

点化属性圆分类方法与边坡稳定性状态分类研究^{*}

赵东洋^a, 崔铁军^{b†}, 宋子岭^a

(辽宁工程技术大学 a. 环境科学与工程学院; b. 安全科学与工程学院, 辽宁 阜新 123000)

摘要: 为研究多个边坡稳定性情况的分类, 提出点化属性圆的多范围属性分类方法。影响边坡稳定性的因素较多, 而且这些因素很难使用一个值表示, 而通常可方便地表示为具有范围的属性域, 为适应该情况提出基于属性圆的上述方法。首先论述了属性圆的基本性质, 然后论述了属性圆点化方法、推导过程及性质, 最后给出了基于点化属性圆的多范围属性分类方法。使用该方法对十个边坡按照四个属性进行分类。结果表明当阈值为 0.09 时所有对象均被分类, 其中边坡一、边坡三、边坡四、边坡九、边坡十为一组; 边坡二、边坡五、边坡八为二组; 边坡六、边坡七为三组。最后论述了方法的误差和影响。

关键词: 安全系统工程; 范围属性; 点化属性圆; 边坡稳定性; 分类方法

中图分类号: X913.4 **doi:** 10.19734/j.issn.1001-3695.2019.11.0659

Research on method of point based attribute circle and classification of slope stability state

Zhao Dongyang^a, Cui Tiejun^{b†}, Song Ziling^a

(a. College of Environment Science & Engineering, b. College of Safety Science & Engineering, Liaoning Technical University, Fuxin Liaoning 123000, China)

Abstract: To study the classification of multi-slope stability, a multi-range attribute classification method is proposed based on point based attribute circle. There are many factors that affect slope stability. Moreover, these factors are difficult to represent with a single value, and can be easily expressed as a range of attribute fields. the method is proposed to meet the situation. Firstly, the basic properties of attribute circle are discussed, and then the method, derivation process and properties of point based attribute circle are discussed. Finally, a multi-range attribute classification method is presented based on the point based attribute circle. By using this method, ten slopes are classified according to their four attributes. The results show that all objects are classified when the threshold is 0.09. Among them, slope one, slope three, slope four, slope nine, slope ten are the first group. The slope two, the slope five and the slope eight are the second group. Slope six and slope seven are the third group. Finally, the error and influence of the method are discussed.

Key words: safety system engineering; range attribute; point based attribute circle; slope stability; classification method

0 引言

在安全系统工程领域, 需要对各类系统进行辨识、评价、分析和预测。那么这些工作的基础一般来源于两方面, 一是获得的数据, 二是影响系统的因素。特别是对边坡稳定性的评价、分类和预测。边坡稳定性受到较多因素影响, 这些因素在实际露天矿边坡数据采集时难以使用一个数值表示。比如岩体密度, 在边坡不同位置的岩体密度不同, 虽然可以通过平均值得到单值密度, 但无法反映密度的变化范围和分布。因此使用单值表示岩体密度并不利于边坡稳定性分析和分类。进一步地, 影响边坡稳定性的因素还有很多, 比如降雨量、地质条件、内摩擦角、内聚力、坡高和坡角等。这些因素对于庞大的边坡整体而言都难以归纳为一个单值, 而用范围值域更为客观方便。但这样的属性域对多属性分析提出了新的要求。

目前对边坡稳定性分析、预测及分类的研究取得了一系列成果^[1-9]; 同时在多属性分类及其智能方法等领域研究较多^[10-16]。但对具有范围值特征的多属性边坡稳定性分类尚无明确方法。为解决该问题, 基于空间故障树理论^[17]的属性圆方法^[18,19], 提出点化属性圆。目的在于简化原有属性圆分类方法的复杂过程, 给出易于计算机程序实现的流程和方法。主

要论述了原有属性圆方法及优缺点, 给出了点化属性圆的方法, 基于点化属性圆的分类步骤及多个边坡稳定性分析过程。

1 属性圆

属性圆是在文献^[18,19]中提出的可以在二维平面上表示对象无穷属性的方法。属性圆源于因素空间理论中的对象因素表示方法, 但原方法存在各属性度量尺度不同; 各属性之间关系虽然可通过他们所在射线夹角确定, 但这些夹角并没有规律。因此由于尺度不同无法衡量各属性值或范围之间的关系; 由于夹角不同也无法研究属性之间的关系。因此仅可作为对象与因素之间的示意关系, 并不具备计算性。在空间故障树理论框架内, 提出属性圆方法用于实现多属性对象相似性的计算。属性圆的主要性质如式(1)所示。

$$\begin{cases} L(a_1, a_0) = L(a_2, a_0) = \dots = L(a_n, a_0) = 1 & (1.1) \\ \angle a_1 a_0 a_2 = \angle a_2 a_0 a_3 = \dots = \angle a_{n-1} a_0 a_n & (1.2) \\ \angle a_1 a_0 a_2 + \angle a_2 a_0 a_3 + \dots + \angle a_{n-1} a_0 a_n = 360^\circ & (1.2) \\ 0 \leq a_i^c \leq 1, 0 \leq a_i^f \leq 1, a_i^c \leq a_i^f, [a_i^c, a_i^f] \subseteq L(a_i, a_0) & (1.4) \end{cases} \quad (1)$$

其中: $L(a_i, a_0)$: 属性圆周上某一点 a_i 与圆心 a_0 的连线为属性域线, 在属性圆中的线段用 $L(\kappa_1, \kappa_2)$ 表示, κ_1, κ_2 表示属性圆中任意的两个点; $\angle a_{n-1} a_0 a_n$: 属性角, 域线 $L(a_{n-1}, a_0)$ 与 $L(a_n, a_0)$ 之间的夹角; a_i^c, a_i^f 在域线上, a_i^c 表示属性域值的起点, a_i^f 表示

收稿日期: 2019-11-30; 修回日期: 2020-04-02 基金项目: 辽宁省教育厅一般项目(LJYL022); 自然科学基金(煤炭联合基金)重点项目(U1361211); 自然科学基金面上项目(51704141)

作者简介: 赵东洋, (1980-), 女, 辽宁阜新, 副教授, 主要研究方向为矿山环境(zhaodongyang1980@163.com); 崔铁军(1983-), 男(通信作者), 辽宁沈阳人, 副教授, 博士(后), 主要研究方向为系统可靠性及力学系统稳定性; 宋子岭(1965), 男, 内蒙古赤峰市宁城县人, 教授。

属性域值的终点。

根据式(1)总结属性圆性质。式(1.1)表示属性圆中属性的范围值在属性圆半径即域线上,且属性圆的半径为 1。式(1.2)表示属性圆中,相邻的两个属性域线的夹角为属性角,所有属性角相等。式(1.3)代表属性圆中所有属性角的和为 360° 。式(1.4)代表属性 q 的值域为 $[a_q^e, a_q^f]$, 最大值为 a_q^f , 最小值为 a_q^e 。这些性质是属性圆分类方法的基础。如下以两个对象的相似性分析给出原有两种方法的过程。详细论述过程参见文献[18,19]。

2 属性圆的点化方法

上述基于属性圆的两种方法虽然可解决多个范围属性的对象分类问题,但也存在明显缺点。原方法基于属性圆的属性半径,即域线之间的重叠性确定对象相似性。通过将所有对象绘制成属性圆,这些属性圆对应域线的属性分布相同,那么不同对象的相同属性的域线就可重合。借助这些重合的线段研究不同对象相同属性的重合情况,得到不同对象相同属性的相似情况。最终通过一些方法将这些属性的相似情况综合,得到这些对象的总的相似度。优点是相对简单,缺点是不考虑相同属性对象之间的相互影响。在此基础上又提出了基于面积计算方法的改进属性圆分类方法。主要考虑属性之间的相互关系,将相邻属性域线的最大值相连,同时最小值相连组成的四边形来描述相似性。不同对象的两个相同属性组成两个这样的四边形,通过他们面积叠加部分与两个四边形的覆盖关系确定对象间这两个属性的相似情况。综合这些属性相似情况,得到两对象的综合相似度。优点在于更加精确,缺点在于方法需要使用解析几何方法得到四边形及其重叠情况^[20]。

上述两种方法是属性圆的基础,虽然能解决一些多因素对象分类问题,但计算过程过于复杂,特别不适合计算机实现及其智能处理。因此这里提出一种基于属性圆的改进多属性对象分类方法。方法改进之处主要在于引入等距离散点填充属性圆,进而通过离散点确定两个对象的相似程度。首先给出需要的基本定义。

定义 对象属性面积: 属性圆表示一个对象,对象的所有属性在属性半径上,归一化后这些属性都是范围值,将这些属性的最小值按逆时针顺序连接成凸多边形,将最大值逆时针连接成凸多边形,那么夹在这两个多边形之间的面积即为该对象的属性面积。

首先解决属性圆的点化问题。在第一节改进属性圆方法基础上提出点化属性圆。属性圆多属性分类的最大困难在于对象属性面积的确定,以及两个对象属性面积重叠面积的确定。原有方法通过解析几何计算得到属性面积,但过程相当复杂。这里提出属性圆点化方法,用点阵分布代替属性圆及对象属性面积。

属性圆点化方法的基本思想,将属性圆划分为等面积的网格,对象属性面积区域与属性圆的网格区域重合,计算落在对象属性面积区域内的网格数,并结合属性圆面积得到该对象属性面积。进一步地,发现对象属性面积的边界经常穿过网格,这些网格并不完全包含在属性面积内,因此统计网格数量也是较为困难的。为此提出通过统计网格节点数来等效网格数从而确定对象属性面积和重叠面积。

给出等距网格点坐标的确定过程。设属性圆半径为 $R(R=1)$; N 代表将属性半径分成的分数,也是同心圆的个数; r_n 为第 n 个与属性圆同心的内圆半径, $r_n = Rn/N, n=1, \dots, N$; $d = R/N$ 代表两网格点间的距离,即属性圆周长上两点之间的弧长距离和半径上两点之间的直线距离; θ 代表某一同心圆周长上弧长 d 对应的圆心角。那么坐标的推导过程如式(2)所示。

$$\begin{cases} r_n = Rn/N, n=1, \dots, N \\ d = R/N \\ d = \frac{\theta r_n}{180} = \frac{\theta Rn}{180N} \Rightarrow \theta = \frac{180Nd}{\pi Rn} \\ x = r_n \cos \theta = \frac{Rn}{N} \cos \frac{180Nd}{\pi Rn} \\ y = r_n \sin \theta = \frac{Rn}{N} \sin \frac{180Nd}{\pi Rn} \end{cases} \quad (2)$$

如式(2)所示,建立 N 个与属性圆圆心相同的内圆,他们半径差为 d ; 同时在这些同心圆周上绘制若干点,这些点在各圆周上与相邻点的圆弧距离为 d 。那么上述方法得到的 $N=20$ 时的属性圆的点化如图 1 所示。

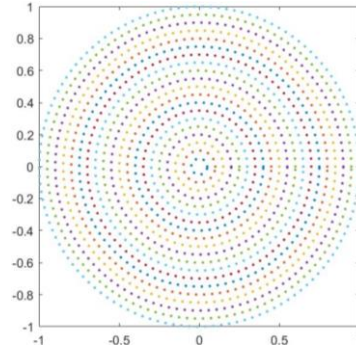


图 1 $N=20$ 的点化属性圆

Fig. 1 Point based attribute circle of $N=20$

讨论方法的误差。方法的误差主要在于任意的四个相邻点组成的四边形是否面积相等; 另外每个同心圆绘制的最后一个点与起始点距离不足。因此点化的对象属性面积计算必然存在误差,但随着 N 的增加,这些误差将迅速减小,即可忽略。

3 基于点化属性圆的对象分类方法

上述点化属性圆,其抛开了属性圆本身,利用点的分布来计算对象属性面积、重叠面积,最终计算对象之间的相似度,如下给出具体步骤^[20]。

1)处理原始数据。设 $O = \{o_1, o_2, \dots, o_m\}$ 为对象集合, m 为对象数量; $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 为属性集, n 为属性数量, $a_q = [a_q^e, a_q^f]$ 表示第 q 个属性, $i, j \in \{1, \dots, m\}; q, p \in \{1, \dots, n\}$ 。

2)将原始数据整合为数据表。表中每一行代表一个对象,每两列代表一个属性的范围,其中前列是属性的最小值,后列代表属性的最大值。

3)对数据表归一化形成标准数据表。选择各对象相同属性范围取交集,得到最大值和最小值,利用他们进行该属性的归一化。

4)建立点化属性圆。设置 N , 那么 r_n, d, θ 及所有点的坐标可得,从而生成属性圆点阵。按照这些点的出现顺序将点阵改写为属性圆向量,向量中的所有分量值为 1。

5)使用属性圆向量计算对象属性面积。对于任意一个对象的属性面积,判断属性圆向量中每个分量是否在对象属性面积内,如果是则分量为 1,否则分量为 0。其结果即为对象属性向量,分量值为 1 或 0,分量数量与属性圆向量相同。

6)计算某对象与其余对象的属性面积重叠情况,通过各对象的属性向量实现。对象属性向量中 1 分量的数量可代表该对象属性面积和位置,因此使用该对象属性向量点乘其余对象属性向量可确定两两对象的重叠程度,形成对象属性重叠表。

7)归一化对象属性重叠表。使用对象属性重叠表中对角线元素值对其所在行进行归一化。

8)建立对象两两相似表。将归一化对象属性重叠表中每行与其余各行对应元素求差值平方和的平均值的开方,并定

义为对象相似性, 从而得到对象相似表。根据论述, 该相似性的值越小, 代表两个对象越相似。其思想借助于多维空间两点距离的概念, 距离越小两点越相似。

9)进行对象相似性分类推理, 根据相似度对对象相似表进行筛选。设置相似性阈值 ζ , 分级提高 ζ 。每次筛选小于 ζ 的相似值, 将对应的两个对象作为相似对并连接, 组成对象相似组, 再提高 ζ 进行下次分析。相似对与对象先后顺序无关。通过不断提升 ζ 将所有对象通过相似对组成相似组。分析终止条件为全部对象都被分类或大幅提高 ζ 后仍不改变对象相似组结构。

根据上述过程使用 MATLAB 实现程序并进行分类。算法缺点在于存在一定误差, 特别是当点数较少时误差较大。属性较多时该分析方法获得的分类效果较弱, 属性越多得到的分类特征越趋近于一致, 导致难以区分对象。

4 边坡稳定性状态分类

影响露天矿边坡稳定性的因素很多, 根据文献[1~9]给出的调查结果, 这些因素包括岩石容重、内聚力、内摩擦角、边坡角、边坡高度和水压力等。对抚顺某露天矿边坡进行考察, 由于调查范围内的十个边坡高度基本相同, 且坡角相近, 因此不考虑坡高及坡角对边坡稳定性情况分类的影响。同时不考虑地震对边坡稳定性的影响, 但考虑周围河流造成的空隙静水压力。因此将研究的影响边坡稳定性的因素设定为岩体重度、内聚力、内摩擦角及空隙水压力四个因素。根据步骤 1), 设 $O = \{o_1, \dots, o_{10}\} = \{\text{边坡 } 1, \dots, \text{边坡 } 10\}$; $A = \{a_1, \dots, a_4\} = \{\text{岩体重度, 内聚力, 内摩擦角, 孔隙水压力}\}$ 。根据步骤 2), 对这十个边坡的上述属性值, 在不同位置不同降水等情况下进行测定, 得到的数据如表 1 所示。

表 1 数据表
Tab. 1 Data table

	a_1 岩体重度(kN·m ⁻³)		a_2 内聚力 (kPa)		a_3 内摩擦角 (°)		a_4 孔隙水压力 (kPa)	
	最小值	最大值	最小值	最大值	最小值	最大值	最小值	最大值
o_1	23.20	23.86	19.60	29.	29.72	32.60	15.	29.
o_2	22.	24.70	10.	20.	25.16	27.08	30.	34.75
o_3	19.	22.60	26.	30.	18.92	29.72	23.50	32.25
o_4	24.46	24.94	18.	21.80	15.80	29.96	34.50	17.50
o_5	20.74	22.30	18.	25.60	11.	24.68	32.50	36.25
o_6	22.78	24.16	16.	25.	19.64	21.08	24.25	33.75
o_7	21.94	24.34	17.	23.	13.40	23.48	27.75	32.
o_8	23.68	24.10	18.60	12.	23.24	28.28	18.25	23.50
o_9	23.20	23.86	19.60	29.	29.72	32.60	15.	29.
o_{10}	22.	24.70	10.	20.	25.16	27.08	30.	34.75

根据步骤 3), 得到各属性的最小值和最大值, 进行归一化得到标准数据表, 如表 2 所示。

表 2 标准数据表
Tab. 2 Standard data table

	a_1 岩体重度		a_2 内聚力		a_3 内摩擦角		a_4 孔隙水压力	
	最小值	最大值	最小值	最大值	最小值	最大值	最小值	最大值
o_1	0.70	0.81	0.48	0.95	0.78	0.90	0.00	0.56
o_2	0.50	0.95	0.00	0.50	0.59	0.67	0.60	0.79
o_3	0	0.60	0.80	1.00	0.33	0.78	0.34	0.69
o_4	0.91	0.99	0.40	0.59	0.20	0.79	0.78	0.95
o_5	0.29	0.55	0.40	0.78	0.00	0.57	0.70	0.85
o_6	0.63	0.86	0.30	0.75	0.36	0.42	0.37	0.75
o_7	0.49	0.89	0.35	0.65	0.10	0.52	0.51	0.68
o_8	0.78	0.85	0.43	0.10	0.51	0.72	0.13	0.34
o_9	0.38	0.90	0.29	0.37	0.65	1.00	0.66	0.86
o_{10}	0.90	1.00	0.11	0.69	0.48	0.52	0.79	1.00

根据步骤 4)建立点化属性圆, 设 $N=20$, 得到的点化属性圆如图 1 所示。根据步骤 5)得到对象 1 和对象 2 的属性面积, 分别如图 2 和 3 所示。

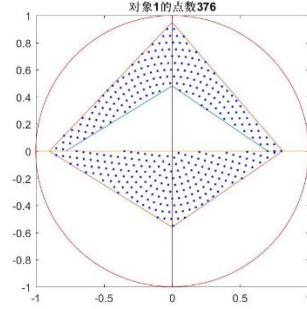


图 2 对象 1 的属性面积

Fig. 2 Attribute area of object 1

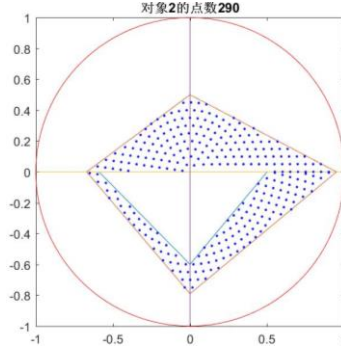


图 3 对象 2 的属性面积

Fig. 3 Attribute area of object 2

建立属性圆向量及十个对象的属性向量。根据步骤 6)得到对象重叠表, 如表 3 所示。

表 3 对象属性重叠表
Tab. 3 Object attribute overlap table

	o_1	o_2	o_3	o_4	o_5	o_6	o_7	o_8	o_9	o_{10}
o_1	376	74	273	119	163	147	153	78	79	76
o_2	74	290	150	117	167	159	182	16	176	146
o_3	273	150	398	146	212	147	162	62	116	113
o_4	119	117	146	288	155	98	135	27	101	165
o_5	163	167	212	155	311	157	205	49	108	139
o_6	147	159	147	98	157	254	212	23	112	126
o_7	153	182	162	135	205	212	280	41	112	135
o_8	78	16	62	27	49	23	41	79	20	4
o_9	79	176	116	101	108	112	112	20	280	78
o_{10}	76	146	113	165	139	126	135	4	78	266

由表 3 可知, 对角线元素是各行元素最大值, 代表了对象与自身的重叠程度。另外该矩阵是对称矩阵。根据步骤 7)对表 3 进行归一化得到归一化对象属性重叠表。进一步, 根据步骤 8)得到对象两两相似表, 如表 4 所示。

表 4 对象两两相似表
Tab. 4 Object similarity table of objects

	o_1	o_2	o_3	o_4	o_5	o_6	o_7	o_8	o_9	o_{10}
o_1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
o_2	0.3171	0	0	0	0	0	0	0	0	0
o_3	0.12	0.1971	0	0	0	0	0	0	0	0
o_4	0.1899	0.1272	0.0699	0	0	0	0	0	0	0
o_5	0.45	0.0834	0.2805	0.2106	0	0	0	0	0	0
o_6	0.4931	0.1760	0.3731	0.3031	0.0926	0	0	0	0	0
o_7	0.5327	0.2156	0.4127	0.3428	0.1322	0.0397	0	0	0	0
o_8	0.3036	0.0134	0.1837	0.1137	0.0969	0.1894	0.2291	0	0	0
o_9	0.0414	0.2756	0.0786	0.1485	0.3591	0.4516	0.4913	0.2622	0	0
o_{10}	0.1901	0.1269	0.0702	0.02	0.2103	0.3029	0.3426	0.1135	0.1487	0

表 4 是对称的, 由于相似对与对象顺序无关, 因此去掉正对角线上部元素; 另外对角线元素为 1, 不影响分类结果, 因此也去掉。根据步骤 9) 对表 4 进行分析。设 $\zeta=0.01$, 每次循环增加 0.01, 当 $\zeta=0.09$ 时所有对象均在分类过程中涉及。即表 4 中元素值小于 0.09 对应的对象可组成对象集合 U 。得到的相似对包括: $o_9-o_1, o_8-o_2, o_4-o_3, o_9-o_3, o_{10}-o_3, o_{10}-o_4, o_7-o_6, o_5-o_2$ 。不同相似对的相同对象连接, 形成的对象相似组为 $\{o_9, o_1, o_3, o_{10}, o_4\}$ 、 $\{o_8, o_2, o_5\}$ 、 $\{o_7, o_6\}$ 。因此最终得到的边坡稳定性情况分类为边坡一、边坡三、边坡四、边坡九、边坡十为一组; 边坡二、边坡五、边坡八为二组; 边坡六、边坡七为三组。

最后需要说明的是, 上述边坡的多属性分类方法有一个基本假设, 即相同属性的边坡的稳定性相同。该假设来源于因素空间理论和空间故障树理论。因为如果属性是全面的, 那么当各属性的值确定后就得到了一个具体的边坡工况。那么只要全部属性值相同或相近, 则两个边坡的稳定性相同或相近。相反, 如果出现属性值相同, 而边坡稳定性情况不同, 那么必然存在另外的属性影响边坡稳定性, 但并没有在分析过程中考虑。在该假设前提下, 上述分析方法是合理的。

5 结束语

为了解决边坡稳定性状态的多属性分类问题, 提出了点化属性圆方法。主要结论如下:

a) 提出了点化属性圆方法。由于属性圆分类原有的两种方法存在计算困难等问题, 引入等距离散点填充属性圆, 进而通过离散点确定两个对象的相似度。具体地, 在属性圆内建立点阵, 半径方向相邻点间距相等, 且等于各同心圆周上相邻两点的圆弧间距。这样点阵即可代表将属性圆分割成相同面积的网格的数量和位置。进而提出了属性圆向量和对象属性向量来计算对象属性面积及重叠情况。虽然存在误差, 但随着同心圆数量的增加, 误差迅速减小。

b) 给出了基于点化属性圆的分类方法。该方法与传统属性圆分类方法有明显不同。步骤包括处理原始数据、原始数据整合为数据表、对数据表归一化形成标准数据表、建立点化属性圆、使用属性圆向量计算对象属性面积、计算属性面积重合情况、归一化对象属性重叠表、建立对象相似表, 最后进行相似性分类推理。

c) 将点化属性圆分类方法应用于边坡稳定性情况分类。研究实例为十个边坡及四个属性。当 $\zeta=0.09$ 时所有对象均在分类过程中涉及。得到的边坡稳定性分类为边坡一、边坡三、边坡四、边坡九、边坡十为一组; 边坡二、边坡五、边坡八为二组; 边坡六、边坡七为三组。最后说明了方法的假设及其合理性。

参考文献:

[1] 洪勇, 邵珠山, 马力. 支持向量机在边坡稳定分析预测的应用 [J]. 沈阳建筑大学学报 (自然科学版), 2017, 33 (06): 1004-1010. (HONG Yong, SHAO Zhushan, MA Li. Application of a Support Vector Machine for Analysis and Prediction of Slope Stability [J]. Journal of Shenyang Jianzhu University (Natural Science), 2017, 33 (06): 1004-1010.)

[2] 孔德镛. 基于 BP 神经网络法的岩质边坡稳定性评价 [D]. 南昌航空大学, 2017. (Kong Depu. Study on Stability Evaluation of Rock Slope Based on BP neural network [D]. Nanchang Hangkong University, 2017.)

[3] 胡添翼, 戴波, 何启, 薛洋, 黄梦婧. 基于随机森林分类算法的边坡稳定预测模型 [J]. 人民黄河, 2017, 39 (05): 115-118. (HU Tianyi, DAI Bo, HE Qi, XUE Yang, HUANG Mengjing. Slope Stability Forecasting Model Based on Radom Forest Classification Algorithm [J]. YELLOW RIVER, 2017, 39 (05): 115-118.)

[4] 马春辉, 杨杰, 程琳, 李婷, 汪璐. 基于混合核函数 HS-RVM 的边坡稳定性分析 [J]. 岩石力学与工程学报, 2017, 36 (S1): 3409-3415. (MA Chunhui, YANG Jie, CHENG Lin, LI Ting, WANG Lu. Slope stability analysis based on HS-RVM with mixed kernel [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2017, 36 (S1): 3409-3415.)

[5] 王佳. 基于支持向量机的边坡随机模糊可靠度分析 [D]. 华中科技大学, 2016. (Wang Jia. Slope Fuzzy-random Reliability Analysis Based on Support Vector Machine [D]. Huazhong University of Science and Technology, 2016.)

[6] 袁明明. 区间分析法在边坡稳定性分析中的应用 [D]. 长沙理工大学, 2016. (YUAN Mingming. The Application of Interval Analysis in Slope Stability Analysis [D]. Hunan Agricultural University Of science & Technology, 2016.)

[7] 胡军, 王凯凯, 董建华. 基于 BCABC-SVM 的边坡稳定性预测 [J]. 沈阳工业大学学报, 2016, 38 (02): 222-227. (HU Jun, WANG Kai-kai, DONG Jian-hua. Forecasting of slope stability based on BCABC-SVM [J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2016, 38 (02): 222-227.)

[8] 王海军, 涂凯, 闫晓荣. 基于果蝇优化算法的 GRNN 模型在边坡稳定预测中的应用 [J]. 水电能源科学, 2015, 33 (01): 124-126+144. (WANG Hairjun, TU Kai, YAN Xiaorong. Application of General Regression Neural Network to Predict Slope Stability Based on Fruit Fly Optimization Algorithm [J]. Water Resources and Power, 2015, 33 (01): 124-126+144.)

[9] 匡野. 基于逐类组合支持向量机的边坡稳定性预测研究 [J]. 路基工程, 2013 (05): 73-76+80. (KUANG Ye. Study on Prediction of Slope Stability Based on Termwise-combination Support Vector Machine [J]. Subgrade Engineering, 2013 (05): 73-76+80.)

[10] Shu-Kung Hu, Gwo-Hshiang Tzeng. A Hybrid Multiple-Attribute Decision-Making Model with Modified PROMETHEE for Identifying Optimal Performance-Improvement Strategies for Sustainable Development of a Better Life [J]. Social Indicators Research, 2019, 144 (3): 1021-1053

[11] Emel Kızılkaya Aydogan, Mihrimah Ozmen, Yılmaz Delice. CBR-PSO: cost-based rough particle swarm optimization approach for high-dimensional imbalanced problems [J]. Neural Computing and Applications, 2019, 31 (10): 6345-6363

[12] Junjie Zhao, Yuxin Peng, Xiangteng He. Attribute hierarchy based multi-task learning for fine-grained image classification [J]. Neurocomputing, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.02.109>

[13] W. M. Wang, J. W. Wang, Z. Li, Z. G. Tian, Eric Tsui. Multiple affective attribute classification of online customer product reviews: A heuristic deep learning method for supporting Kansei engineering [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2019, 85: 33-45.

[14] Yu Kui, Liu Lin, Li Jiuyong, Ding Wei, Le Thuc Duy. Multi-Source Causal Feature Selection. [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2019. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2019.2908373>

[15] Lunn Peter D, Bohacek Marek, McGowan Féidhlim P, Ni Choisdealbha Áine. The surplus identification task and limits to multiattribute consumer choice. [J]. Journal of experimental psychology. Applied, 2019. <https://doi.org/10.1037/xap0000252>

[16] Anath Rau Krishnan, Maznah Mat Kasim, Engku Muhammad Nazri Engku Abu Bakar. A Short Survey on the Usage of Choquet Integral and its Associated Fuzzy Measure in Multiple Attribute Analysis [J]. Procedia Computer Science, 2015, 59: 427-434

[17] 崔铁军, 马云东. 多维空间故障树构建及应用研究 [J]. 中国安全科学学报, 2013, 23 (4): 32-37. (CUI Tie-jun, MA Yun-dong. Research on

- Multi-dimensional Space Fault Tree Construction and Application [J]. China Safety Science Journal, 2013, 23 (4): 32-37.)
- [18] 崔铁军, 马云东. 因素空间的属性圆定义及其在对象分类中的应用 [J]. 计算机工程与科学, 2015, 37 (11): 2170-2174. (CUI Tie-jun, MA Yun-dong. Definition of the Attribute Circle in Factors Space and Its Application in Object Classification [J]. Computer Engineering & Science, 2015, 37 (11): 2170-2174.)
- [19] 崔铁军, 马云东. 基于因素空间中属性圆对象分类的相似度研究及应用 [J]. 模糊系统与数学, 2015, 29 (6): 56-64. (CUI Tei-jun, MA Yun-dong. Research on the similarity of object classification of Attribute Circular and application based on Factors Space [J]. Fuzzy System and Mathematics, 2015, 29 (6): 56-64.)
- [20] Xiaofeng Qi, Tiejun Cui, Liangshan Shao, Yuyan Xing. Research on Intelligent Classification of Multi-attribute Safety Information and Determination of Operating Environment [J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, [https://doi.org/DOI: 10.1007/s12652-019-01474-0](https://doi.org/10.1007/s12652-019-01474-0).