

文章编号: 1000-7598-(2008)07-1889-06

基于 FCM 算法的粗糙集理论在边坡稳定性 影响因素敏感性分析中的应用

于怀昌^{1,2}, 刘汉东², 余宏明¹, 刘娉慧²

(1. 中国地质大学 工程学院, 武汉 430074; 2. 华北水利水电学院, 郑州 450011)

摘 要: 结合粗糙集理论与模糊 C-均值 (FCM) 算法, 提出一种边坡稳定性影响因素敏感性分析新方法。将边坡稳定性影响因素敏感性分析问题转化为粗糙集理论中的属性重要性评价问题, 采用 FCM 算法离散连续属性数据, 给出敏感性分析的具体算法。以圆弧型破坏边坡为例, 对影响边坡稳定性的单因素与多因素敏感性进行分析, 证明了该方法的可行性和有效性。

关 键 词: 边坡稳定性; 敏感性分析; 粗糙集; 属性重要性; 模糊 C-均值 (FCM) 算法

中图分类号: O 22

文献标识码: A

Application of rough set to sensitivity analysis of influencing factors for slope stability based on FCM algorithm

YU Huai-chang^{1,2}, LIU Han-dong², YU Hong-ming¹, LIU Pin-hui²

(1. Faculty of Engineering, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China;

2. North China university of Water Conservancy and Hydroelectric Power, Zhengzhou 450011, China)

Abstract: A new method based on the rough set theory and the fuzzy C-means algorithm is proposed to analyze the sensitivity of the influencing factors for slope stability. According to this method, the problem of the sensitivity analysis of the influencing factors for slope stability is translated into the problem of evaluating significance of attributes among the rough set theory. The fuzzy algorithm is then introduced to discretize continuous attributes; and the assessment model is set up to achieve the sensitivity analysis. Taking the circular slip slope for example, the sensitivity analysis of the influencing single factor and multiple factors for slope stability is performed; and it is shown that the proposed method is feasible and effective.

Key words: slope stability; sensitivity analysis; rough set; attribute significance; fuzzy C-means algorithm

1 引 言

在边坡工程中, 经济、合理地选取计算参数, 必须正确把握各参数对计算结果的敏感性, 以便在勘察、设计中将主要精力放在对边坡稳定较为敏感的因素分析上^[1]。常用的敏感性分析方法以一定的假设为前提, 只能大致算出各因素对指标的影响大小, 计算量大, 数据准备工作复杂^[2], 并且在实际工程中, 边坡是受到多种因素综合影响的复杂系统, 单一因素发生变化的情况是极少的, 大多是多种因素共同变化, 需要进行组合计算。

针对以上问题, 本文采用数据挖掘与知识发现领域中新的有效工具——粗糙集理论对边坡稳定性

影响因素的敏感性进行分析, 挖掘隐含在历史数据中的知识。将边坡稳定性影响因素敏感性分析问题转化为粗糙集理论中的属性重要性评价问题, 建立敏感性分析的关系数据模型。对于边坡工程中存在的连续属性数据离散化问题, 采用模糊 C-均值 (简称 FCM) 聚类算法离散连续属性数据, 建立知识表达系统, 给出敏感性分析的具体算法。以圆弧型破坏边坡为例, 对影响边坡稳定性的单因素与多因素敏感性进行分析, 从边坡工程数据中挖掘各因素的敏感性, 确定影响边坡稳定性的主要因素。该方法不仅能考虑多种因素同时变化对边坡稳定性的影响, 而且不需建立复杂的数学模型, 方法简便。

收稿日期: 2006-10-17

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 40602034)。

作者简介: 于怀昌, 男, 1978 年生, 博士研究生, 主要从事岩土工程方面的教学与研究工作。E-mail: yuhuaichang@ncwu.edu.cn

2 粗糙集理论的基本概念

粗糙集 (RS-Rough Set) 理论是波兰数学家 Z. Pawlak 于 1982 年提出的一种新的处理模糊和不确定性知识的数据分析理论^[3,4]。它能有效地分析和处理不精确、不一致和不完整等各种不完备信息, 不需提供除数据集合以外的任何先验信息, 直接从给定问题的描述集合出发, 从中发现数据潜在的规律, 特别适用于复杂系统的数据挖掘^[5]。

2.1 知识与知识库

给定一有限的非空集合论域 U , 定义 R 为论域 U 中的一种等价关系, U/R 为 R 的所有等价类构成的集合, $[x]_R$ 为包含元素 $x \in U$ 的 R 等价类, U 上的一族划分称为关于 U 的一个知识库, 一个知识库就是一个关系系统 $K = (U, R)$ 。

若 $P \subseteq R$, 且 $P \neq \emptyset$, 则 $\cap P$ (P 中所有等价关系的交集) 也是一个等价关系, 称为 P 上的不可区分关系, 记为 $\text{ind}(P)$, 且

$$[x]_{\text{ind}(P)} = \bigcap_{R \in P} [x]_R \quad (1)$$

2.2 集合的下近似与上近似

为定义知识的近似程度, 粗糙集理论引入两个精确集概念——下近似集和上近似集。给定知识库 $K = (U, R)$, 对于每个子集 $X \subseteq U$ 和一个等价关系 $R \in \text{ind}(K)$, 定义两个子集:

$$\underline{R}X = \{x \in U \mid [x]_R \subseteq X\} \quad (2)$$

$$\overline{R}X = \{x \in U \mid [x]_R \cap X \neq \emptyset\} \quad (3)$$

分别称为 X 的 R 下近似集和 R 上近似集。

$$\text{pos}_R(X) = \underline{R}X \quad (4)$$

$$\text{neg}_R(X) = U - \overline{R}X \quad (5)$$

$$\text{bn}_R(X) = \overline{R}X - \underline{R}X \quad (6)$$

分别称为 X 在 R 下的正域、负域和边界域。如果边界域 $\text{bn}_R(X)$ 是空集, 则称 X 关于 R 是清晰的; 反之则称集合 X 为关于 R 的粗糙集。图 1 为粗糙集概念的示意图。

2.3 属性的重要性

四元组 $S = (U, A, V, f)$ 是一个知识表达系统, 其中 $U \neq \emptyset$ 为论域; A 为属性的非空集合, $A = C \cup D$, C 和 D 分别为条件和决策属性集, 且 $C \cap D = \emptyset$; V 为属性的值域集, $V = \bigcup_{a \in A} V_a$, 其中 V_a 为属性 a 的值域; f 为信息函数, 它为每个对象的

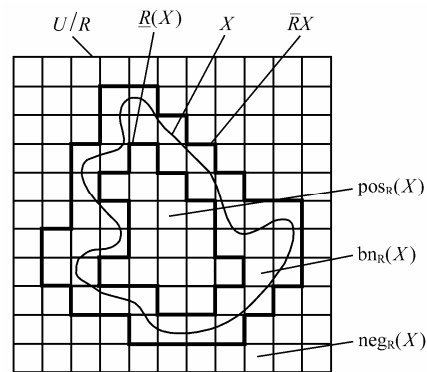


图 1 Rough 集示意图

Fig 1 Concepts of rough set

每个属性赋予一个信息值, 满足 $f: U \times A \rightarrow V$, 对任意 $x \in U$ 及 $a \in A$, 存在 $f(x, a) \in V_a$ 。具有条件属性和决策属性的知识表达系统称为决策表。RS 理论中用决策表描述论域中对象, 决策表是一个二维表格, 每一行描述一种对象, 每一列描述对象的一种属性。

若 $U/C = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, $U/D = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_m\}$, 则决策属性 D 关于条件属性 C 的 (或称 C 对 D) 支持度 (Support, 简称 SPT) 定义为

$$\text{spt}_C(D) = \frac{1}{|U|} \sum_{i=1}^m |\text{pos}_C(Y_i)|, Y_i \in U/D \quad (7)$$

式中: $|\#|$ 为集合 $\#$ 的基数或势, 对于有限集合表示集合中包含元素的个数。

在决策表中, 相对于决策属性集合 D , 各条件属性在整个条件属性集合中的重要程度可能不同。若条件属性集合中删除某一条件属性, 决策属性集合的支持度改变不大, 则认为该条件属性的重要程度不高^[6]。条件属性子集 c_i ($\emptyset \subset c_i \subseteq C$) 关于决策属性 D 的重要性 (Significance, 简称 SIG) 定义为

$$\text{sig}_{C-\{c_i\}}^D = \text{spt}_C(D) - \text{spt}_{C-\{c_i\}}(D) \quad (8)$$

根据条件属性子集重要性的大小, 可知其对决策属性的影响强弱。 $\text{sig}_{C-\{c_i\}}^D$ ($i = 1, 2, \dots, n$) 越大, 属性 c_i 在整个条件属性集合中的重要性越高, 对决策属性 D 的影响越强。特别当重要性值为 0 时, 说明属性 c_i 是冗余的信息, 可以从条件属性集合 C 中删除。

3 模糊 C-均值聚类算法

模糊聚类算法是一种广泛用于数据挖掘的方法, 它根据对象之间的相似程度, 将对象集合聚合

成有限的几个类别。这一算法仅提供最终的聚类数目, 处理的结果给出了各数据的离散值, 各模糊区域的中心和各属性值隶属于聚类中心的隶属度。通过这一算法, 可以将连续属性数据离散化, 从而转化为粗糙集可以处理的数据^[7]。

FCM 聚类算法最初由 Bezdek^[8]提出。考虑一个样本集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 其中 $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}\}$ 为一 k 维向量, 将此集合依据一定的准则分成 c 个模糊子集, 其中 c 是由用户给定的聚类数, 聚类的结果用一个聚类中心向量和隶属度矩阵表示

$$\begin{cases} V = (v_1, v_2, \dots, v_c) \\ \mu = [u_{ij}]_{i=1, \dots, c; j=1, \dots, n} \end{cases} \quad (9)$$

式中: u_{ij} 为样本 x_j 属于类别 i 的隶属度, u_{ij} 满足

$$\left. \begin{cases} \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1 & j = 1, 2, \dots, n \\ 0 < \sum_{j=1}^n u_{ij} < n & i = 1, 2, \dots, c \end{cases} \right\} \quad (10)$$

FCM 算法的目标函数为

$$J(u_{ij}, v_k) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2 \quad (11)$$

式中: m 为影响隶属度矩阵模糊化程度的指数权重, m 越大分类的结果越模糊, 一般 m 的取值在 1.5~2.5 之间, 在很多情况下直接将 m 的值定为 2^[9]。

$$v_i = \frac{1}{\sum_{j=1}^n (u_{ij})^m} \sum_{j=1}^n (u_{ij})^m x_j \quad i = 1, 2, \dots, c; \quad (12)$$

$$u_{ij} = \frac{\left(1/\|x_j - v_i\|^2\right)^{1/m-1}}{\sum_{k=1}^c \left(1/\|x_j - v_k\|^2\right)^{1/m-1}} \quad (13)$$

FCM 聚类算法给出了一种迭代算法来近似得到目标函数的最优值, 其算法描述如下

(1) 设定聚类数 c 、指数权重 m 以及停止阈值 ε ; 初始化隶属度矩阵 u^0 ;

(2) 通过 $u^{(L)}$ 和式 (12) 计算模糊聚类中心:

$$\{v_i^{(L)} \mid i = 1, 2, \dots, c\};$$

(3) 通过 $\{v_i^{(L)} \mid i = 1, 2, \dots, c\}$ 和式 (13) 计算新的隶属度矩阵 $u^{(L+1)}$;

(4) 计算 $\Delta = \|u^{(L+1)} - u^{(L)}\| = \max_{ij} |u_{ij}^{(L+1)} - u_{ij}^{(L)}|$ 。若 $\Delta > \varepsilon$, 则令 $L = L + 1$ 并返回步骤 (2); 如果 $\Delta \leq \varepsilon$, 则停止迭代。

4 基于粗糙集与模糊聚类的敏感性分析方法

4.1 建立关系数据模型

应用粗糙集理论确定边坡稳定性影响因素的敏感性, 首先要建立关系数据模型。将各因素指标作为条件属性, 则条件属性集合 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$; 将稳定性结果 Y 作为决策属性, 则决策属性集合 $D = \{Y\}$; 由不同的工程实例组成论域, 则论域 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}$, 也称为样本集合。

4.2 连续属性数据离散化

从样本中分析属性的重要性, 需要利用属性对论域进行分类, 建立论域上的知识表达系统。分类的基础是属性值的离散化, 将连续属性数据离散为相应水平值。边坡工程中存在的数据绝大多数是连续属性的, 实现连续属性数据的粗糙集处理需要将数据离散化。采用 FCM 聚类算法对连续属性数据进行离散, 建立知识表达系统。

4.3 确定因素的敏感性

(1) 根据式 (7) 计算所有条件属性 C 对决策属性 D 的支持度, 即计算因素指标集合对稳定性结果 Y 的支持度

$$\text{spt}_c(D) = \frac{1}{|U|} \sum_{j=1}^m |\text{pos}_c(Y_j)| \quad (14)$$

(2) 对于因素 c_i , 删除该条件属性后, 计算条件属性 $C - \{c_i\}$ 对决策属性 D 的支持度

$$\text{spt}_{C-\{c_i\}}(D) = \frac{1}{|U|} \sum_{j=1}^m |\text{pos}_{C-\{c_i\}}(Y_j)| \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (15)$$

(3) 根据式 (8) 计算第 i 种因素在因素集合中的重要性

$$\text{sig}_{C-\{c_i\}}^D(c_i) = \text{spt}_C(D) - \text{spt}_{C-\{c_i\}}(D) \quad (16)$$

根据因素的属性重要性, 可以确定各因素的变化对边坡稳定性的影响程度, 即各因素的敏感性。重要性值越大, 该因素在整个因素集合中重要性越高, 对边坡稳定性的影响愈强, 其敏感性也愈大。

5 工程实例

在边坡稳定性分析中, 安全系数 F_s 是判别边坡稳定性的主要指标, 因此, 将其作为决策属性 $D = \{F_s\}$ 。对于圆弧型破坏边坡, 其稳定性影响参数可选取为重度 (γ)、黏聚力 (c)、内摩擦角 (φ)、边坡角 (ψ)、边坡高度 (H)、孔隙水压力比 (μ), 组成条

件属性集合 $C = \{\gamma, c, \varphi, \psi, H, \mu\}$ 。

选取 28 个边坡工程实例^[10]，此类边坡的潜在或滑动破坏模式均为圆弧型滑动，由不同的边坡工程实例组成论域 U ，构成一个数据表。表中行表示各类边坡工程实例，列表示各种属性，即 6 种稳定性影响参数与安全系数，见表 1。

表 1 边坡稳定性样本
Table 1 Samples of slope stability

编号	条件属性						决策属性
	重度 γ / $\text{kN} \cdot \text{m}^{-3}$	黏聚力 c / kPa	摩擦角 φ / $(^\circ)$	边坡角 ψ / $(^\circ)$	边坡高度 H / m	孔隙水压力比 μ	安全系数 F_s
1	22.4	10	35	45	10	0.4	0.9
2	20	20	36	45	50	0.5	0.83
3	20	0.1	36	45	50	0.25	0.79
4	20	0.1	36	45	50	0.5	0.67
5	22	0	40	33	8	0.35	1.45
6	18.8	0	20	20	7.6	0.45	1.05
7	18	0	30	20	8	0.3	2.05
8	27	40	35	43	420	0.25	1.15
9	27	50	40	42	407	0.25	1.44
10	27	35	35	42	359	0.25	1.27
11	27.3	16.8	28	50	90.5	0.25	1.25
12	27.3	26	1	50	92	0.25	1.25
13	27.3	10	39	41	511	0.25	1.47
14	25	46	35	44	435	0.25	1.37
15	25	55	35	45.5	299	0.25	1.52
16	26	150	45	30	200	0.25	1.2
17	18.5	25	0	30	6	0.25	1.09
18	18.5	12	0	30	6	0.25	0.78
19	22.4	10	35	30	10	0.25	2
20	21.4	10	30.3	30	20	0.25	1.7
21	22	10	36	45	50	0.25	1.02
22	22	20	36	45	50	0.25	0.89
23	12	0	30	35	4	0.25	1.46
24	31.3	68	37	49	200	0.25	1.2
25	20	20	36	45	50	0.25	0.96
26	25	46	35	46	393	0.25	1.31
27	25	48	40	49	330	0.25	1.49
28	20.4	33.5	11	16	45.7	0.2	1.28

采用 FCM 算法对表 1 中各维连续属性数据依次进行离散化。条件属性与决策属性均采用 {0、1、2} 水平值。对 7 个属性变量分别采用 FCM 算法离散化， m 取值为 2，输入相应的聚类数，FCM 算法返还各属性的聚类中心和各样本分别属于各聚类中心的隶属度函数。取样本隶属度最大的类别作为该样本在该变量上的取值，这样原始连续变量空间被映射到离散的特征空间，得到数据表 2。表中 $A = \{C_1, C_2, C_3, C_4, C_5, C_6, D\}$ 表示属性集，条件属性 $C = \{C_1, C_2, C_3, C_4, C_5, C_6\}$ 各因素分别表示重度、黏聚力、内摩擦角、边坡角、边坡高度、

孔隙水压力比，各因素水平值 {0, 1, 2} 对应参数值由低到高变化；决策属性 $D = \{F_s\}$ ，水平值 {0, 1, 2} 对应边坡状态 {失稳、较稳定、稳定}。

表 2 边坡稳定性影响因素决策表
Table 2 Decision-making of the influencing factors of slope stability

U	A						D
	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6	
1	1	1	1	1	0	1	0
2	0	1	2	1	2	1	0
3	0	0	2	1	2	0	0
4	0	0	2	1	2	1	0
5	1	0	2	0	0	1	2
6	0	0	0	0	0	1	1
7	0	0	1	0	0	1	2
8	1	2	1	0	2	0	1
9	1	2	2	0	2	0	2
10	1	1	1	0	2	0	1
11	1	1	1	2	2	0	1
12	1	2	0	2	2	0	1
13	1	1	2	0	2	0	2
14	1	2	1	0	2	0	2
15	1	2	1	2	2	0	2
16	1	2	2	0	2	0	1
17	0	2	0	0	0	0	1
18	0	1	0	0	0	0	0
19	1	1	1	0	0	0	2
20	1	1	1	0	1	0	2
21	1	1	2	1	2	0	1
22	1	1	2	1	2	0	0
23	0	0	1	0	0	0	2
24	1	2	2	2	2	0	1
25	0	1	2	1	2	0	0
26	1	2	1	2	2	0	1
27	1	2	2	2	2	0	2
28	1	2	0	0	2	0	1

5.1 单因素敏感性分析

单因素敏感性分析是就单个不确定因素的变化对边坡稳定性影响所作的分析。

由式 (14) 计算 6 种因素对边坡安全系数的支持度：

$$\text{spt}_c(D) = 22/28 \tag{17}$$

依次减少 1 种因素，由式 (15) 计算余下的 5 种因素对安全系数支持度 $\text{spt}_{c-\{c_i\}}(D)$ ($i=1, 2, 3, 4, 5, 6$)，由式 (16) 分别计算每种因素的重要性 $\text{sig}_{c-\{c_i\}}^D$ ($i=1, 2, 3, 4, 5, 6$)，各因素的重要性值如图 2 所示。由图可以看出：内摩擦角 φ 、黏聚力 c 的敏感性最大，边坡高度 H 、重度 γ 、边坡角 ψ 的敏感性次之，孔隙水压力比 μ 的敏感性最小。

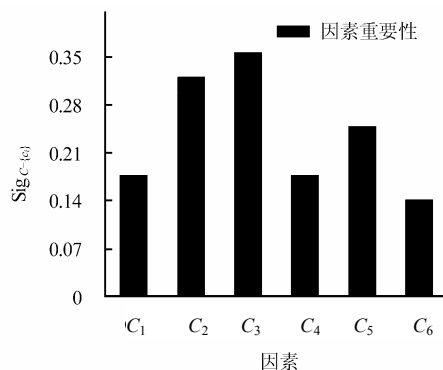


图2 单因素的重要性

Fig 2 Significance of one factor

5.2 多因素敏感性分析

在单因素敏感性分析中，计算某因素变化对安全系数指标的影响时，假定其他因素均不变。然而在边坡工程中，许多因素的变动具有相关性，一种因素的变动往往也伴随着有其他因素的变动，所以单因素敏感性分析有其局限性。改进的方法是进行多因素敏感性分析，即考察多个因素同时变化对边坡稳定性的影响，揭示多因素的敏感性。

对单因素敏感性分析中的6种因素进行两两组合，分析两因素变化对边坡稳定性的影响程度，即同时减少两种因素后，计算余下的4种因素对安全系数的支持度 $spt_{C-\{c_i, c_{i+1}\}}(D)$ ($i=1, 2, 3, 4, 5$) 及2种因素组合的重要性 $sig_{C-\{c_i, c_{i+1}\}}^D(c_i, c_{i+1})$ ($i=1, 2, 3, 4, 5$)，计算结果见表3。由表可以看出：黏聚力与内摩擦角 c 、 φ 、重度与黏聚力 γ 、 c 、重度与内摩擦角 γ 、 φ 两因素组合的敏感性高于其余两因素组

合的敏感性。

对单因素敏感性分析的6种因素每3种进行组合，分析3因素变化对边坡稳定性的影响程度，即同时减少3种因素后，计算余下的3种因素对安全系数的支持度 $spt_{C-\{c_i, c_{i+1}, c_{i+2}\}}(D)$ ($i=1, 2, 3, 4$) 及减少的3种因素组合的重要性 $sig_{C-\{c_i, c_{i+1}, c_{i+2}\}}^D$ ($i=1, 2, 3, 4$)，计算结果见表4。由表4可以看出：重度、黏聚力与内摩擦角 γ 、 c 、 φ 3因素组合的敏感性高于其余3因素组合的敏感性。

表4 3因素的支持度与重要性

Table 4 Support and significance of three factors

序号	3 因素	$spt_{C-\{c_i, c_{i+1}, c_{i+2}\}}(D)$	$sig_{C-\{c_i, c_{i+1}, c_{i+2}\}}^D$
1	$C_1 C_2 C_3$	4/28	18/28
2	$C_1 C_2 C_4$	9/28	13/28
3	$C_1 C_2 C_5$	7/28	15/28
4	$C_1 C_2 C_6$	8/28	14/28
5	$C_1 C_3 C_4$	7/28	15/28
6	$C_1 C_3 C_5$	6/28	16/28
7	$C_1 C_3 C_6$	6/28	16/28
8	$C_1 C_4 C_5$	10/28	12/28
9	$C_1 C_4 C_6$	13/28	9/28
10	$C_1 C_5 C_6$	13/28	9/28
11	$C_2 C_3 C_4$	6/28	16/28
12	$C_2 C_3 C_5$	6/28	16/28
13	$C_2 C_3 C_6$	8/28	14/28
14	$C_2 C_4 C_5$	11/28	11/28
15	$C_2 C_4 C_6$	10/28	12/28
16	$C_2 C_5 C_6$	9/28	13/28
17	$C_3 C_4 C_5$	6/28	16/28
18	$C_3 C_4 C_6$	8/28	14/28
19	$C_3 C_5 C_6$	8/28	14/28
20	$C_4 C_5 C_6$	12/28	10/28

表3 两因素的支持度与重要性

Table 3 Support and significance of two factors

两因素	$C_1 C_2$	$C_1 C_3$	$C_1 C_4$	$C_1 C_5$	$C_1 C_6$	$C_2 C_3$	$C_2 C_4$	$C_2 C_5$	$C_2 C_6$	$C_3 C_4$	$C_3 C_5$	$C_3 C_6$	$C_4 C_5$	$C_4 C_6$	$C_5 C_6$
$spt_{C-\{c_i, c_{i+1}\}}(D)$	9/28	8/28	16/28	14/28	16/28	8/28	13/28	11/28	12/28	11/28	10/28	11/28	13/28	15/28	15/28
$sig_{C-\{c_i, c_{i+1}\}}^D(c_i, c_{i+1})$	13/28	14/28	6/28	8/28	6/28	14/28	9/28	11/28	10/28	11/28	12/28	11/28	9/28	7/28	7/28

综合单因素与多因素敏感性分析结果表明，本实例边坡稳定性的主要影响因素为内摩擦角、黏聚力与重度，边坡高度、边坡角及孔隙水压力比为次要因素。粗糙集理论的分析结果与文献[2]中神经网络分析结果相符合，证明该方法是可行的和有效的。

6 结 论

(1) 本文将粗糙集理论和模糊聚类算法结合应用于边坡稳定性影响因素的敏感性分析，挖掘边坡工程数据中隐含的内在规律，克服了传统分析方法

的主观性，提高了分析结果的客观性、科学性，为边坡稳定性影响因素敏感性分析提供了一种新的思路和方法，研究成果对其他领域的敏感性分析有借鉴意义。

(2) 应用粗糙集理论计算边坡各稳定性影响因素的属性重要性，综合单因素与多因素敏感性分析结果，圆弧型破坏边坡稳定性的主要影响因素为内摩擦角、黏聚力与重度，其他为次要因素。分析结果有助于设计和施工人员明确工程中需重点研究与控制的因子，提高了工作效率。

(3) 粗糙集理论适于处理离散属性数据, 应用 FCM 聚类算法将连续属性数据离散化, 转化为粗糙集可以处理的数据, 工程实例表明, FCM 算法对离散连续属性数据是有效的。

(4) 粗糙集能随数据的增加更加准确地提取因素的敏感性。因此, 为避免分析的片面性, 应多积累工程数据, 选取有代表性的数据不断补充和完善样本集, 使分析结果更接近于客观实际。

(5) 本文研究对象仅限于圆弧型破坏边坡, 对于其他破坏类型边坡, 其稳定性影响因素的敏感性分析问题需进一步研究。

参考文献

- [1] 季大雪, 杨庆, 栾茂田. 加筋均质边坡稳定影响因素的敏感性研究[J]. 岩土力学, 2004, 25(7): 1 089—1 092.
JI Da-xue, YANG Qing, LUAN Mao-tian. Studies of sensibilities of factors influencing on reinforced uniform slope stability[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 2004, 25(7): 1 089—1 092.
- [2] 夏元友, 熊海丰. 边坡稳定性影响因素敏感性人工神经网络分析[J]. 岩石力学与工程学报, 2004, 23(16): 2 703—2 707.
XIA Yuan-you, XIONG Hai-feng. Sensibility analysis of the influencing factors for slope stability based on artificial neural network[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2004, 23(16): 2 703—2 707.
- [3] 张文修, 吴伟志, 梁吉业, 等. 粗糙集理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2001.
- [4] PAWLAK Z. Rough sets[J]. **International Journal of Computer and Information Science**, 1982, 11(5): 341—356.
- [5] 王洪德, 马云东. 基于粗糙集—神经网络的矿井通风系统可靠性评价仿真研究[J]. 系统工程理论与实践, 2005, 25(7): 81—86.
WANG Hong-de, MA Yun-dong. Study on ventilation system evaluation simulation based on rough set and artificial neuron network[J]. **Systems Engineering—Theory & Practice**, 2005, 25(7): 81—86.
- [6] 赵显桥, 曹欣玉, 兰泽全, 等. 基于粗糙集理论的煤灰结渣模糊综合评判权系数确定方法研究[J]. 煤炭学报, 2004, 29(2): 222—225.
ZHAO Xian-qiao, CAO Xin-yu, LAN Ze-quan, et al. Study of the method for determining weighting coefficient of coal ash slagging fuzzy combination forecast based on rough set theory[J]. **Journal of China Coal Society**, 2004, 29(2): 222—225.
- [7] 于达仁, 胡清华, 鲍文. 融合粗糙集和模糊聚类的连续数据知识发现[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(6): 205—210.
YU Da-ren, HU Qing-hua, BAO Wen. Combining rough set methodology and fuzzy clustering for knowledge from quantitative data[J]. **Proceedings of the CSEE**, 2004, 24(6): 205—210.
- [8] BEZDEK J C. Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms[M]. New York: Plenum Press, 1981.
- [9] 马志民, 张军, 钟亮. 基于层次聚类的改进FCM算法[J]. 山东交通学院学报, 2005, 13(2): 67—69.
MA Zhi-min, ZHANG Jun, ZHONG Liang. The improvement of FCM algorithm based on hierarchical cluster[J]. **Journal of Shandong Jiaotong University**, 2005, 13(2): 67—69.
- [10] SAH N K, SHEOREY P R, UPADHYAYA L N. Maximum likelihood estimation of slope stability[J]. **International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts**, 1994, 31(1): 47—53.