

基于数量化理论和 BP 神经网络的滑坡体积预测

黄志全^{1,2}, 孟令超², 黄向春², 王伟²

(1. 新疆工程学院 新疆 乌鲁木齐 830091; 2. 华北水利水电大学 资源与环境学院, 河南 郑州 450011)

摘要: [目的] 探讨数量化理论Ⅲ和 BP 神经网络在滑坡中综合应用的效果, 为滑坡体积的预测提供一种新的思路。[方法] 采用数量化理论Ⅲ分析滑坡体积的影响因素及其耦合作用强度, 并结合其分析结果, 将次要因素和强耦合程度样本进行剔除, 再依据其剔除的不同阶段构建 3 种滑坡体积的 BP 神经网络预测模型。[结果] 滑坡体积的主要影响因素是坡角、坡向、植被覆盖率和坡高, 次要影响因素是岩层倾角、斜坡高程和岩层倾向因素, 且在不同样本中, 体积影响因素之间的耦合程度具有一定的差异。[结论] 该预测方法可行, 对次要因素和强耦合程度样本的剔除, 提高了预测精度。

关键词: 滑坡; 数量化理论Ⅲ; 耦合作用; BP 神经网络

文献标识码: A

文章编号: 1000-288X(2016)05-0207-07

中图分类号: P642.22

文献参数: 黄志全, 孟令超, 黄向春, 等. 基于数量化理论和 BP 神经网络的滑坡体积预测[J]. 水土保持通报, 2016, 36(5): 207-213. DOI:10.13961/j.cnki.stbctb.2016.05.040

Prediction of Landslide Volume Based on Quantitative Theory and BP Neural Network

HUANG Zhiquan^{1,2}, MENG Lingchao², HUANG Xiangchun², WANG Wei²

(1. Xinjiang Institute of Engineering, Urumqi, Xinjiang Uygur

Autonomous Region 830091, China; 2. Institute of Resources and Environment,

North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou, He'nan 450011, China)

Abstract: [Objective] The objective of this study is to explore the effect of the comprehensive application of the third theory of quantification and BP neural network in the landslide, in order to provide a new method for the prediction of landslide volume. [Methods] The influence factors of landslide volume and its coupling strength were analyzed by the third theory of quantification. Based on the analysis results, the secondary factors and strong coupling degree samples were removed, and then the BP neural network prediction models of 3 different kinds of landslide volume was built according to different stages of the elimination. [Results] The main influencing factors of landslide volume were slope angle, slope, vegetation coverage rate and slope high, while the secondary influence factors were the dip angle, elevation and slope rock orientation. And in different samples, the degree of coupling between the volume influencing factors was difference. [Conclusion] The prediction method used in the present study is feasible, and the prediction accuracy can be improved by eliminating the secondary factors and the strong coupling degree samples.

Keywords: landslide; third theory of quantification; coupling intensity; BP neural network

滑坡是常见的地质灾害之一, 滑坡失稳对其危险区内的村民具有较大的威胁, 而其威胁程度或范围很大程度上取决于滑坡的规模, 因此对滑坡体积的预测具有其必要性, 这对滑坡的威胁性评估具有重要的指

导意义。由于滑坡体积受多种地质环境因素的影响, 且不同因素的影响程度具有较大的差异, 而数量化理论Ⅲ则能很好的实现影响因素的分类, 且已被相关学者研究, 如赵伟华等^[1]利用数量化理论Ⅲ分析了震后

收稿日期: 2016-01-25

修回日期: 2016-02-25

资助项目: 河南省科技创新人才计划“膨胀土边坡安全性研究”(154100510006); 河南省重点科技攻关项目“南水北调中线膨胀土滑坡发生机理与信息系统构建”(152102210111); 新疆维吾尔自治区科技援疆(201491105); 新疆自治区高层次人才引进工程

第一作者: 黄志全(1970—), 男(汉族), 河南省潢川县人, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事岩土工程方面的研究与教学等工作。E-mail: huangzhiquan@newu.edu.cn.

通讯作者: 王伟(1989—), 男(汉族), 河南省郑州市人, 硕士研究生, 研究方向为岩土工程。E-mail: wangwei093208@163.com.

崩塌灾害发育的影响因素,并与数理统计结果对比,验证了该方法的有效性;李军霞等^[2]则利用数量化理论Ⅲ分析了滑坡发育的影响因素,并对各因素的耦合强度进行了分析,为其研究区内的防灾减灾提供了一定的指导依据;周国云等^[3]则利用数量化理论对滑坡的危险性进行了预测,并将预测结果服务于区内灾害预测图的制作过程中,较大的提高了预测图的精度。同时,BP神经网络也被广泛的应用于地灾的多个研究方面,如柯福阳等^[4]利用BP神经网络构建了滑坡的预测模型,并与实际调查结果进行对比,验证了本文方法的有效性;刘艺梁等^[5]结合经验模态分析和BP神经网络的特点,对滑坡的变形进行预测,取得了较高的预测精度;汤罗圣等^[6]则利用因子分析法分析了滑坡抗剪参数的主要影响因子,并利用BP神经网络建立其抗剪参数的预测模型,取得了良好的效果。但是,在上述研究中,对滑坡体积的预测研究相对较少,且数量化理论在地质灾害中的应用仍较少,仍需进一步的研究其可靠性和适用性,也未见其在滑坡体积方面的预测研究,同时,也未见将数量化理论与BP神经网络联合应用的相关研究。

因此,本文拟利用数量化理论(Ⅲ)对滑坡体积的影响因素进行分类,筛选滑坡体积的影响因素和样本,并利用BP神经网络构建滑坡的多因素预测模型,验证数量化理论Ⅲ在滑坡体积影响因素筛选中的有效性及其与BP神经网络综合应用的可行性,以期作为滑坡体积的预测提供一种新的思路。

1 基本原理

1.1 研究思路

本文滑坡体积的预测主要结合了数量化理论及BP神经网络的优点,对滑坡体积进行了综合有效的预测,预测步骤主要为:

(1) 基于数量化理论(Ⅲ)的基本原理,对滑坡体积的影响因素进行数量化分析,求解出滑坡体积影响因素反应矩阵的特征值和特征向量,并对各项目及类目的影响程度进行筛选和排序,为在后文BP神经网络预测过程中剔除次要影响因素奠定数据基础。

(2) 通过剔除一般影响因素,对比分析2种情况下滑坡样本的得分值,对滑坡体积影响因素之间的耦合程度进行分析,确定该地区各影响因素之间的耦合程度,也为后文预测中剔除强耦合程度样本提供依据。

(3) 结合数量化理论的分析结果和BP神经网络的基本原理,对3种滑坡体积的预测模型进行预测,

以评价不同预测模型的预测效果,达到对滑坡体积综合预测的目的。

1.2 数量化理论

数量化理论共有4种形式,其中数量化理论Ⅲ可以实现对样品影响因素的分类,基于对各类目构建出反应矩阵,并通过计算得出反应矩阵的特征值和特征向量,完成对各类目的赋值,也可进一步对各样品进行赋值。在数量化理论Ⅲ的应用过程中,样品的影响因素可以称为项目,而对因素的区间划分则可称为类目,统称为样本的变量,而变量又可进一步的分为定性及定量两种,若前者有 m 个,而后者有 s 个,则 n 各样品的反应矩阵为:

$$X = \begin{bmatrix} \delta_{1(1,1)} & \delta_{1(1,r_1)} & \cdots & \delta_{1(m,r_m)} & u_{11} & \cdots & u_{1s} \\ \delta_{1(1,1)} & \delta_{1(1,r_1)} & \cdots & \delta_{1(m,r_m)} & u_{21} & \cdots & u_{2s} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \delta_{1(1,1)} & \delta_{1(1,r_1)} & \cdots & \delta_{1(m,r_m)} & u_{n1} & \cdots & u_{ns} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\text{其中: } \delta_i(j, r_j) = \begin{cases} 1 & \text{(当第 } i \text{ 样品中 } j \text{ 项目的} \\ & \text{定性数据为 } r_j \text{ 类目时)} \\ 0 & \text{(当第 } i \text{ 样品中 } j \text{ 项目的} \\ & \text{定性数据不为 } r_j \text{ 类目时)} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\delta_i(j, r_j)$ ——在 j 个定性项目上,第 i 个样品的 r_j 类目反应; $u(i, k)$ ——在第 k 定量项目上,第 i 样品的 r 类目反应。

同时,通过对反应矩阵特征值和特征向量求取,可将各类目的得分表示为:

$$\mathbf{b} = \{b_{11} \cdots b_{1r_1} \ b_{m1} \cdots b_{mr_m} \ a_1 \cdots a_s\}^T \quad (3)$$

所以,基于各类目的得分,可利用数量化理论内在的关系将各样品得分 Y 表示为:

$$\mathbf{Y} = \{y_1 \ y_2 \ \cdots \ y_n\} = \frac{1}{m+s} X\mathbf{b} \quad (4)$$

另外,通过上述基础数据的计算,可将各样品之间的组间方差 σ_b^2 表示为:

$$\sigma_b^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 = \frac{1}{n(m+s)^2} \mathbf{b}^T H \mathbf{b} \quad (5)$$

$$\text{其中: } H = X^T X - \frac{1}{n} g g^T$$

$$\mathbf{g} = \{g_{11} \ \cdots \ g_{1r_1} \ g_{m1} \ \cdots \ g_{mr_m} \ 0 \ \cdots \ 0\}$$

而 \mathbf{G} 为 $r+s$ 阶对角矩阵,则进一步将样品总方差表示为:

$$\sigma^2 = \frac{1}{n(m+s)} \left(\sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^{r_j} b_{jk}^2 g_{jk} + n \sum_{i=1}^s a_i^2 \right) = \frac{1}{n(m+s)} \mathbf{b}^T L \mathbf{b} \quad (6)$$

$$\text{其中: } L = \mathbf{G} - \frac{1}{n(m+s)} g g^T$$

所以,相应特征值或特征向量对应的相关比可以

表示为:

$$\eta^2 = \frac{\sigma_b^2}{\sigma^2} = \frac{b^T H b}{(m+s)b^T L b} \quad (7)$$

要求相关比最大且 $b^T L b = 1, g^T b = 0$ 的求解得分向量 b 的表达式为:

$$H b = \lambda(m+s)L b \quad (8)$$

式中: λ ——方程特征值。

并且,在滑坡体积影响因素的排序过程中,利用得分范围 R 和方差比 η 对各因素之间的相对影响程度进行排序,其相关计算公式为:

$$R = \max b_{jx} - \min b_{jk} \quad (1 \leq k \leq r_j, 1 \leq j \leq m) \quad (9)$$

$$\eta = \frac{\sigma_j^2}{\sigma_y^2} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i^{(j)} - \bar{X}^{(j)})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (10)$$

在数量化理论Ⅲ的应用过程中,一个特征值或特征向量难以全面的代表数量化分析的所有信息,所以本文利用多个特征向量来表示,结合本文工程实例的特点,本文在数量化分析的过程中,选取前3个特征值所对应的特征向量作为本文类目的评价得分。同时,考虑到本文应用过程中的改进,值得指出如下几点:①考虑到不同影响因素之间的单位具有差异,且考虑到以往数量化理论Ⅲ在构造反应矩阵时的区间划分均没有定量的规定,所以本文采取将各滑坡体积影响因素进行归一化处理,并按照 $0 \sim 0.3, 0.3 \sim 0.6, 0.6 \sim 1$ 的区间划分,将各影响因素的类目划分为3个区间,即低值区间、中值区间和高值区间,旨在对数量化理论区间的划分进行统一化,并探讨该方法的有效性;②在各类目影响程度筛选、样品得分的显著性分析及耦合程度的划分过程中,以往研究均是主观的进行划分,缺少定量的划分,本文则依据分析过程的特点,在各类目影响程度筛选和样品得分的显著性分析过程中,采用将评价指标值等分为3个区间的方法,对各类目的影响程度进行筛选及样品得分的显著性分析,而耦合程度的划分则采用等分两区间的方法进行评价,旨在为数量化分析提供定量判断依据,为更好的改进该理论提供思路。

1.3 BP神经网络^[4-9]

BP神经网络利用正向传播过程,建立起输入层与输出层之间的映射关系,达到网络学习的目的,并利用反向传播过程,调整节点阈值,进行节点间的权值修正,实现网络优化,提高预测精度,具有较好的非线性预测能力。BP神经网络包含输入层、隐含层和输出层,各层之间可以实现多维非线性的空间映射关

系。在神经网络的构建过程中,若输入层为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, 包含 n 个输入节点;隐含层为 x_j , 具有 n_1 个隐层节点;而输出层为 y_k , 具有 m 个输出节点,则可将正向传输的基本过程表示为:

$$x'_j = f_1 \left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - Q_j \right) \quad (1 \leq j \leq n_1) \quad (11)$$

$$y_k = f_2 \left(\sum_{j=1}^{n_1} \omega_{jk} x'_j - Q_k \right) \quad (1 \leq k \leq m) \quad (12)$$

式中: ω_{ij} ——第 i 输入层节点与第 j 隐含层节点间的权值; ω_{jk} ——第 k 输出层节点与第 j 隐含层节点间的权值; Q_j ——隐含层第 j 节点的阈值; Q_k ——输出层第 k 节点的阈值。

输出层的输出结果很大程度上都难以实现与期望值的完全一致,即正向传播的输出结果存在一定的输出误差,可将其表示为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (d_k - y_k)^2 \quad (13)$$

若正向输出结果不满足期望要求,将会进行反向传播,并利用 Newton 实现各节点权值的修正,直到输出误差小于期望误差,且权值的修正过程可表示为:

$$\Delta W = (J^T J + uI)^{-1} J^T E \quad (14)$$

式中: J ——雅可比矩阵; I ——初始迭代矩阵; E ——误差向量。

若公式(14)中的 u 足够大时,可得:

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \Delta W \quad (15)$$

通过不断的正、反向传播,实现权值的最优化,使输出结果达到期望要求,最终实现高精度的预测。

本文利用BP神经网络构建滑坡体积的多因素预测模型,即以滑坡体积的影响因素作为输入层,以滑坡体积为输出层,建立神经网络的基本结构。本文的多因素预测模型共3种,主要为:

(1) 模型1。将所有滑坡样本作为训练及验证样本,并将其体积影响因素为输入层,以滑坡体积为输出层构建BP神经网络模型,该模型主要是作为其余预测模型的基础对比模型;

(2) 模型2。结合数量化理论(Ⅲ)对影响因素的分析结果,对滑坡体积的次要影响因素进行剔除,即对模型1中的输入层进行优化,只将对滑坡体积影响较大的因素作为该模型的输入层;

(3) 模型3。结合数量化理论(Ⅲ)对影响因素之间耦合作用强度的分析结果,剔除耦合作用较强的滑坡样本,即在模型2的基础上,进一步优化滑坡样本,以期进一步提高滑坡体积的预测精度。

2 实例分析

2.1 工程概况

本文将参考文献[10]中的工程实例作为本文的数据来源,由参考文献[10]可知,南江县区内地貌主要是中切割侵蚀—构造中低山及中深切切割侵蚀—构造中山地形,地形南低北高,起伏变化较大,岩层多为平行,上覆为第四系残坡积层,下层多为砂、泥岩的不等互层结构,局部基岩出露,且近似整合接触,斜坡多为顺向坡,即岩层倾向与斜坡坡向基本一致,且坡度多在 $10^{\circ}\sim 30^{\circ}$,相对较平缓。坡体表面多为阶梯状,村民在坡体上的农田开发较强烈。地下水类型多以基岩裂隙水为主,其次还有上层滞水,并在降雨等不利因素的作用下,县内发生了规模不一的滑坡,严重威胁着人民的生命财产安全。

结合本次调查结果,滑坡体积的影响因素较多,选取斜坡要素(坡高、坡度、坡向)、高程、覆盖率、岩层要素(倾向、倾角)共 7 个因子,作为本文滑坡体积的影响因素,为避免各影响因素之间单位的影响,本文对各因子进行归一化处理。同时,通过对滑坡体积影响因素的分析,结合数量化理论 III 的基本原理,得出南江县滑坡体积影响因素的项目有 7 个,并按等 3 区间划分,次级类目共有 21 个。

2.2 滑坡体积影响因素筛选

通过数据统计,本文数量化理论分析的样本共 47 个,7 个项目,21 个类目。通过计算得出,滑坡体积影响因素反应矩阵的前 3 个最大特征值分别为 $\lambda_1=0.1074$, $\lambda_2=0.0895$, $\lambda_3=0.0809$,且各特征值对应的特征向量如表 1 所示,特征向量对应的值即为各类目的得分,且特征值越大,其特征向量值的准确性越高。

2.2.1 类目主导因素筛选 由于 3 个特征向量值均可代表各类目的得分,结合参考文献[2]的分析过程,本文将 3 个特征向量各代表一个坐标轴,将其投影到三维空间,求解每个点距离原点的空间距离,以空间距离作为各类目影响程度的评价指标,并结合前文基本原理,将各类目划分为 3 个区间,即 C 类—一般控制因素、B 类—次要控制因素、A 类—主要控制因素,相关统计结果如表 2 所示。

由表 2 可知,滑坡体积的 A 类影响因素主要是坡高、坡角及岩层倾角的高值区间、坡向及岩层倾向的低值区间,其中坡高及坡角较大说明滑坡所处的地形较陡,而岩层倾角也较陡,进一步说明上覆第四系残坡积土易出现溜滑,且坡向及岩层倾向均表现为低值区间,说明顺向缓坡对滑坡体积的影响更大;同时,

坡高的中值区间、斜坡高程的低值区间、植被覆盖率的低值和高值区间为 B 类影响因素,得出坡高越高对滑坡体积的敏感性越大,而植被覆盖率对滑坡体积的影响多处于中等,且随覆盖率的变化,影响差异不大,稳定性较强,其余因素则为 C 类影响因素。对比现场调查的实际情况和各类目影响程度的评价结果,得出各类目的评价结果基本合理,说明本文数量化分析具有其有效性。

表 1 滑坡影响因素类目得分

影响因素	划分区间	b_1 特征值 (0.107 4)	b_2 特征值 (0.089 5)	b_3 特征值 (0.080 9)
坡高	低值	-0.176 9	0.046 3	0.044 8
	中值	0.273 4	-0.054 3	-0.176 2
	高值	0.193 0	-0.142 8	0.521 2
坡角	低值	0.047 2	0.190 6	0.212 7
	中值	0.054 0	-0.098 4	-0.228 5
	高值	-0.546 5	-0.387 1	0.250 3
坡向	低值	0.431 9	-0.291 1	-0.092 1
	中值	-0.023 2	0.137 5	0.018 1
	高值	-0.154 2	-0.078 9	0.013 1
斜坡高程	低值	-0.035 2	0.210 7	-0.355 5
	中值	-0.128 4	-0.018 5	0.111 2
	高值	0.199 4	-0.143 9	0.136 1
植被覆盖率	低值	-0.341 9	-0.089 0	0.060 0
	中值	0.118 9	-0.027 0	-0.270 7
	高值	0.213 6	0.130 1	0.283 8
岩层倾向	低值	-0.190 4	0.471 3	-0.331 7
	中值	-0.045 4	-0.207 0	-0.005 3
	高值	0.057 3	0.100 8	0.043 8
岩层倾角	低值	-0.106 1	0.155 2	-0.158 1
	中值	0.149 2	-0.029 7	0.201 9
	高值	-0.181 1	-0.526 9	-0.184 1

表 2 滑坡类目影响因素空间距离

类目编号	空间距离	类别	类目编号	空间距离	类别
1	0.188 3	C	12	0.281 0	C
2	0.329 7	B	13	0.358 4	B
3	0.573 8	A	14	0.296 8	C
4	0.289 5	C	15	0.378 2	B
5	0.254 6	C	16	0.606 9	A
6	0.715 0	A	17	0.212 0	C
7	0.528 9	A	18	0.124 0	C
8	0.140 6	C	19	0.245 6	C
9	0.173 7	C	20	0.252 8	C
10	0.414 7	B	21	0.586 8	A
11	0.170 8	C			

2.2.2 项目影响因素筛选 基于各类目的影响程度评价,再进一步利用 R 和 η 作为滑坡体积影响因素各项的筛选指标,相关统计结果如表 3 所示。

表 3 滑坡类目影响因素筛选

影响因素	R	η	排序
坡高	0.450 3	0.057 7	4
坡角	0.600 5	0.118 9	1
坡向	0.586 1	0.094 6	2
斜坡高程	0.327 7	0.028 5	6
植被覆盖率	0.555 5	0.088 3	3
岩层倾向	0.247 7	0.015 5	7
岩层倾角	0.330 3	0.030 0	5

由表 3 可知,滑坡体积各影响类目之间的得分范围和方差比具有一定的差异,其中坡角因素的影响最大,其次是坡向、植被覆盖率和坡高,且上述各因素的得分范围均大于 0.3,因此将上述因素划分为滑坡体积的主要影响因素,而岩层倾角、斜坡高程和岩层倾向因素对滑坡体积的影响较小,为滑坡体积的次要影响因素。因此,结合后文 BP 神经网络的预测模型,本文选取坡角、坡向、植被覆盖率及坡高因素作为 BP 神经网络模型 2 的输入层。

综合上述对南江县滑坡体积影响因素影响程度的筛选,筛选出了滑坡体积影响的主要因素,为后文 BP 神经网络的预测奠定了基础,同时也验证了数量化 III 理论在滑坡体积影响因素筛选中的有效性。

2.3 滑坡体积影响因素之间的耦合作用分析

通过前文数量化理论的应用,得出了各类目的得分,进而计算各滑坡样本的得分,并依据样本得分分析各影响因素对样本得分的显著性,同时考虑到分析滑坡各影响因素之间的耦合度,本文在剔除表 3 中的一般因素后,再对样本得分进行计算,对比两种情况下的样本得分,以评价各因素之间的耦合度。同时,依据基本理论中的等 3 区间划分原则,将滑坡样品得分的显著性划分为一般、中等和强,各样本得分区间划分如表 4 所示。

通过对各样品得分的显著性划分,得出在保留和去除一般因素情况下,样本得分具有一定的差异,对得分显著性也具有一定的影响,经过统计,得分显著性一致是样本共有 18 个,占样本总数的 38.3%,其余样本的得分显著性未发生变化,说明多数样本之间影响因素的耦合程度相对较小,但耦合程度对样本得分的影响仍不可忽略。因此,进一步对两种情况下的样本得分进行对比分析如图 1 所示。

表 4 样本得分显著性划分

样本编号	含一般因素	不含一般因素	样本编号	含一般因素	不含一般因素
1	一般	中等	25	强	强
2	一般	中等	26	强	强
3	一般	一般	27	强	强
4	一般	一般	28	中等	中等
5	强	强	29	中等	强
6	一般	中等	30	一般	强
7	中等	中等	31	强	强
8	一般	中等	32	强	强
9	中等	强	33	强	强
10	强	强	34	强	强
11	中等	强	35	中等	中等
12	中等	中等	36	中等	中等
13	中等	强	37	强	强
14	一般	中等	38	中等	强
15	中等	中等	39	中等	强
16	中等	中等	40	中等	强
17	强	强	41	中等	强
18	一般	中等	42	中等	强
19	中等	强	43	中等	中等
20	强	强	44	中等	中等
21	一般	一般	45	中等	中等
22	一般	一般	46	强	强
23	一般	一般	47	中等	中等
24	中等	强			

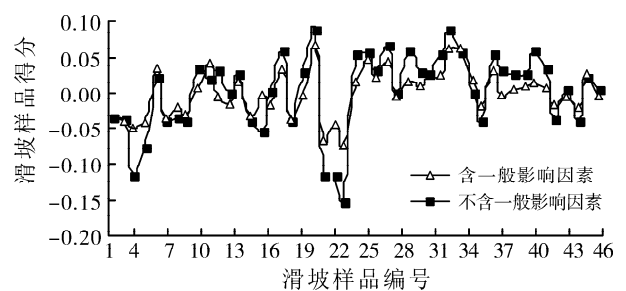


图 1 滑坡样品得分分布

对比 2 种情况下的样本得分,得出各样本在 2 种情况下的得分均具有一定的差异,但差异程度具有不同,因此按等分区间原则,对其影响程度进行划分,将其划分为强、弱两种耦合程度,式中:滑坡样本 3,9,13,15,19,21,22,23,24,29,38,39,40,41 及 42 号影响因素之间的耦合程度为强,其余样本的耦合程度相对较弱。

同时,结合后文 BP 神经网络的预测,考虑到滑坡主要影响因素与一般影响因素之间的耦合性,很大程度上会影响 BP 神经网络预测过程中的有效映射,因此本文结合对滑坡样品得分及耦合强度的分析,进

一步对 BP 神经网络中的样本进行选择,将强耦合程度的滑坡样本进行剔除,将弱耦合强度的样本作为 BP 神经网络模型 3 的基础样本。

2.4 BP 神经网络预测

通过数量化Ⅲ理论对滑坡影响因素及样本的分析和筛选,为本文 BP 神经网络的多因素预测模型奠定了良好的数据基础。同时,考虑到在预测模型的构建过程中^[9],隐层节点对预测时间及准确性上具有较大的影响,因此本文采用试算法确定各预测模型的隐层节点数,并以模型 1 为例,列举隐层节点数的确定过程,统计结果如表 5—6 所示。

表 5 隐层节点试算结果统计

节点数	6	7	8	9	10
网络误差/mm	203.00	181.00	160.00	144.00	120.00
相对误差/%	18.32	20.40	15.33	14.51	12.46
节点数	11	12	13	14	15
网络误差/mm	152.00	169.00	192.00	205.00	221.00
相对误差/%	13.88	16.32	18.15	19.34	23.1

表 6 最优节点试算结果统计

节点数	滑坡编号	滑坡体积/m ³	预测值/m ³	误差/m ³	相对误差/%	累计相对误差/%
10	35	510.0	501.0	9.0	1.76	12.46
	36	380.0	392.0	-12.0	-3.16	
	37	830.0	810.0	20.0	2.41	
	38	40.0	41.0	-1.0	-2.50	
	39	4 560.0	4 510.0	50.0	1.10	
	40	1 830.0	1 802.0	28.0	1.50	

表 7 各预测模型结果对比

滑坡编号	滑坡体积/m ³	模型 1		模型 2		模型 3	
		预测值/m ³	相对误差/%	预测值/m ³	相对误差/%	预测值/m ³	相对误差/%
43	990.0	952.3	3.81	961.2	2.91	977.5	1.26
44	630.0	603.9	4.14	609.5	3.25	621.6	1.33
45	1 150.0	1 126.1	2.08	1 120.4	2.57	1 129.2	1.81
46	1 110.0	1 087.8	2.00	1 082.9	2.44	1 092.6	1.57
47	1 320.0	1 291.9	2.13	1 288.1	2.42	1 295.1	1.89
合计	—	—	14.16	—	13.60	—	7.86

由表 7 对比分析不同预测模型的预测结果可知,各预测模型具有不同的预测效果,且不同滑坡预测样本的预测误差也具有较大的差异,其中:模型 1 的预测相对误差多集中在 2%~5%之间,波动性相对较大,最大相对误差为 4.14%,最小相对误差为 2%,平均相对误差为 2.83%;模型 2 的预测相对误差多集中在 2%~4%之间,波动性较模型 1 具有减小,最大相对误差为 3.25%,最小相对误差为 2.42%,平均相对误差为 2.72%;模型 3 的预测相对误差多集中在

由表 5 可知,不同隐层节点之间具有较大的差异,模型 1 的最优节点数为 10,其余节点数的预测误差主要表现为离该节点越远,误差越大。

同时,由表 6 可知,不同样本在相同隐层节点数时仍具有不同的预测误差,这也说明预测结果与其样本本身也具有关系,也体现出了本文对样本进行筛选的必要性,其中:39 号滑坡样本的预测相对误差最小,仅为 1.1%,36 号滑坡样本的预测相对误差最大,为-3.16%,通过试算得出在最优隐层节点条件下,各滑坡体积预测样本的误差均不大,说明本文利用 BP 神经网络构建的多因素预测模型具有较好的预测效果,并采用同样的试算方法对其余模型的最优隐层节点数进行试算,得出模型 2 的最优隐层节点数为 9,模型 3 的最优隐层节点数为 12。

另外,考虑到 3 种预测模型的对比分析,本文将 4 种预测模型的验证样本均设定为 43~47 号滑坡样本,按各预测模型的预测思路,对 4 种模型进行预测,其预测结果如表 7 所示。

1%~2%之间,波动性最小,最大相对误差为 1.89%,最小相对误差为 1.26%,平均相对误差为 1.57%,而各模型预测结果之间的差异说明滑坡体积的影响因素较多,且不同滑坡样本,其影响因素的影响程度也具有差异,这与前文分析一致,也从侧面验证了本文建立多因素预测模型的必要性和可行性。同时,对比不同预测模型的总误差可知,模型 3 的预测精度最高,其次是模型 2,最后是模型 1,说明本文基于数量化理论Ⅲ对滑坡影响因素及样本的筛选具

有较好的效果,验证了本文将数量化理论Ⅲ和BP神经网络综合应用的有效性。

3 结论

(1) 通过数量化理论Ⅲ对滑坡体积影响因素的筛选,得出坡角因素的影响最大,其次是坡向、植被覆盖率和坡高,而岩层倾角、斜坡高程和岩层倾向因素对滑坡体积的影响较小。

(2) 通过计算样本得分评价滑坡影响因素之间的耦合程度,得出得出各样本在不同情况下的得分均具有一定的差异,但差异程度不同,以滑坡样本3,9,13,15,19,21,22,23,24,29,38,39,40,41及42号影响因素之间的耦合程度相对较强,其余样本的耦合程度相对较弱。

(3) 基于数量化理论对影响因素及样本的筛选,对3种不同预测模型进行预测,得出模型3的预测精度最高,其次是模型2,最后是模型1,验证了数量化理论对滑坡体积影响因素及样本筛选的有效性,为滑坡体积的预测及多因素预测模型的构建提供了一种新的思路。

[参 考 文 献]

- [1] 赵伟华,巨能攀,赵建军,等. 基于数量化理论Ⅲ的地震次生崩塌灾害影响因素分析[J]. 中国水运: 下半月, 2011(4):166-169.
- [2] 李军霞,王常明,王钢城,等. 基于数量化理论Ⅲ的滑坡发育影响因素及耦合作用强度分析[J]. 岩石力学与工程学报, 2010, 29(6):1206-1213.
- [3] 周国云,陈光齐. 基于GIS和数量化理论Ⅱ的滑坡危险性预测[J]. 岩石力学与工程学报, 2008, 27(12): 2494-2500.
- [4] 柯福阳,李亚云. 基于BP神经网络的滑坡地质灾害预测方法[J]. 工程勘察, 2014, 42(8):55-60.
- [5] 刘艺梁,殷坤龙,汪洋,等. 基于经验模态分解和神经网络的滑坡变形预测研究[J]. 安全与环境工程, 2013, 20(4):14-17.
- [6] 汤罗圣,殷坤龙,刘艺梁. 基于因子分析和BP神经网络的滑坡抗剪强度参数取值[J]. 灾害学, 2012, 27(4): 17-20.
- [7] 李德营,殷坤龙. 基于影响因子的GM(1,1)-BP模型在八字门滑坡变形预测中的应用[J]. 长江科学院院报, 2013, 30(2):6-11.
- [8] 陈玉萍,袁志强,周博,等. 遗传算法优化BP网络在滑坡灾害预测中的应用研究[J]. 水文地质工程地质, 2012, 39(1):114-119.
- [9] 罗林,左昌群,赵连,等. 基于BP神经网络和R/S分析的隧道仰坡沉降变形预报预测[J]. 施工技术, 2014(11):80-84.
- [10] 张群,许强,吴礼舟,等. 南江滑坡群体积的BP神经网络模型与预测[J]. 水文地质工程地质, 2015(1): 134-139.
- [13] 刘洪彬,王秋兵,董秀茹,等. 城乡结合部区域农户土地利用行为差异及其政策启示:以沈阳市苏家屯区238户农户调查为例[J]. 经济地理, 2012, 32(5):113-119.
- [14] 黄利民,刘成武,定光平. 农户土地利用行为的区域差异分析:以湖北省平原和丘陵地区为例[J]. 安徽农业科学, 2013, 41(15):6948-6951.
- [15] 刘洪彬,王秋兵,边振兴,等. 农户土地利用行为特征及影响因素研究:基于沈阳市苏家屯区238户农户的调查研究[J]. 中国人口·资源与环境, 2012, 22(10):111-117.
- [16] 郗静,曹明明,陈海. 退耕还林政策对农户土地利用行为的影响[J]. 水土保持通报, 2009, 29(3):5-9.
- [17] 邹伟,吴群,曲福田. 免征农业税对农户土地利用行为的影响:基于14省25县(市)496农户的调查[J]. 资源科学, 2008, 30(6):932-938.
- [18] 蔡银莺,朱兰兰. 农田保护经济补偿政策的实施成效及影响因素分析:闵行区、张家港市和成都市的实证[J]. 自然资源学报, 2014, 29(8):1310-1322.
- [19] 西奥多·舒尔茨. 改造传统农业[M]. 梁小民,译. 北京:商务印书馆, 2003, 10.
- [20] Sumpsi J M, Amador F, Romero C. On farmers' objectives: A multi-criteria approach[J]. European Journal of Operational Research, 1997, 96(1):64-71.
- [21] 康云海. 农业产业化中的农户行为分析[J]. 农业技术经济, 1998(1):6-11.
- [22] 欧阳进良. 农户土地利用持续性评价与政策选择:以河北省曲周县为例[D]. 北京:中国农业大学, 2004.
- [23] 谭淑豪,曲福田,黄贤金. 市场经济环境下不同类型农户土地利用行为差异及土地保护政策分析[J]. 南京农业大学学报, 2001, 24(2):110-114.
- [24] 孔祥斌,李翠珍,梁颖,等. 基于农户用地行为的耕地生产力及隐性损失研究[J]. 地理科学进展, 2010, 29(7):869-877.
- [25] 邹伟,吴群,曲福田. 免征农业税对农户土地利用行为的影响:基于14省25县(市)496农户的调查[J]. 资源科学, 2008, 30(6):932-938.

(上接第206页)