

基于模糊聚类分析—BP 神经网络法的 平缓硬质岩斜坡卸荷带宽度评价模型^①

刘光华^{1,2,3}, 杨沛霖^{1,2,3}, 赵 鹏^{2,3}

1. 重庆交通大学 土木工程学院, 重庆 400074; 2. 重庆市地质矿产勘查开发局 208 水文地质工程地质队, 重庆 400700;
3. 重庆市地质灾害防治工程勘查设计院, 重庆 400700

摘要: 影响平缓硬质岩斜坡卸荷带宽度的因素十分复杂, 而某些因素对斜坡卸荷带宽度的影响程度又难以量化, 基于此, 引进坡高、坡度、岩体结构等 7 个因素来评价平缓硬质岩斜坡卸荷带宽度, 结合甄子岩斜坡 56 组样本进行模糊聚类分析, 剔除部分干扰样本, 并在此基础上, 构建了 BP 神经网络法的平缓硬质岩斜坡卸荷带宽度评价模型. 评价结果与实测值能很好地吻合, 表明基于模糊聚类分析—BP 神经网络法用于平缓硬质岩斜坡卸荷带宽度的判定是有效的.

关 键 词: BP 神经网络法; 卸荷带宽度; 评价; 平缓硬质岩斜坡

中图分类号: O319.56

文献标志码: A

文章编号: 1673-9868(2016)08-0167-07

平缓硬质岩斜坡变形和破坏通常是随机、不确定的, 由于诸多因素的限制, 导致一些基本参数很难得以还原. 目前, 在地质灾害防治过程中, 一般采用地质勘探的手段确定卸荷带范围, 根据工程需要, 常运用诸如地震波法、弹性波检测方法、静力法以及钻孔超声波法测试卸荷带的宽度范围. 李维树等^[1]采用“一击双收”检测方法能够定量检测出高边坡卸荷带范围及卸荷特点, 表明自然边坡削坡后, 边坡应力重分布, 需高度重视卸荷裂隙的稳定. 郑达等^[2]在整理峨眉山玄武岩地区卸荷带划分结果的基础上, 提出了以裂隙张开度、张开裂隙条数以及纵波波速作为卸荷带划分统一量化指标. 陈洪凯等^[3]采用量纲分析法构造开挖岩体边坡卸荷带宽度的计算方法. 赵晓彦等^[4]通过离心模型试验得以近似模拟岩土体卸荷的全过程, 并且发现卸荷形变量与裂隙倾角、裂隙与卸荷方向的夹角、裂隙深度等因素密切相关. 卫宏等^[5]根据斜坡卸荷岩体的氮异常曲线, 判定卸荷松动带深度. 伍法权、王思敬等^[6]通过锦屏一级水电站左岸深部裂缝变形及成因研究, 卸荷松弛现象是由自重应力和构造应力的耦合作用的结果. 周家祥等^[7]运用模糊聚类^[8]分析法对边坡样本进行分类, 剔除部分干扰样本, 然后借助 BP 神经网络法^[9]对边坡稳定系数进行预测, 得结果与实际吻合. 有关斜坡卸荷带宽度及判别方法, 迄今为止, 专门的研究工作仍很匮乏, 因此开展卸荷带宽度评价模型有一定的必要性. 岩体卸荷带发育特征关系到对岸坡稳定、建筑物地基变形、地下工程围岩稳定等问题, 直接影响坝址比选、坝型选择及岸坡防护设计. 因此, 开展卸荷带宽度评价模型研究, 对于工程建设具有一定指导意义.

① 收稿日期: 2015-11-10

基金项目: 重庆市国土资源和房屋管理局科技计划项目(CQGT-KJ-2014042).

作者简介: 刘光华(1964-), 男, 四川安岳人, 国务院特殊津贴专家, 教授, 硕士研究生导师, 重庆市地质矿产勘查开发局博士后流动站指导专家, 主要从事岩土工程勘察、设计、评估等方面的研究.

1 影响卸荷带宽度的主要因素

影响斜坡卸荷宽度的内在因素包括斜坡岩体地层、岩体强度、地质构造、岩(土)体结构、陡倾结构面倾角、结合度、裂隙张开度、裂隙深度、坡高、坡度、风化程度;外在因素有植被作用、水的作用、人为因素等。

本文选取对卸荷带具有控制性作用的因子,结合岩体地层、地质结构及植被作用量化标准模糊,基于模型简化考虑,筛选部分容易量化的指标,最后将坡高、坡度、岩体结构、陡倾结构面倾角、结合度、岩体强度、风化程度等 7 个影响因素作为输入变量。

2 模糊聚类分析法

聚类分析是通过对客观事物按一定的标准进行分类的数学方法,它是多元统计“物以类聚”的一种分析方法。然而,在科学技术、经济管理中有许多事物的类与类之间边界是模糊的,因此本文把模糊数学方法应用到聚类分析过程中,即模糊聚类分析^[10]。

Step1: 数据标准化

1) 获取数据

设论域 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为被分类的对象,每个对象又由 m 个指标表示其性态的统计值。

$$e_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}) \quad i = 1, 2, \dots, n$$

于是可以得到原始数据矩阵 $A = (x_{ij})_{n \times m}$ 。

2) 数据标准化处理

在实际问题中,不同的数据可能有不同的性质和不同的量纲,为了使原始数据能够适合模糊聚类的要求,需要将原始数据矩阵 A 作标准化处理,即通过适当的数据变换,将其转化为模糊矩阵。数据标准化常采用方法有:标准差法、极差法,本文采用极差法:

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - x_{j\min}}{x_{j\max} - x_{j\min}}$$

式中:

$$x_{j\min} = \min\{x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{nj}\}$$

$$x_{j\max} = \max\{x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{nj}\}$$

Step2: 利用格贴近度建立模糊相似矩阵

$$r_{ij} = e^{-\left(\frac{a_j - a_i}{b_i + b_j}\right)^2} \quad i = 56, j = 7$$

Step3: 聚类分析

从上式求得的出发构造传递包,然后由大到小取一组,确定相应的截矩阵,则可将其以动态聚类图形式分类。

Step4: 决策与评价

决策与评价的先决条件是首先对样本进行类别归属划分。根据择近原则,将该样本归于贴近度最大的一组,并利用该组数据对样本的状况进行评价。

改进的贴近度^[11]:

$$U = \frac{1}{2} (X \odot M + (1 - X \otimes M))$$

式中:

$$X \otimes M = \bigwedge_{u \in U} (X(u) \vee M(u))$$

$$X \odot M = \bigvee_{u \in U} (X(u) \wedge M(u))$$

其中 $X(u), M(u)$ 均为量化值.

3 BP 神经网络法

3.1 神经网络原理

人工神经网络^[12]是近年来快速发展并得以推广到社会各个领域的一种模拟生物过程的人工智能算法. 它通过大量简单的神经元相互连接的非线性系统, 以模拟大脑处理信息的方式, 对已有数据信息进行训练、推演并求解出这批数据的内在规律. BP 神经网络是一种包含多层前向网络, 由输入层、若干中间层(隐含层)和输出层组成, 神经元只能正向传输. BP 神经网络的学习规则: 通过调节网络参数不断在边传播误差过程中修正误差, 以便于逼近期望值. 误差的传播有两种情况, 一种是正向传播, 其输入数据从输入层经隐含层逐层传播, 最终由输出层输出期望值, 若输出层得不到期望值, 即为反向传播; 另一种是误差信号按原路返回, 并修改各层神经元的连接权值, 误差信号经反复交替训练, 当误差值最小时, 输出期望值, 其算法结构见图 1.

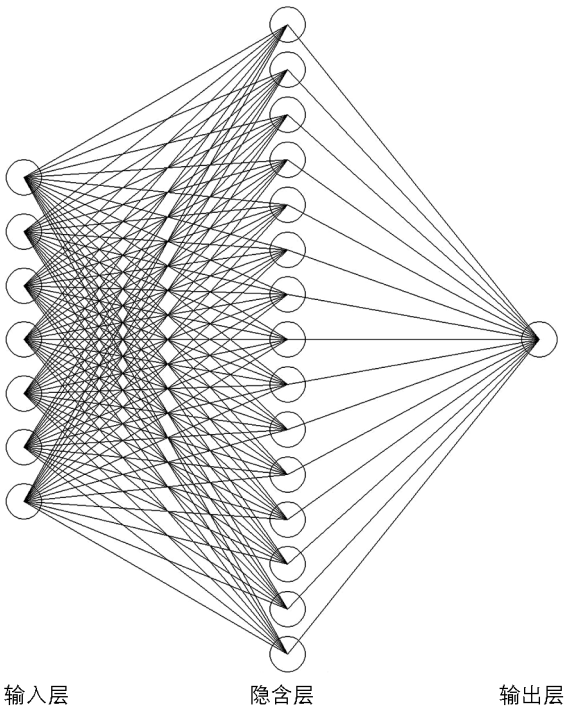


图 1 BP 神经网络结构

3.2 模型建立

BP 神经网络处理上述数据分两个阶段进行, 第一阶段是监督学习, 第二阶段是无监督学习. 监督学习时根据网络过去已知输入模式进行训练: 将影响卸荷带宽度的 7 个元素作为输入单元, 卸荷带宽度作为输出单元, 采用 7-15-1 层结构, 即输入层神经元数为 7, 输出层单元为 1, 其中隐含层神经单元数目通过“试错法”循环运算, 确定隐含层神经单元数目为 15 效果较好, 进行训练前对样本数据进行规范化处理, 输入和输出数据规范到 $[0, 1]$ 区间, 传递函数采用 sigmoid 型函数:

$$F(x) = 1 / (1 + \text{Exp}(-b \cdot x)), \text{ 常数 } \beta > 0$$

网络训练的误差目标函数 E_k , 即

$$E_k = \frac{N}{2} \sum_{k=1}^N (u_k - v_k)$$

其中: N 为训练样本的数量; u 为网络的理想输出值; v 为网络的实际输出值.

4 实例应用

4.1 甌子岩斜坡概况

甌子岩斜坡位于重庆市南川区, 构造上处于金佛山向斜中段近轴部偏东翼, 岩性以石灰岩、页岩为主, 属硬质岩.

平缓硬质岩高边坡形成过程中, 临空面应力会重新分布, 使临空面周围主应力迹线发生明显偏转, 坡脚剪应力剧增, 坡顶形成平行于临空面拉应力带, 形成压致拉裂破坏. 由于软弱基座发生压缩形变, 在坡顶形成与临空面走向一致、呈带状分布的卸荷裂隙发育带, 卸荷裂隙的出现为斜坡进入时效变形破坏营造了条件, 在外因作用下使得裂隙进一步发育, 形成不稳定斜坡.

4.2 模型准备

利用文献[13]中整理搜集的 56 组斜坡特征,运用模糊数学理论对已选 7 个因素中的岩体结构、结合程度、风化程度进行量化. 本文仅列举 10 组斜坡为例介绍.

表 1 甌子岩斜坡特征一览表

斜坡 编号	坡高/ m	坡度/ °	岩体 结构	陡倾结构 面倾角/°	结合 程度	岩体强度/ MPa	风化 程度	卸荷带 宽度/m
XP1	97.6	78	层状	76	差	47.3	微风化	19.8
XP2	17.4	53	碎裂	61	好	27.3	中风化	2.8
XP3	38	68	层状	67	差	29.3	微风化	5.9
XP4	69.7	74	层状	70	差	33	微风化	12.8
XP5	20.1	61	碎裂	59	好	32.5	中风化	4.9
XP6	31.5	88	块状	66	差	19.8	微风化	5.2
XP7	20.4	57	层状	25	好	41.1	微风化	1.5
XP8	48.1	82	块状	80	差	26.5	微风化	9.8
XP9	199.9	86	层状	88	差	36.7	微风化	23.4
XP10	99.8	84	层状	87	好	33.8	微风化	7.8

表 2 甌子岩斜坡原始数据

斜坡 编号	坡高/ m	坡度/ °	岩体 结构	陡倾结构 面倾角/°	结合 程度	岩体强度/ MPa	风化 程度	卸荷带 宽度/m
XP1	97.6	78	50	76	50	47.3	70	19.8
XP2	17.4	53	30	61	10	27.3	50	2.8
XP3	38	68	50	67	50	29.3	70	5.9
XP4	69.7	74	50	70	50	33	70	12.8
XP5	20.1	61	30	59	10	32.5	50	4.9
XP6	31.5	88	70	66	50	19.8	70	5.2
XP7	20.4	57	50	25	10	41.1	70	1.5
XP8	48.1	82	70	80	50	26.5	70	9.8
XP9	199.9	86	50	88	50	36.7	70	23.4
XP10	99.8	84	50	87	10	33.8	70	7.8

注^[14]: ① 岩体结构类型: 散体结构: [0, 20]、碎裂结构: [20, 40]、层状结构: [40, 60]、块状结构: [60, 80]、整体结构: [80, 100]. ② 结构面结合度: 结合好: [0, 20]、结合一般: [20, 40]、结合差: [40, 60]、结合很差: [60, 80]、结合极差: [80, 100]. ③ 风化程度: 全风化: [0, 20]、强风化: [20, 40]、中等风化: [40, 60]、微风化: [60, 80]、未风化: [80, 100]. 取其平均值进行量化.

表 3 样本标准化数据

斜坡 编号	坡高/ m	坡度/ °	岩体 结构	陡倾结构 面倾角/°	结合 程度	岩体强度/ MPa	风化 程度
XP1	0.413	0.820	0.500	0.785	0.500	0.697	1
XP2	0.055	0.410	0.250	0.554	0.000	0.303	0
XP3	0.147	0.656	0.500	0.646	0.500	0.343	1
XP4	0.288	0.754	0.500	0.692	0.500	0.415	1
XP5	0.067	0.541	0.250	0.523	0.000	0.406	0
XP6	0.118	0.984	0.750	0.631	0.500	0.156	1
XP7	0.068	0.475	0.500	0.000	0.000	0.575	1
XP8	0.192	0.885	0.750	0.846	0.500	0.287	1
XP9	0.869	0.951	0.500	0.969	0.500	0.488	1
XP10	0.422	0.918	0.500	0.954	0.000	0.431	1

4.3 建立模糊相似矩阵

根据各分类对象的不同, 采用格贴近度 R , 建立模糊相似矩阵, 同时计算传递包确定模糊等价矩阵 $t(R)$.

$$R = \begin{bmatrix} 1 & & & & & & & & & \\ 0.33 & 1 & & & & & & & & \\ 0.93 & 0.65 & 1 & & & & & & & \\ 0.97 & 0.52 & 0.99 & 1 & & & & & & \\ 0.42 & 1 & 0.73 & 0.61 & 1 & & & & & \\ 0.98 & 0.67 & 0.99 & 1 & 0.73 & 1 & & & & \\ 0.77 & 0.94 & 0.93 & 0.88 & 0.96 & 0.92 & 1 & & & \\ 1 & 0.54 & 0.97 & 0.99 & 0.62 & 1 & 0.86 & 1 & & \\ 0.97 & 0.27 & 0.84 & 0.90 & 0.35 & 0.93 & 0.68 & 0.99 & 1 & \\ 0.99 & 0.66 & 0.99 & 1 & 0.72 & 1 & 0.91 & 0.99 & 0.95 & 1 \end{bmatrix}$$

$$t(R) = \begin{bmatrix} 1 & & & & & & & & & \\ 0.88 & 1 & & & & & & & & \\ 0.97 & 0.93 & 1 & & & & & & & \\ 0.99 & 0.89 & 1 & 1 & & & & & & \\ 0.88 & 1 & 0.94 & 0.93 & 1 & & & & & \\ 1 & 0.92 & 1 & 1 & 0.93 & 1 & & & & \\ 0.96 & 0.96 & 0.97 & 0.97 & 0.97 & 0.97 & 1 & & & \\ 1 & 0.90 & 0.99 & 1 & 0.93 & 1 & 0.97 & 1 & & \\ 0.97 & 0.83 & 0.96 & 0.97 & 0.87 & 0.97 & 0.93 & 0.97 & 1 & \\ 1 & 0.92 & 1 & 1 & 0.93 & 1 & 0.97 & 1 & 0.97 & 1 \end{bmatrix}$$

4.4 聚类分析

通过模糊等价矩阵试算, 取 $\lambda=0.98$, 进行聚类, 可以把斜坡类型分为 4 类, 第一类: $\{x_9, x_{14}, x_{15}\}$; 第二类: $\{x_{17}\}$; 第三类: $\{x_2, x_5, x_{19}, x_{22}, x_{24}, x_{32}, x_{44}, x_{45}, x_{47}, x_{53}\}$; 第四类: $\{x_1, x_3, x_4, x_6-x_8, x_{10}-x_{13}, x_{16}, x_{18}, x_{20}, x_{21}, x_{23}, x_{25}-x_{31}, x_{33}-x_{43}, x_{46}, x_{48}-x_{52}, x_{54}-x_{56}\}$. 具体分类结果详见表 4.

表 4 数据样本聚类结果

聚类模式	样本	坡高/ m	坡度/ °	岩体结构	陡倾结构 面倾角/°	结合程度	岩体强度/ MPa	风化程度	卸荷带 宽度/m
M-1	X_9, X_{14}, X_{15}	200.4	85	50	85.7	50	38.0	70	58.1
M-2	X_{17}	229.3	89	50	84	50	62.7	70	86.9
M-3	$X_2, X_5, \cdots, X_{53}$	16.8	51.8	42	54.4	18	16.6	50	2.3
M-4	$X_1, X_3, \cdots, X_{54}-X_{56}$	41.3	68.6	51.9	69.3	34.8	25.6	69.5	6.6

4.5 决策与评价

通过求解被评价对象的贴近度, 判定样本属于哪一类. 例: 从中随机抽取一个斜坡 $X=\{23.1 \quad 59 \quad 50 \quad 62 \quad 10 \quad 14.3 \quad 50 \quad 2.3\}$, 斜坡贴近度为: $U=\{0.534, 0.534, 0.726, 0.365\}$, 判断可知 X 与 $M-3$ 的贴近度最大, 即可判定 X 属于第三类.

通过模糊聚类对干扰数据进行剔除, 运用 BP 神经网络法斜坡平缓硬质岩斜坡卸荷带宽度进行评

价. 其中运用 Levenberg-Marquardt 为训练网络, 学习函数同样采用 L-M 训练数据, 学习速率为 0.01, 精度为 0.000 1, 作为训练 50 000 次达到精度标准. 坡高、坡度、岩体结构、陡倾结构面倾角、结合度、岩体强度、风化程度等 7 个比较有代表性的因素作为输入单元, 斜坡卸荷带宽度作为唯一的输出层.

结合模糊聚类分析—BP 神经网络法求解实际卸荷带宽度与实测卸荷带宽度比较详见表 5.

表 5 BP 神经网络的评价结果 单位: m

	样 本							
	X3	X14	X16	X27	X32	X41	X54	X55
实测	5.9	72.3	8.6	5.9	1.3	7.9	6.3	3.2
评价	6.78	79.23	6.40	6.42	1.22	7.84	5.02	5.25

通过对模糊聚类分析—BP 神经网络法评价结果与统计样本中实测卸荷带宽度分析比较, 可知高度、坡度等 7 个指标在不同程度上控制着卸荷带宽度发育状况. 本文基于模糊聚类分析—BP 神经网络法的平缓硬质岩卸荷宽度评价模型, 评价结果达到预期效果, 且有效控制在误差范围内.

5 结语及建议

本文基于模糊聚类分析法对样本进行筛选, 剔除部分干扰样本, 进而运用 BP 神经网络方法对样本卸荷带宽度进行了评价, 有效控制在误差范围内, 训练之后求解评价结果与样本实测值吻合. 由此可见, 这种评价方法对平缓硬质岩斜坡卸荷带宽度的评价具有推广意义.

BP 神经网络获得局部最优解的能力强, 能够任意精度逼近非线性, 但收敛慢容易陷入局部极小. 通过引入遗传算法^[15], 提出基于遗传算法对 BP 神经网络模型的优化算法, 从而尝试得到一个全局最优解; 引入模拟退火法(SA 法)^[16], 增加当前状态记忆能力, 避免丢失最优解, 提高算法搜索能力, 能够在局部最优解状态下概率性地跳出并趋近于全局最优解.

参考文献:

[1] 李维树, 童克强, 董忠华. 高边坡岩体卸荷带检测方法及卸荷特征研究 [J]. 岩石力学与工程学报, 2001, 20(S1): 1669—1673.

[2] 郑 达, 黄润秋. 西南水电工程坝址峨眉山玄武岩卸荷分带研究 [J]. 成都理工大学学报(自然科学版), 2009, 36(2): 195—200.

[3] 陈洪凯, 易丽云, 唐红梅, 等. 开挖岩体边坡卸荷带宽度的计算方法 [J]. 防灾减灾工程学报, 2011, 31(4): 358—363.

[4] 赵晓彦, 胡厚田, 庞烈鑫, 等. 类土质边坡开挖的卸荷作用及卸荷带宽度的确定 [J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 24(4): 708—712.

[5] 卫 宏, 王兰生. 斜坡卸荷岩体的氢异常特征 [J]. 岩土工程学报, 2004, 26(4): 569—570.

[6] WU Fa-quan, WANG Si-jing. Qualitative Analysis of Change in Engineering Behavior of Slope in Size Similarity Transformation [J]. Chin J Eng Geol, 1998, 6(2): 128—133.

[7] 周家祥, 张晓亮. 基于模糊聚类 BP 神经网络在边坡稳定性评价中的应用研究 [J]. 路基工程, 2012(2): 78—80, 85.

[8] 杨松林. 工程模糊论方法及其应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1996.

[9] RODRIGUEZ C. A Modular Neural Network Approach to Fault Siagonis [J]. IEEE Transaction on Neural Networks, 1996, 7(2): 326—240.

[10] 司守奎, 孙玺菁. 数学建模算法与应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2005.

[11] 汪培庄. 模糊集合论及其应用 [M]. 上海: 上海科学技术出版社, 1988.

[12] 张青贵. 人工神经网络导论 [M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2004.

[13] 熊 超. 重庆地区平缓硬质岩斜坡卸荷带发育机理及判别研究 [D]. 重庆: 重庆交通大学, 2013.

- [14] GB/T 50218-2014 工程岩体分级标准: [S]. 北京: 中国计划出版社, 2014.
- [15] 薛新华, 张我华, 刘红军. 基于遗传算法和模糊神经网络的边坡稳定性评价 [J]. 岩土力学, 2007(12): 2643—2648.
- [16] 王 凌. 智能优化算法及其应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2003.

Fuzzy Clustering Analysis and BP Neural Network Method for the Evaluation of the Width of the Unloading Zone in the Gentle Hard Rock Slope

LIU Guang-hua^{1,2,3}, YANG Pei-lin^{1,2,3}, ZHAO Peng^{2,3}

1. Institute of Civil Engineering and Construction, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China;

2. 208 Branch of Hydrogeology & Engineering, Bureau of Geological Exploration of Chongqing, Chongqing 400700, China;

3. Chongqing Exploration & Design Institute of Geological Hazard Control Engineering, Chongqing 400700, China

Abstract: The factors that affect the width of unloading zone in gentle slope are very complex, and some factors are difficult to quantify the width of slope unloading zone, based on this, the introduction of the seven factors of high slope, slope, rock structures, etc., evaluating hard rock gentle unloading ramp width, combined with the Zhenzi rock slope group of 56 samples are processed with fuzzy clustering analysis, eliminating interference samples; on this basis, the BP neural network method is builded for the evaluation of the width of the unloading zone in the gentle slope. The evaluation results and measured values can be a good fit, the results show that the fuzzy clustering analysis and BP neural network method is effective for the determination of the width of the unloading zone in gentle slope.

Key words: BP neural network method; unloading zone width; evaluation; gentle hard rock slope

责任编辑 汤振金

