

牛洪涛. 陕南地区土岩接触带滑坡地质灾害预测模型构建[J]. 华南地震, 2019, 39(4): 19–24. [NIU Hongtao. Establishment of Landslide Geological Disaster Prediction Model in Soil-rock Contact Zone in Southern Shaanxi[J]. South China journal of seismology, 2019, 39(4): 19–24]

## 陕南地区土岩接触带滑坡地质灾害预测模型构建

牛洪涛

(安康学院, 陕西 安康 725000)

**摘要:** 陕南地区多为黄土泥岩土质, 土岩接触带极易发生滑坡地质灾害, 亟需构建有效的滑坡预测模型。BP神经网络模型预测滑坡过程中, 神经网络的初始权值随机选择性强、缺乏足够科学依据, 导致网络结构不稳定、收敛效果差, 预测误差大。为此采用全局搜索性能优的遗传算法优化神经网络初始权值, 基于BP算法训练神经网络, 构建精度高、效率高的BP神经网络滑坡预测模型; 模型将体现陕南地区土岩接触带特点的接触带岩性、孔隙比、含水率、液性指数、坡度、坡高因子作为输入信号, 输出结果为(0,1)、(1,0), 分别表示发生滑坡与不发生滑坡。经过仿真验证, 模型预测结果与实际结果一致, 可用于陕南地区土岩接触带滑坡地质灾害的实际预测。

**关键词:** 陕南地区; 土岩接触带; 滑坡地质灾害; BP神经网络; 初始权值; 预测模型

**中图分类号:** P694

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1001-8662(2019)04-009-06

**DOI:** 10.13512/j.hndz.2019.04.003

## Establishment of Landslide Geological Disaster Prediction Model in Soil-rock Contact Zone in Southern Shaanxi

NIU Hongtao

(Ankang University, Ankang 725000, China)

**Abstract:** Most of southern Shaanxi is loess, mudstone and soil. Landslide geological hazards easily occur in the soil-rock contact zone. It is urgent to build an effective landslide prediction model. In the process of landslide prediction by traditional BP neural network model, the initial weights of the neural network have strong random selectivity and lack of sufficient scientific basis, resulting in unstable network structure, poor convergence effect and large prediction error. In order to optimize the initial weights of the neural network, the genetic algorithm with good global search performance is used to train the neural network based on BP algorithm, and a BP neural network landslide prediction model with high accuracy and efficiency is constructed. The model takes the lithology, void ratio, water content, liquid index, slope and slope height factors of the contact zone

**收稿日期:** 2018-07-19

**基金项目:** 陕西省教育厅项目: 陕南地区土岩接触带滑坡地质灾害预测与治理研究(18JK0019)

**作者简介:** 牛洪涛(1983-), 男, 硕士, 副教授, 主要从事建筑材料, 滑坡治理, 结构设计方面的研究。

**E-mail:** niuhongtao2007@163.com

reflecting the characteristics of the soil-rock contact zone in southern Shaanxi as input signals, and the output results are (0, 1) and (1,0), which indicates that landslides occur and no landslides occur respectively. The simulation results show that the prediction results of the model are consistent with the actual results, and can be used for the actual prediction of landslide geological hazards in the soil-rock contact zone in southern Shaanxi.

**Keywords:** Southern Shaanxi; Soil-rock contact zone; Landslide geological hazard; BP neural network; Initial weight; Prediction model

## 0 引言

滑坡地质灾害种类较多,黄土滑坡是典型代表<sup>[1-2]</sup>,总结黄土滑坡种类如下:黄土层内滑坡、黄土—泥岩接触带滑坡、黄土—泥岩顺层滑坡、黄土—泥岩切层滑坡,根据名称能够看出黄土滑坡类型依据黄土滑坡物质构成和滑面发生部位划分<sup>[3-4]</sup>。上述黄土滑坡类型划分在实际应用中发挥一定价值,被相关领域认可<sup>[5-6]</sup>。陕南地区黄土泥岩接触带滑坡(简称土岩接触带滑坡)地质灾害发生频繁,在特殊的地质结构影响下,不同类型的黄土滑坡存在差异<sup>[7-8]</sup>,土岩接触带滑坡滑动速度相对缓慢、复活性强、滑距较小的特性<sup>[9-10]</sup>,在长期降雨天气下,陕南地区极易出现土岩接触带滑坡地质灾害,呈群体式爆发<sup>[11-12]</sup>,危害范围广、程度深,因此,亟需做好滑坡地质灾害的预防工作。

构建滑坡地质灾害预测模型是预防滑坡的前提条件与重要手段,针对上述情况,本文结合遗传算法与神经网络构建陕南地区土岩接触带滑坡地质灾害预测模型,提前掌握陕南地区黄土泥岩地质发育情况,为滑坡地质灾害预防、救灾提供依据。

## 1 基于BP神经网络的土岩接触带滑坡地质灾害预测模型

### 1.1 基于遗传算法优化BP神经网络模型

#### 1.1.1 优化原理

网络结构、权值与学习规则是遗传算法优化神经网络的主要内容,权值优化是神经网络结构改进的重点。梯度下降法是BP算法的关键方式,所以神经网络对初始权值存在较大程度依赖,差异性网络输出结构一定程度上由不同的网络学习结构导致<sup>[13]</sup>;同时,初始权值随机选择性是神经网络的特性,没有足够的科学依据,取值不合理的情况发生后容易造成网络结构不稳定、无法收敛,

或者收敛时间开销延长,导致BP神经网络模型预测滑坡地质灾害的泛化能力降低。采用遗传算法优化BP神经网络,基于遗传算法优秀的全局搜索性能训练神经网络权值,最后基于BP算法求解,求解精度较高、效率高,实现全局寻优。基于遗传算法优化BP神经网络过程中,第一,对神经网络初始权值进行优化,第二,基于BP算法训练神经网络。

对网络权值、阈值进行编码是遗传算法优化神经网络的首要步骤,遗传算法中,将以编码形式存在的网络相关参数看成一个染色体,被视为网络学习问题可能解的情况存在神经网络中。图1为遗传算法优化BP神经网络的流程。

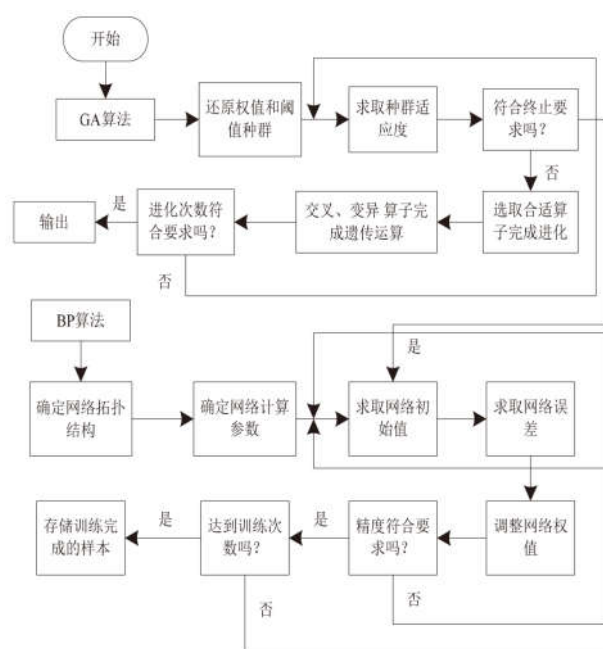


图1 遗传算法优化BP神经网络的流程

Fig. 1 Process of BP neural network optimized by genetic algorithm

#### 1.1.2 遗传算法

Step 1:  $P_0$  定义表示群体规模。初始种群集合  $W = (W_1, W_2, \dots, W_p)^T$  包含任意  $P$  个个体,数据选定区间为一定的,因为遗传算法全局搜索能力受

初始种群干扰,所以,基于线性差值函数获取种群个体  $W_i$  的实数向量  $W_1, W_2, \dots, W_s$  即遗传算法的染色体之一,保障初始种群质量。公式(1)为染色体长度计算方法:

$$E = RE_1 + E_1E_2 + E_1 + E_2 \quad (1)$$

其中,  $R$ 、 $E_1$ 、 $E_2$  分别表示输入层节点、隐层接地那以及输出层节点数量。

$W_i = (W_1, W_2, \dots, W_s) (i=1, 2, \dots, P)$  是确定的种群中的个体,表示 BP 神经网络的初始值,个体中的基因值即为神经网络中的连接权值或者阈值,  $W_j$  为基因值。基于浮点数进行编码,令得到的权值精确度高、有效缩短染色体串长。

Step 4: 个体评价函数确定。令 BP 神经网络进化参数为已知, BP 神经网络权值与阈值的确定根据 step 1 中的染色体实现,依据训练样本完成神经网络训练后,直到精度预设值符合网络训练输出  $\hat{y}_i$ , 此时采用公式(2)、(3)描述种群  $W$  中  $W_i$  的适应度值与适应度均值:

$$fitness_i = \sum_{j=1}^{M-1} (\hat{y}_j - y_j)^2 \quad (i=1, 2, L, P) \quad (2)$$

$$\bar{f} = \frac{\sum_{i=1}^P fitness_i}{P} \quad (3)$$

其中,  $\hat{y}_j$  和  $y_j$  分别是训练的输出值与期望值;  $M$  与  $P$  表示重构相空间中相点数、种群的规模。

Step 3: 算子选择通过轮盘赌方法实现,根据适应度比例选择策略对不同种群的染色体进行选择。公式(4)为选择概率计算方法:

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^P f_i} \quad (i=1, 2, L, P) \quad (4)$$

其中,  $f_i = 1 / fitness_i$ ,  $P$  表示种群规模。

Step 4: 考虑到个体基于实数进行编码,遗传算法基于实数交叉法进行交叉操作。 $J$  位中,第  $k$  个基因  $w_k$  与第 1 个基因  $w_1$  的交叉操作见公式(5):

$$\begin{cases} w_{kj} = w_{kj}(1-u) + w_{1j}u \\ w_{1j} = w_{1j}(1-u) + w_{kj}u \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $u$  表示  $[0, 1]$  中的任意数。

Step 5: 变异操作。将第  $i$  个个体中的第  $j$  个基因作为变异操作基因:

$$w_{ij} = \begin{cases} w_{ij} + (w_{ij} - w_{\max})f(v), r \geq 0.5 \\ w_{ij} + (w_{\min} - w_{ij})f(v), r < 0.5 \end{cases} \quad (6)$$

$$f(v) = r_2 \left( 1 - \frac{v}{V_{\max}} \right) \quad (7)$$

其中,  $w_{\min}$  与  $w_{\max}$  表示基因  $w_{ij}$  取值的最小值与

最大值;  $[0, 1]$  区间的任意数用  $r$  表示;  $r_2$  是任意数; 此时迭代次数、进化代数上限为  $v$ 、 $V_{\max}$ 。

Step 6: BP 神经网络的连接阈值与权值通过分解遗传算法最佳个体得到, BP 神经网络预测模型训练基于 BP 算法完成,获取陕南地区土岩接触带滑坡地质灾害预测的最优解。

## 1.2 BP 神经网络滑坡地质灾害预测模型构建

1.2.1 构建步骤。参数设置、归一化处理、网络训练、网络泛化是构建陕南地区土岩接触带滑坡地质灾害预测模型的关键步骤,模型构建后,进行滑坡地质灾害预测。

(1)不同项参数定义。定义不同项参数是神经网络模型预测的首要条件,第一,进行输入层信号选择,分析差异性滑坡体的特性选取影响土岩接触带滑坡的因子,分别为接触带岩性、孔隙比、含水率、液性指数、坡度、坡高,即输入信号<sup>[14]</sup>;第二,定义输出层节点数量、学习速率、动量因子、传递函数以及训练次数最大值、精度最小值等各项内容,预测模型精度基于以上参数的精准设置得以提高,同时精简预测模型操作步骤,实用性得到改善。

(2)归一化处理。基于使用频率较高的函数转换法进行归一化处理,方法如公式(8)所示:

$$y = \frac{x - \alpha_{\min}}{\alpha_{\max} - \alpha_{\min}} \quad (8)$$

公式中,  $x$  与  $y$  表示转换前后的数值,  $\alpha_{\min}$  与  $\alpha_{\max}$  则为样本的上限与下限。

(3)网络训练

信号正向传播与误差反向传播是 BP 神经网络模型学习的两个过程。正向传播路线为:信号起始点为输入层,传输至隐含层后以其处理单元计算为中介传输到输出层;误差反向传播路线为:若真实输出信号和输出期望值存在差异,误差信号沿着输入层、隐含层、输出层的方向传输,此方向上误差降低,不同层次的不同单元帮助分担信号误差,完成神经网络模型权值优化,即输入层和隐含层、隐含层和输出层之间权值的优化。

求取正向传播过程中全部节点的误差平方和,结果如下:

$$A = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m (d_j - y_j)^2 \quad (9)$$

公式中,  $m$  表示输出层的节点数量、 $d_j$  与  $y_j$  分别表示输出层节点  $j$  期望值、输出层节点  $j$  实际值。开始下一步样本训练的前提条件是  $A$  在规定值以下, 相反进行误差逆向传播, 同时修改权值大小。

循环训练步骤后即可令网络输出误差在允许范围内, 此时真实学习次数少于预设次数, 此为 BP 神经网络训练过程, 详细见图 2。

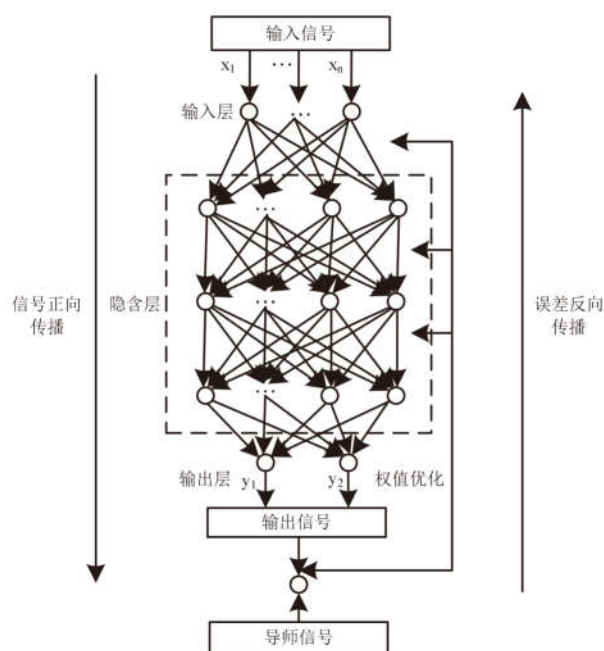


图 2 BP 神经网络模型

Fig. 2 BP neural network model

#### (4) 网络泛化

训练完成的网络模型处理非训练样本时具备优异的泛化能力是神经网络模型训练的中心思想<sup>[15]</sup>, 由此总结泛化能力概念如下: 研究网络模型对样本包含的规律逼近情况, 可基于非训练样本误差大小描述和评估。当非训练样本误差在真实误差以下或者相差无几时, 证明构建的神经网络模型成功逼近训练样本的内在规律, 否则, 构建的神经网络模型则为无效。

##### 1.2.2 模型预测实现

网络泛化符合标准后得到有效的 BP 神经网络预测模型, 基于 BP 神经网络模型预测陕南地区土岩接触带滑坡地质灾害过程中, 若预测值为 1 和 0 的若干组合, 则可预测是否发生滑坡地质灾害。

所构建模型可操作性提升是因为采用遗传算

法优化后的模型基于需求差异定义不同的输出层节点数。当模型输出层存在两个节点时, 1、0 分别为节点输出结果, (0,1)、(1,0) 为可能性组合, 土岩接触带发生滑坡与不发生滑坡分别用 (1,0)、(0,1) 表示; (0,0)、(1,1) 表示无意义。根据以上描述完成陕南地区土岩接触带滑坡地质灾害预测, 为监测人员提供预警依据。

## 2 实验分析

选取陕南地区某城市作为实验区域, 该区域分布大量土岩接触带, 容易导致滑坡地质灾害, 采用本文模型预测该地区滑坡地质灾害发生情况。本文模型采用陕南地区土岩接触带地质地貌、地形条件等作为影响因子, 如接触带岩性、孔隙比、含水率、液性指数等, 实验数据以实地调查、卫星遥感监测方法得到。

### 2.1 遗传算法效果分析

采用遗传算法优化神经网络预测模型参数定义如下: 种群规模为 120, 变异概率与交叉概率分别为 0.01、0.66, 期望输出误差为 0.000 001, 学习次数上限为 800 次。记录遗传算法优化 BP 神经网络模型结果, 遗传算法适应度曲线见图 3, 预测模型的误差见图 4。

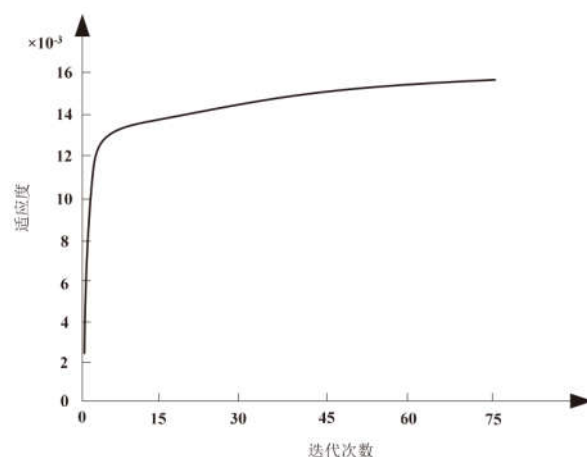


图 3 遗传算法适应度曲线

Fig. 3 Fitness curve of genetic algorithm

图 3 中, 遗传算法的适应度曲线逐步很快进入平稳发展状态, 降低预测模型不可靠程度。图 4 中, 预测模型仅经历 351 次学习, 预测误差符合预设标准。

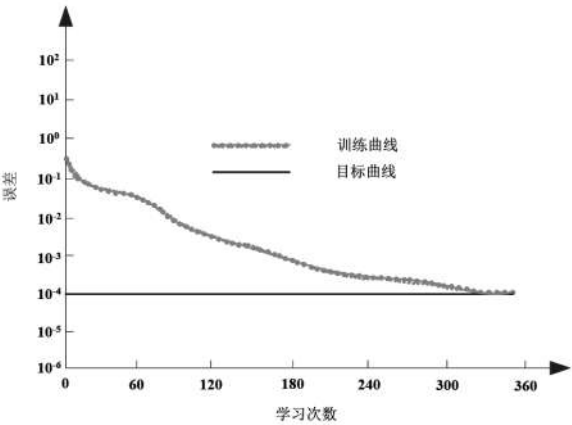


图 4 预测模型误差曲线  
Fig. 4 Prediction model error curve

2.2 模型有效性分析

模型训练泛华样本见表 1、模型预测样本见表 2，以下数据均为归一化值。

根据表 1、表 2 数据采用本文模型预测陕南地区滑坡情况，输出结果见表 3，并与实际结果对比。

由表 3 可知，本文模型预测结果与滑坡发生的实际情况完全一致，证明本文模型预测精度高，对于预测陕南地区土岩接触带滑坡地质灾害具有重要意义。

表 1 滑坡地质灾害预测泛化样本  
Table 1 Generalized samples of landslide geological disaster prediction

输出值排序	1	2	3	4	5	6	7	8
接触带岩性	1	1	0.278	1	0.278	1	0.611	0
孔隙比	1	0.958	0.951	0.979	0.961	0.961	0.004	0.049
含水率	0.341	0.073	0.069	0.066	0	0.066	1	0.686
液性指数	0	0	0	0	0	0	1	0.344
坡度	0.761	1	0.261	0.261	0.111	0.761	0	0.411
坡高	0	0.036	0.072	0.047	0.116	0.167	0.009	0.134
期望输出	(0,1)	(0,1)	(1,0)	(1,0)	(0,1)	(0,1)	(1,0)	(1,0)

表 2 滑坡地质灾害预测样本  
Table 2 Samples of landslide geological disaster prediction

输出值排序	1	2	3	4	5	6	7	8
接触带岩性	0.611	0	0.278	1.000	1.000	0.278	0.278	0.278
孔隙比	0	0.126	0.088	0.96	1.000	0.88	0.077	0.077
含水率	0.474	0.279	0.199	0.144	0.173	0	1.000	1.000
液性指数	1.000	1.000	0.678	0.344	0	0	0.344	0.344
坡度	1.000	0.415	0.632	0.425	0	0.218	0.252	0.252
坡高	1.000	0.711	0.813	0.282	0	0.884	0.839	0.839

表 3 滑坡地质灾害预测结果  
Table 3 Prediction results of landslide geological hazards

输出值排序	1	2	3	4	5	6	7	8
预测结果	(0,1)	(0,1)	(1,0)	(1,0)	(0,1)	(0,1)	(1,0)	(1,0)
实际结果	(0,1)	(0,1)	(1,0)	(1,0)	(0,1)	(0,1)	(1,0)	(1,0)

3 结语

本文基于 BP 神经网络构建预测模型，由于陕

南地区土岩接触带较多，发生的滑坡地质灾害多为土岩接触带部位，以接触带岩性、孔隙比、含水率等影响因子作为模型输入，输出结果即为预

测结果,同时采用遗传算法对 BP 神经网络进行优化。单纯使用神经网络构建预测模型时,随机选择性是神经网络的特性,取值不合理导致网络没有足够的科学依据,容易造成网络结构不稳定、无法收敛,或者收敛时间开销延长,削减模型预测滑坡地质灾害的泛化能力;同时,BP 算法使用梯度下降法,所以神经网络对初始权值存在较大程度依赖。基于上述原因遗传算法以其优质的全局搜索能力优化 BP 神经网络初始权值,全面提升 BP 神经网络的收敛效果、收敛效率以及网络泛化能力。由此构建的 BP 神经网络预测模型预测滑坡地质灾害精度高,符合实际应用标准。

### 参考文献:

- [1] 张俊,殷坤龙,王佳佳,等.三峡库区万州区滑坡灾害易发性评价研究[J].岩石力学与工程学报,2016,35(2):20-20.
- [2] 张宇波,成丽君.农业气象灾害等级优化预测仿真研究[J].计算机仿真,2017,34(6):440-444.
- [3] 蒋先念,范良刚,周娅莉,等.陡倾反向岩质滑坡破坏机制及影响因素研究[J].地下空间与工程学报,2016,12(2):356-361.
- [4] 千木良雅弘.大型深层滑坡灾害及其预测[J].西南交通大学学报,2016,51(5):981-986.
- [5] 陈悦丽,陈德辉,李泽椿,等.降雨型滑坡的集合预报模型及其初步应用的试验研究[J].大气科学,2016,40(3):515-527.
- [6] 黄海峰,巨能攀,周新,等.红层滑坡滑带土经验型蠕变模型研究[J].人民长江,2017,48(5):91-95.
- [7] 陆付民,蒋廷耀.基于多因子及泰勒级数的滑坡变形预测模型研究[J].大地测量与地球动力学,2017,37(10):1029-1032.
- [8] 许波,谢谟文,胡嫚.基于 GIS 空间数据的滑坡 SPH 粒子模型研究[J].岩土力学,2016,37(9):2696-2705.
- [9] 朱映橙,李益敏,魏苏杭.怒江州滑坡地质灾害气象预警模型研究[J].云南大学学报:自然科学版,2016,38(4):610-619.
- [10] Rukundo PM, Andreassen BA, Kikafunda J, et al. Household food insecurity and diet diversity after the major 2010 landslide disaster in Eastern Uganda: a cross-sectional survey [J]. British Journal of Nutrition, 2016, 115(4):718-729.
- [11] 陆付民,蒋廷耀.基于多因素的卡尔曼滤波模型在滑坡变形预测中的应用[J].数学的实践与认识,2018,48(4):177-181.
- [12] 胡安龙,王孔伟,李建林,等.基于智能算法优化支持向量机模型的滑坡稳定性预测[J].自然灾害学报,2016,25(5):46-54.
- [13] 王鸣,易武,邓永煌.基于自适应搜索权重的滑坡位移组合预测[J].水力发电,2016,42(2):26-28.
- [14] Chen K. Based on BP neural network model of Olympic 100 m performance prediction of applied research [J]. Journal of Computational & Theoretical Nanoscience, 2016, 13(12):9751-9754.
- [15] 冯非凡,武雪玲,牛瑞卿,等.粒子群优化 BP 神经网络的滑坡敏感性评价[J].测绘科学,2017,42(10):170-175.