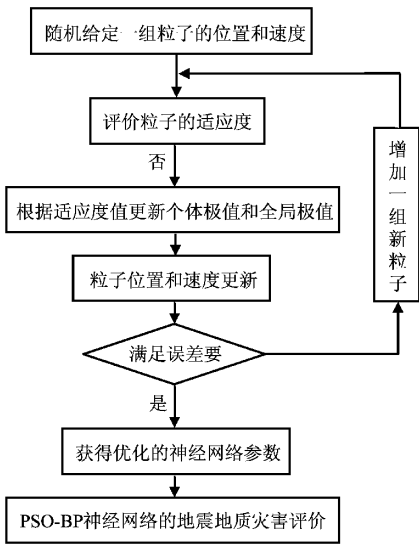


图 2 PSO-BP 网络模型的参数优化流程图
Fig. 2 Flow chart of parameter optimization of PSO-BP network model

2 汶川地震地质灾害简述

四川汶川“5·12”8.0 级特大地震发生于龙门山构造带。龙门山构造带受青藏高原与四川盆地强烈的挤压，迄今仍处于活动状态，多次发生

强烈地震。“5·12”汶川地震波及我国境内 10 个省 417 个市（县），是建国以来波及范围最广、破坏最为严重、救灾难度最大的一次强震（国家减灾委员会科学技术部抗震救灾专家组，2008；伍法权等，2009）。汶川地震灾区是我国乃至全球山脉中地形陡度最大地区之一，城镇大多位于川西北高山峡谷地区，在地震的作用下，诱发了大量的次生地质灾害，加上震后灾区降雨，更加重了次生地质灾害灾情。汶川地震次生地质灾害主要有山体崩塌、滑坡、泥石流、堰塞湖、地面开裂、错动和不均匀沉降，砂土液化以及土石坝失稳与破坏等。山体崩塌、滑坡与泥石流是汶川地震危害最为严重和破坏范围最广的次生地质灾害。汶川地震灾区山高坡陡，岩层软硬相间，风化严重，岩体结构面发育、松弛且组合关系复杂，在强烈的地震作用下，导致大量崩滑流的形成。

据地震前地质灾害调查显示，在四川 42 个受灾县（市）共有地质灾害隐患点 5 430 处，其中滑坡 3 572 处、崩塌 600 处、泥石流 737 处、不稳定斜坡 521 处。地震发生后，国土资源部组织了 800 多名专业人员对灾区进行了系统排查和遥感分析，发生的滑坡、崩塌、泥石流约 15 000 处；新发现了地质灾害隐患点 4 970 处，其中滑坡 1 701 处、崩塌 1 844 处、泥石流 304 处、堰塞湖 34 处；汶川地震造成具有溃坝险情的水库 69 座，危险者 310 座、稳定斜坡 1 093 处（黄润秋，李为乐，2008；黄润秋，2011；李秀珍等，2010；姜纪沂等，2009；乔彦肖等，2009；吴珍汉，张作辰，2008；殷跃平，2008；侯景润，袁中夏，2011）。汶川地震地质灾害呈现如下特点：

（1）地质灾害发生的范围大。据国家汶川地震专家委员会对汶川地震及次生灾害的调查，有 51 个县（市）受灾，受灾面积达 13 万平方千米。

（2）地质灾害的密度大。单位面积内的地质灾害的数量之大也是这次地震地质灾害的一大特点。在 51 个县（市）13 万平方千米区域上，发现地质灾害 15 000 多处，密度达 9.2 处/100 千米。

（3）地质灾害成带成群性明显。在 51 个受灾县市中，地质灾害的空间分布是不均匀的，沿深切河谷、大江大河，地质灾害呈带状分布，表现为成带和成群性。

（4）地质灾害类型以崩滑为主，崩塌多于滑

坡。由地震地质灾害衍生的次生地质灾害将长期存在。

3 基于 PSO-BP 神经网络的地震地质灾害综合评价模型

3.1 地震地质灾害综合评价因子分析

由于地震引发了多种地质灾害,据历史震害资料,依据减灾委员会科学技术部“5·12”抗震救灾专家组评估分析及工作报告(国家减灾委员会科学技术部抗震救灾专家组,2008),2008 年 6 月 7 日国家地震局提供的“5·12”汶川地震烈度区划图,对四川、陕西、甘肃三省 6 度以上区域的部分地区进行研究,选取地震灾害、斜坡地质灾害(崩塌、滑坡、泥石流、堰塞湖)、地面变形(地裂缝、地面塌陷)、斜坡分布特征(斜坡坡度)等指标作为地震地质灾害危险度评价指标。各指标描述及数据来源如下:

(1) 评价因子

① 地震灾害评价指标(地震危险度)

$$E = T_5 + T_6 \times 2 + T_7 \times 4 + T_8 \times 8. \quad (8)$$

式中, E 为各县地震危险度, T_5 、 T_6 、 T_7 、 T_8 分别为 M_s5 、 M_s6 、 M_s7 、 M_s8 地震震中位于该县境内的次数,根据 E 的直方图分布,采用断点分级法,将地震危险度划分为 4 个等级,即极高 $E \in [7, 32)$,高 $E \in [3, 7)$,中 $E \in [1, 3)$,低 $E = 0$ 。

② 斜坡地质灾害(滑坡、崩塌、泥石流)评价指标

各县的地质灾害危险度 S_i 为各县 1950~2005 年发生地质灾害次数,根据 S_i 的直方图分布,采用断点分级法,将地质灾害危险度等级划分为 4 个等级,即极高 $S_i \in [5, 10)$,高 $S_i \in [3, 5)$,中 $S_i \in [1, 3)$,低 $S_i = 0$

③ 地面变形(断裂带/破碎带长度):穿过各乡镇的断裂带/破碎带长度之和。

④ 斜坡分布特征($\geq 25^\circ$ 坡度面积百分比):乡镇行政区内 $\geq 25^\circ$ 坡度土地面各占全区土地总面积的百分比。

(2) 地震地质灾害危险度定义

$$D = \sum (f_i \times D_k), \quad (9)$$

$$D_k = \frac{D_k - \min(D_k)}{\max(D_k) - \min(D_k)}. \quad (10)$$

式中, D 为地震地质灾害危险度, f_k 为评价指标权重, D_k 为归一化的单项指标。根据数据 D 的直方图分布,采用断点分级法,将各乡镇划分为极高、高、中、低 ($[0.4 \sim 0.77)$ 、 $[0.26 \sim 0.4)$ 、 $[0.19 \sim 0.26)$ 、 $[0 \sim 0.19)$) 4 个等级。

3.2 BP 神经网络结构及 PSO 参数设计

BP 网络的输入和输出由研究问题决定,笔者取地震灾害、斜坡地质灾害、地面变形、斜坡分布特征 4 个指标作为网络的输入,以地质灾害危险度、危险度等级 2 个指标作为输出。BP 网络隐含层神经元的数量对网络性能有直接的影响,依据飞思科技产品研发中心(2005)的研究成果,按下式确定:

$$a = 2n + 1, \quad (11)$$

$$b = \frac{2m(N-1)}{n+m-1}. \quad (12)$$

式中, n 为输入层神经元个数, m 为输出层神经元个数, N 为训练时学习样本数,隐层神经元个数在区间 $[a, b]$ 之间。

按下式构造 PSO 算法适应度函数:

$$f_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_k - t_k)^2. \quad (13)$$

式中, y_k 、 t_k 分别是 BP 神经网络的计算输出和目标输出。

粒子的范围:惯性权重 $[w_{\min}, w_{\max}] = [0.3, 0.9]$;学习率 $c_1 = c_2 = 2$,种群个数取 40,最大迭代次数 $T = 200$ 。

3.3 PSO-BP 神经网络的训练和测试

根据国家减灾委员会科学技术部抗震救灾专家组(2008)研究,将汶川地震重灾区各乡镇地震地质灾害资料整理出 148 个地震灾害实例,如表 1 (限于篇幅,仅列出部分),选取前 138 个实例作为训练样本,建立基于 PSO-BP 神经网络的地震地质灾害综合评价模型,利用后 10 个样本作为测试样本,测试模型的性能。

表 1 汶川地震重灾区乡镇地质灾害资料

Tab. 1 Geological hazards data of village and town in heavy disaster areas in Wenchuan M8.0 earthquake

序号	县市名	镇名	输入				输出	
			地震灾害 归一化数	斜坡地质灾害 归一化数	断裂带 归一化数	坡度 归一化数	地震地质 灾害危险度	分危度 分级
1	什方市	红白镇	0.642 9	0.821 4	0.498 4	0.662	0.707	I
2	汶川县	草坡乡	1.000	0.489 8	0.391 9	0.933 0	0.763	I
3	彭州市	龙门山镇	0.500	0.326 5	1.000 0	0.633 7	0.652	I
4	都江堰	虹口乡	0.857 1	0.132 7	0.758 0	0.931 5	0.707	I
5	平武县	锁江羌族乡	0.071 4	0.005 1	0.000 0	0.787 4	0.187	IV
6	汶川县	耿达乡	0.357 1	0.836 7	0.030 4	0.938 0	0.504	I
7	绵竹市	清平乡	0.142 9	0.398 0	0.731 3	0.950 3	0.473	I
8	汶川县	三江乡	0.428 6	0.341 8	0.438 5	0.883 6	0.504	I
9	都江堰	灌口镇	0.000 0	0.030 6	0.000 0	0.249 4	0.056	II
10	汶川县	绵虎镇	0.500 0	0.102 0	0.407 4	0.999 7	0.502	I
11	安县	高川乡	0.142 9	0.285 7	0.576 0	0.847 0	0.399	II
12	北川县	曲山镇	0.071 4	0.306 1	0.608 0	0.794 5	0.370	II
13	汶川县	漩口镇	0.571 4	0.045 9	0.307 4	0.726 9	0.445	I
14	安县	茶坪乡	0.142 9	0.443 9	0.333 2	0.809 6	0.374	II
15	茂县	凤仪镇	0.357 1	0.051 0	0.441 2	0.828 3	0.407	I
16	青川县	七佛乡	0.000 0	0.051 0	0.000 0	0.759 0	0.162	II
17	北川县	擂鼓镇	0.071 4	0.030 6	0.630 7	0.758 4	0.313	II
18	江油市	枫顺乡	0.142 9	0.061 2	0.000 0	0.760 7	0.222	III
19	北川县	通口镇	0.142 9	0.015 3	0.000 0	0.731 4	0.206	III
20	江油市	永胜镇	0.000 0	0.030 6	0.000 0	0.315 5	0.069	IV
21	青川县	青溪镇	0.000 0	0.387 8	0.280 9	0.866 7	0.307	II
22	汶川县	威州镇	0.142 9	0.295 9	0.215 9	0.904 3	0.340	II
...
139	平武县	南坝镇	0.2857	0.443 9	0.420 3	0.703 4	0.428	I
140	汶川县	银杏乡	0.571 4	0.081 6	0.000 0	0.999 9	0.445	I
141	北川县	禹里羌族乡	0.285 7	0.290 8	0.000 0	0.776 2	0.328	II
142	青川县	骑马乡	0.500 0	0.015 3	0.018 9	0.688 3	0.345	II
143	安县	桑枣镇	0.000 0	0.107 1	0.331 4	0.394 6	0.167	IV
144	什邡市	作角镇	0.000 0	0.086 7	0.317 7	0.525 3	0.186	IV
145	茂县	南新镇	0.142 9	0.051 0	0.254 6	0.790 4	0.276	II
146	都江堰	蒲阳镇	0.000 0	0.096 9	0.730 3	0.160 1	0.077	IV
147	汶川县	卧龙镇	0.142 9	1.000 0	0.427 7	0.890 1	0.521	I
148	江油市	六合乡	0.142 9	0.025 5	0.000 0	0.804 4	0.223	III

根据前述分析，本文选取网络结构（输入层—隐层—输出层）为4-10-2，运用 PSO-BP 网络和标准 BP 网络对 138 个地震地质灾害实例分别进行训练建模。误差曲线如图 3 和图 4 所示，预测结果如表 2 所示，从两模型训练过程来看，达到预定误差精度所需要的迭代次数分别为 35 次和 3 108 次。平均相对误差分别为 2.45 % 和 5.78 %，网络计算值与文献综合评价值基本吻合。研究表明，

BP 模型和 PSO-BP 模型均能用于地震地质灾害综合评价，但 PSO-BP 网络拟合程度明显优于 BP 网络，计算精度明显提高，收敛速度加快，网络性能大大改善。这是由于引入 PSO 优化算法，利用其良好的算法收敛性使所求问题能够以较大概率收敛到全局最优解或次优解，很好地解决了 BP 神经网络本身存在的局部收敛性问题，提高 BP 神经网络在地震灾害综合评价预测中的精度。

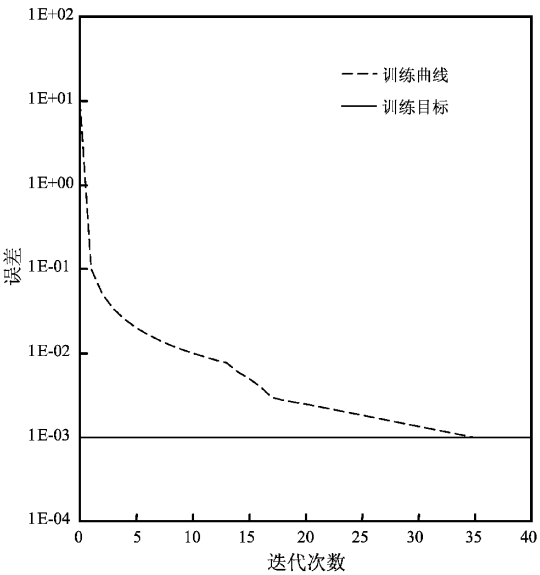


图3 PSO-BP 神经络模型训练误差曲线

Fig. 3 Training error curves of PSO-BP neural networks model

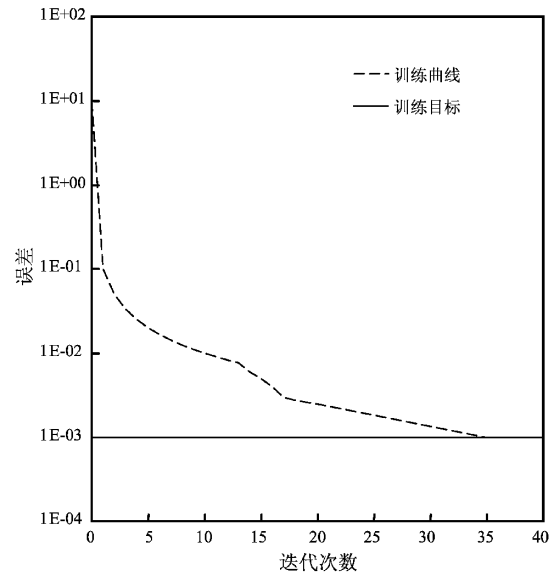


图4 BP 神经络模型训练误差曲线

Fig. 4 Training error curves of BP neural networks model

表2 PSO-BP 和 BP 模型的输出结果对比表

Tab. 2 Output results comparison between PSO-BP and BP models

序号	镇名	希望输出		PSO-BP 模型输出			BP 模型输出		
		灾害危险度	分危度分级	灾害危险度	平均相对误差/%	分危度分级	灾害危险度	平均相对误差/%	分危度分级
139	南坝镇	0.428	I	0.412	-3.74	I	0.413	-3.50	I
140	银杏乡	0.445	I	0.432	-2.92	I	0.408	-8.31	I
141	禹里羌族乡	0.328	II	0.340	2.44	II	0.342	4.27	II
142	骑马乡	0.345	II	0.338	-2.03	II	0.331	-4.06	II
143	桑枣镇	0.167	IV	0.159	-1.20	IV	0.153	-8.38	IV
144	作角镇	0.186	IV	0.174	-3.76	IV	0.179	-3.76	IV
145	南新镇	0.276	II	0.283	2.54	II	0.302	9.42	II
146	蒲阳镇	0.077	IV	0.076	0.13	IV	0.081	5.19	IV
147	卧龙镇	0.521	I	0.510	-2.11	I	0.504	-3.26	I
148	六合乡	0.223	III	0.221	3.59	III	0.240	7.62	III

4 结论

中国是地震灾害十分严重的国家，地震地质灾害分析评价是减灾防减工作中的一项重要内容。根据本文的研究结果，可以得到以下结论：

(1) 汶川地震地质灾害具有发生范围大、密度大、明显的成群成带性，地质灾害类型以崩塌、滑坡、泥石流、堰塞湖为主。由于其特殊的地理位置和构造条件，本地区的次生地质灾害将长期

存在的特点。

(2) 利用 BP 神经网络良好的非线性映射能力和 PSO 算法先进的全局搜索能力，将两者智能算法有机结合起来，建立了基于 PSO-BP 神经网络的地震地质灾害综合地质评价模型。该方法避开了地质体复杂深奥的地震灾变机理，直接利用观测数据建模，简便实用。

(3) PSO 算法实现了对 BP 网络连接权和阈值的自动优化，有效避免了 BP 算法的局部极小和收敛速度慢等问题，提高了网络的精度和泛化能力。

较之其他优化算法, PSO 算法具有编程操作简单、网络参数少的特点。

(4) 基于 PSO-BP 模型兼有人工神经网络的广泛映射能力和粒子群算法的全局搜索能力以及启发式学习的优点, 应用于汶川地震灾害综合评价中, 与标准 BP 模型比较, 明显提高了网络的泛化能力和运算效率。PSO-BP 模型适地质灾害的综合评价, 也可以推广到其他领域的评价与预测中, 它适合解决复杂的非线性问题。

本文的撰写参考了国家减灾委员会科学技术部抗震救灾专家组提供的汶川地震重灾区乡镇地质灾害资料, 在此表示诚挚感谢!

参考文献:

- 董晓娜, 苏道磊, 李希亮, 等. 2012. 基于粗糙集的 BP 神经网络在震例中的应用研究[J]. 地震研究, 35(2): 251-260.
- 飞思科技产品研发中心. 2005. 神经网络理论与 MATLAB7 实现[M]. 北京: 电子工业出版社.
- 国家减灾委员会科学技术部抗震救灾专家组. 2008. 汶川地震灾害

- 综合分析与评估[M]. 北京: 科学出版社.
- 侯景瑞, 袁中夏. 2011. 汶川地震滑坡与影响因素[J]. 西北地震学报, 33(B08): 398-402.
- 黄润秋, 李为乐. 2008. “5·12”汶川大地震触发地质灾害的发育分布规律研究[J]. 岩石力学与工程学报, 27(12): 2 585-2 592.
- 黄润秋. 2011. 汶川地震地质灾害后效应分析[J]. 工程地质学报, 19(2): 145-151.
- 姜纪沂, 迟宝明, 谷洪彪, 等. 2009. 汶川 8.0 级地震北川县城震害原因分析[J]. 地震研究, 32(4): 382-387.
- 李秀珍, 孔纪名, 崔云, 等. 2010. 汶川地震滑坡与地震参数及地质地貌因素之间的相关关系. 工程地质学报, 18(1): 8-14.
- 刘勇健, 刘义建, 张伯友. 2008a. 基于粗糙集—支持向量机的震害预测模型及应用[J]. 地震研究, 31(3): 289-295.
- 刘勇健, 刘义建. 2008b. 基于粗糙集的范例推理在泥石流危险性评价中的应用[J]. 山地学报, 26(2): 223-229.
- 乔彦肖, 马中社, 吕凤军. 2009. 汶川地震地质灾害发育特点及成因机制分析[J]. 中国地质, 36(3): 736-741.
- 吴珍汉, 张作辰. 2008. 汶川 8 级地震地质灾害的类型及实例[J]. 地质学报, 82(12): 1 747-1 757.
- 伍法权, 胡瑞林, 岳中琦, 等. 2009. 12 汶川地震地质灾害[M]. 北京: 地质出版社出版.
- 殷跃平. 2008. 汶川八级地震地质灾害研究[J]. 工程地质学报, 16(4): 433-444.

Method of Particle Swarm Optimization Neural Network on Geological Hazards Comprehensive Evaluation and its Application

LIU Yong-jian, YANG Xue-qiang, FU Na, WANG Ying

(Faculty of Civil and Transportation Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, Guangdong, China)

Abstract

Using the data of Wenchuan M_s 8.0 earthquake, we establish a comprehensive evaluation model for earthquake geological disasters based on the principle of neural networks and particle swarm optimization algorithm. Four parameters including the earthquake hazards, slope hazards, ground deformation and distribution characteristics of slope are taken as input, and risk of geological disasters and hazard class as output in the model. So we obtain the parameters of BP network model through weights and thresholds of BP network which is optimized by particle swarm algorithm. The results show that PSO-BP network model can overcome disadvantage of slow convergence speed of BP algorithm and falling into local minimum easily, which has higher calculation accuracy convenient and stronger generalization ability. Moreover, it can provide the reference for the evaluation and prevention of geological hazards, and reconstruction after earthquake.

Key words: geological hazards; particle swarm optimize; BP neural networks; Wenchuan M_s 8.0 earthquake