

文章编号: 1000-7598 (2009) 11-3476-05

基于蚁群聚类算法的岩石边坡稳定性分析

高 玮

(中国科学院 武汉岩土力学研究所, 岩土力学与工程国家重点实验室, 武汉 430071)

摘 要: 由于岩石边坡影响因素众多且关系复杂, 不能用简单的方法进行分析和判断。在工程类比的基础上, 一般采用聚类的方法。但由于边坡工程问题环境的复杂性, 岩石边坡稳定分析的聚类问题是一个复杂的模糊、随机优化问题, 采用传统方法难免带来很多局限性。为了更好地解决这类问题, 首次把蚁群聚类算法这种新近提出的仿生聚类算法引入岩石边坡工程领域, 以解决其稳定分析问题, 提出一种分析岩石边坡稳定问题的新方法。该方法在分析岩石边坡工程实例资料的基础上, 采用蚁群聚类算法, 以工程类比的思想判断岩石边坡的稳定状态。工程应用证明, 该算法可以自动把岩石边坡分成几种类似的状态, 判断准确率较高、计算速度较快, 是一种比较实用的岩石边坡稳定分析方法, 值得在岩石边坡分析领域推广应用。

关 键 词: 岩石边坡; 稳定分析; 聚类; 蚁群聚类算法

中图分类号: O 319.56

文献标识码: A

Analysis of stability of rock slope based on ant colony clustering algorithm

GAO Wei

(State Key Laboratory of Geomechanics and Geotechnical Engineering, Institute of Rock and Soil Mechanics,
Chinese Academy of Sciences, Wuhan 430071, China)

Abstract: For the influential factors of rock slopes are numerous and their relationship is very complicated; it can not be solved by traditional methods; so generally based on engineering analogy, the clustering methods are used widely. For the complicated environment influence of rock slopes, this clustering problem is a complicated fuzzy and random optimization problem; and it can not be solved by traditional methods very well. So, here a new bionics clustering optimization method, ant colony clustering algorithm, which is proposed recently, has been introduced into rock slope engineering field for the first time. Based on this new bionics clustering method, a new method for study stability of rock slope is proposed. Based on analyzing the data of rock slope samples, from the engineering analogy thinking by ant colony clustering algorithm, the stability of rock slopes can be estimated. The engineering application can prove that: this new algorithm can automatically sort the rock slope samples; and the validity is very high; the computing velocity is very rapid; so it is a very practical method for rock slope stability analysis; and it should be popularized.

Key words: rock slope; stability analysis; clustering; ant colony clustering algorithm

1 引 言

岩石边坡稳定性的评价与预测是岩石边坡工程研究的根本问题, 也是岩石边坡研究中最难和最迫切的课题之一。由于岩石边坡体是随地质历史发展而形成的复杂地质体, 其稳定性是一个相对的概念。工程实践表明, 岩石边坡体的稳定性不仅取决于边坡岩体的强度, 而且主要取决于边坡岩体的结构及其应力状态。因此, 影响岩石边坡体稳定性的因素很多, 而且各因素之间关系复杂。目前, 已经很

多学者在此方面进行了卓有成效的研究, 不难发现, 目前的研究大致可以分为 3 类: 第 1 类方法为理论计算^[1], 如传统的极限平衡分析法、极限状态分析法等, 这类方法的优点是可以对岩石边坡进行定量的计算而得到其稳定安全系数, 而且有时计算也比较方便, 但其缺点是计算中需要作一些假设和限制, 且稳定性的判断主要依赖于经验, 主观性较强; 第 2 类方法是基于计算机数值计算的方法^[2], 如强度折减法等, 这类方法的优点是对岩石边坡的计算比较直观且比较方便, 但其缺点是计算中需要人为给

收稿日期: 2009-02-10

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(No. 40872187); 三峡库区三期地质灾害防治高切坡防护工程科研项目资助(No. 2008SXG01-2)。

作者简介: 高玮, 男, 1971 年生, 博士, 副研究员, 主要从事岩土工程稳定分析、仿生计算及其应用、地质灾害预防控制等方面的研究工作。

E-mail: wgao@whrsm.ac.cn

定一些计算参数,而这些参数往往很难获得,且稳定性的判断也要依赖于一些经验,也有主观性因素的存在;第 3 类方法是基于工程类比的方法,如针对影响岩石边坡稳定性的因素提出的模糊综合评价方法、系统聚类评价方法以及神经网络评价方法等^[3-6],这类方法的优点是可以从不同的侧面反映影响岩石边坡稳定性的不确定因素,工程应用方便,但其缺点就是需要大量类似工程的资料。由于岩石边坡的稳定影响因素主要是地质环境,因此,工程类比是目前岩石边坡稳定研究较实用的工程方法。工程类比法的主要思想就是聚类分析,其实质就是将岩石边坡样本按相似性分类,按照相似性原则对岩石边坡稳定性进行判断。常用的聚类方法一般先根据一定的经验准则选取某些聚类参数,诸如希望的聚类数、最小标准差、初始聚类中心、聚类中心间的最小距离等,然后根据距离最近的原则对各样本进行调整,直至各样本到相应聚类中心距离平方和最小为止。这些算法的计算结果与参数的设置是否正确至关重要。因此,在设置这些参数之前往往需要对样本数据进行必要的分析研究。这在数据量较大,特别是在高维情况下,要得到合理的参数尤为困难。由于岩石边坡稳定分析聚类计算中参量都是离散量,存在着许多局部极值,传统的聚类方法通常无法很好地处理全局优化问题。因此,为了更好地解决这类问题,在此方面进行深入研究很有必要。在聚类算法研究方面,基于蚁群行为的聚类算法是一种新仿生算法,它可以解决很多传统算法难以解决的复杂聚类问题,是一种很有前途的研究方向。基于此,首次把基于蚁群的聚类算法引入来解决岩石边坡的稳定性分析问题,提出一种分析岩石边坡稳定问题的新方法。

2 蚁群聚类算法

将蚁群算法用于聚类分析,灵感源于蚂蚁堆积它们的尸体和分类它们的幼体。最早在这一领域开展工作的是 Deneubourg 等^[7],他们根据数据对象与其周围对象的相似性,让蚂蚁随机地移动、拾起或放下数据对象,以达到数据聚类的目的,并把这个基本模型成功地应用于机器人领域。此后, Lumer 等^[8]、Ramos 等^[9]、Yang 等^[10]都在此方面进行了一些研究,得到了一些成功的经验。尽管目前对蚁群聚类算法研究的还不是很多,但初步的研究已经证明,该算法是一种良好的聚类算法,可以在很多工程领域的复杂聚类问题中进行应用。

为了更好地进行算法描述,这里首先给出算法

的基本工作原理:首先将数据对象随机地投影到一个平面中,然后给每个蚂蚁随机地选择一个数据对象,由该对象在局部区域的相似性而得到的概率决定蚂蚁是否拾起、移动或放下该对象。经过有限次的迭代,平面上的数据对象按其相似性而聚集,最后得到聚类结果和聚类数目。

以下给出算法的基本过程,由伪代码形式进行表达:

(1) 初始化蚁群中的蚂蚁个体,个体数目记为 N ,最大迭代次数为 M ,局部区域边长为 s ,并设定一些其他计算参数;

(2) 将数据对象投影到一个平面中,即给每个对象随机地分配一个点 (x, y) ;

(3) 每个蚂蚁初始化为未负荷,并随机地选择一个对象;

(4) 蚂蚁运动速度 v 取随机数;

(5) for $i=1, 2, \dots, M$

for $j=1, 2, \dots, N$

计算对象的平均相似性;

如果蚂蚁未负载,则计算其拾起概率 P_p 。如 P_p 大于一个随机概率,而同时该对象没有被其他蚂蚁拾起,则蚂蚁拾起该对象,随机移往别处,并标记自己已负载;否则,蚂蚁拒绝拾起该对象,而随机选择其他对象。

如果蚂蚁为负载状态,则计算其放下概率 P_d 。如 P_d 大于一个随机概率,则蚂蚁放下该对象,并标记自己未负载,再从新选择一个新对象;否则,蚂蚁负载该对象继续移动到一个新位置。

End

End

(6) for $i=1, 2, \dots, n$ (对所有对象)

如果一个对象是孤立的,或它的邻域对象个数小于某个常数,则标记该对象为孤立点;否则给该对象分配一个聚类序列号,并递归地将其邻域对象标记为同样的序列号。

End

下面对算法中涉及的几个操作进行详细说明。

2.1 平均相似性的计算

假设在时刻 t 一只蚂蚁在地点 r 发现一个数据对象 o_i ,则对象 o_i 与其邻域对象 o_j 的平均相似性采用下式计算:

$$f(o_i) = \max \left\{ 0, \frac{1}{s^2} \sum_{o_j \in \text{Neigh}_{s \times s}(r)} \left[1 - \frac{d(o_i, o_j)}{\alpha(1 + (v-1)/v_{\max})} \right] \right\} \quad (1)$$

式中: α 为相似性参数; v 为蚂蚁运动的速度; $v_{\max}$ 为最大速度; $Neigh_{s \times s}(r)$ 表示地点 r 周围的以 s 为边长的正方形局部区域; $d(o_i, o_j)$ 表示对象 o_i 和 o_j 在属性空间的距离。这里对对象距离采用欧氏距离或余弦距离的线性组合进行表述。欧氏距离表示多维空间的几何距离, 其定义如下:

$$d(o_i, o_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^m (o_{ik} - o_{jk})^2} \quad (2)$$

式中: m 为属性个数。

余弦距离定义如下:

$$d(o_i, o_j) = 1 - \text{sim}(o_i, o_j) \quad (3)$$

$$\text{sim}(o_i, o_j) = \frac{\sum_{k=1}^m (o_{ik} \cdot o_{jk})}{\sqrt{\sum_{k=1}^m (o_{ik})^2 \cdot \sum_{k=1}^m (o_{jk})^2}} \quad (4)$$

$\text{sim}(o_i, o_j)$ 称为余弦相似函数, 即 2 矢量之间夹角的余弦 (2 矢量的点积除以其大小)。当数据对象变得越相似, $\text{sim}(o_i, o_j)$ 趋近于 1; 反之, 趋近于 0。

在式 (1) 中, α 为调节数据对象间相似性的参数, 同时也决定了聚类的数目和收敛的速度。 α 越大时, 对象间相似程度越大, 也许会使不太相同的对象归为一类, 其聚类数目越少, 收敛速度也越快; 反之, α 越小, 对象间相似程度越小, 在极端情况下可能将一个大类分成了许多小类, 同时聚类数目增多, 收敛速度变慢。因此, 实际计算中应该根据实际问题通过经验或试算进行合理确定。

另外, 蚂蚁的运动速度也影响聚类的效果。运动速度快的蚂蚁能很快将对象粗略地分为几大类, 而慢速运动的蚂蚁能更精确地细分对象。因此, 按蚂蚁运动速度的不同, 可以有 3 种不同的速度定义:

(1) v 为常数 所有蚂蚁在任何时刻以同样速度运动。

(2) v 为随机数 蚂蚁的速度为一个范围从 1~ $v_{\max}$ 的随机数。

(3) v 为递减随机数 蚂蚁刚开始运动时的速度较快, 以便迅速聚类; 然后其值以随机的方式逐渐减小, 以使聚类结果更为精细。

这里为了研究方便, 采用第 2 种速度定义方式。

2.2 概率转换函数的计算

概率转换函数是 $f(o_i)$ 的一个函数, 它将数据对象的平均相似性转化为拾起概率或放下概率。其转

换原则是: 数据对象与其邻域的平均相似性越小, 说明该数据对象属于此邻域的可能性越小, 则拾起概率越高, 放下概率越低, 反之亦然。依据这一原则, 选取对称式 Sigmoid 函数作为概率转换函数。

一个未负载的随机运动的蚂蚁拾起一个对象的拾起概率定义为

$$P_p = 1 - \text{Sigmoid}(f(o_i)) \quad (5)$$

同样, 一个负载的随机运动的蚂蚁放下一个对象的放下概率定义为

$$P_d = \text{Sigmoid}(f(o_i)) \quad (6)$$

$$\text{Sigmoid}(x) = \frac{1 - e^{-cx}}{1 + e^{-cx}} \quad (7)$$

该函数为自然指数形式, 其中参数 c 越大, 曲线饱和越快, 算法收敛速度也越快。

需要指出的是: 在聚类的过程中, 有一些被称作孤立点的对象与其他对象均不相似, 蚂蚁拾起它们后, 很难尽快放下它们, 以致影响算法的收敛速度。这里采用了在算法后期增大 c 值, 尽快放下孤立点的策略。

另外, 蚂蚁的数目将影响聚类的性能和收敛的速度。如果蚂蚁数目过小, 收敛速度可能变慢; 如果蚂蚁数目过大, 可能使聚类性能变坏。因为当一个对象被拾起或移动, 但还不能决定放在何处, 即“悬在空中”时, 它的邻域在计算平均相似性时不能考虑它, 当蚂蚁数目过大时, 必然使“悬在空中”的对象数增多, 导致算法不够精确。因此, 实际计算中应该根据具体问题通过经验或试算选择合适的蚂蚁数目。

3 工程实例

为了研究蚁群聚类算法在实际岩石边坡稳定分析中的应用情况, 这里采用文献[4]给出的三峡库区岩石边坡研究中收集到的 36 个研究程度较高的边坡工程资料为例进行分析, 如表 1 所示。由于表中列出的边坡影响因素均为定性指标, 为了计算方便文献[4]中进行了定量量化处理, 这里也采用这种方法, 具体量化方法参见相关文献。

把表 1 中的实例样本代入蚁群聚类算法进行计算, 计算中的算法参数取值如下: 蚂蚁的个体数量 N 取为 20, 最大迭代次数 M 取为 2 000, 局部区域

边长 s 取为 3，相似性参数 α 取为 1.5，蚂蚁的最大速度 $v_{\max}$ 取为 0.85，概率转换函数的参数 c 取为 3。在这些条件下进行计算，分类结果如表 2 所示。其中，为了和常规聚类及文献[4]中方法进行对比，这里也采用文献[4]中的边坡稳定 6 级分类法，表 2 中以 I~VI 表示。计算中表 1 中的边坡影响因素组合对应一种稳定级别，也就是对边坡影响因素进行分类得到对应的稳定级别，即表 2 所示的各边坡个体稳定级别。

表 1 三峡库区边坡实例的定性分析
Table 1 Rock slope samples of three gorges Reservoir area

边坡 编号	外形 特征	滑面 特征	滑带 强度	近期 活动	河流 作用	后缘 加载	暴雨 作用	地震 作用	人工 活动
1	1.0	0.0	0.5	0.5	0.5	0.0	1.0	0.5	0.0
2	0.5	1.0	0.0	0.5	0.5	0.0	1.0	0.5	0.0
3	0.5	1.0	0.0	0.5	0.5	0.5	1.0	0.5	0.0
4	1.0	1.0	1.0	1.0	0.5	0.5	1.0	0.5	1.0
5	1.0	0.5	0.5	0.5	0.5	0.0	0.5	0.5	0.0
6	0.5	1.0	0.5	1.0	1.0	1.0	0.5	0.0	0.5
7	0.5	1.0	0.5	0.5	1.0	1.0	0.5	0.0	0.0
8	0.5	1.0	0.5	1.0	1.0	1.0	0.5	0.0	0.0
9	0.0	1.0	1.0	0.0	1.0	1.0	0.5	0.0	0.0
10	0.5	0.5	0.5	1.0	1.0	0.0	0.5	0.0	0.0
11	1.0	0.5	1.0	1.0	0.0	0.0	0.5	0.0	0.0
12	1.0	0.5	0.5	0.0	1.0	0.0	0.5	0.0	0.0
13	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.0	0.5	0.0	0.0
14	1.0	1.0	0.5	1.0	0.0	0.5	0.5	0.0	0.0
15	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.0	0.5	0.0	0.0
16	1.0	0.5	1.0	0.5	0.5	0.5	0.5	0.0	0.0
17	1.0	1.0	1.0	1.0	0.5	0.0	0.5	0.0	0.0
18	1.0	1.0	0.5	0.5	0.5	0.0	0.5	0.0	0.0
19	1.0	0.0	0.5	0.0	1.0	0.0	0.5	0.0	0.0
20	0.5	0.5	0.0	0.0	1.0	0.0	1.0	0.0	1.0
21	0.5	0.5	0.5	0.5	1.0	0.5	1.0	0.0	0.5
22	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.5	1.0	0.0	0.5
23	0.5	1.0	0.5	1.0	1.0	0.5	1.0	0.0	1.0
24	0.5	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	1.0	0.0	0.0
25	0.5	0.0	1.0	0.5	0.0	1.0	1.0	0.0	0.5
26	1.0	0.0	0.5	0.0	1.0	0.0	1.0	0.0	0.5
27	0.5	0.0	0.0	0.5	1.0	0.5	1.0	0.0	0.5
28	1.0	0.0	0.0	0.5	1.0	1.0	1.0	0.0	1.0
29	0.5	0.0	0.5	0.5	0.5	0.5	1.0	0.0	1.0
30	0.5	0.0	0.5	0.5	0.5	0.5	1.0	0.0	0.0
31	0.5	0.0	0.0	0.5	0.5	0.5	0.5	0.0	0.0
32	0.5	1.0	1.0	1.0	0.5	0.5	0.5	0.0	0.0
33	0.5	0.0	0.0	0.0	1.0	0.5	0.5	0.0	0.0
34	0.0	0.0	0.0	0.0	0.5	0.5	0.5	0.0	0.0
35	0.5	0.5	0.0	0.5	1.0	0.0	0.5	0.0	0.0
36	0.5	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	1.0	0.0	1.0

表 2 边坡稳定性分析结果
Table 2 Computing results

边坡编号	级别		
	常规聚类法	文献[4]方法	蚁群聚类法
1	IV	IV	IV
2	IV	IV	IV
3	IV	III	III
4	I	I	I
5	III	III	III
6	II	II	II
7	II	II	II
8	II	II	II
9	II	II	II
10	III	II	II
11	III	III	III
12	V	V	V
13	III	II	II
14	III	III	III
15	III	III	III
16	III	III	III
17	III	II	II
18	III	III	III
19	V	V	V
20	V	IV	IV
21	IV	IV	V
22	I	I	I
23	I	I	I
24	V	V	V
25	IV	IV	IV
26	V	VI	VI
27	V	V	V
28	IV	III	III
29	IV	IV	IV
30	IV	IV	IV
31	VI	VI	VI
32	III	III	III
33	VI	V	V
34	VI	VI	VI
35	V	VI	VI
36	V	V	V

为了进行比较，在表 2 中也列出了常规聚类法及文献[4]中的计算结果。

由表 2 可以发现，蚁群聚类算法得到的结果和文献中方法及传统聚类方法的结果基本相同，但和极限平衡法的结果^[4]相比误差更小。

蚁群聚类算法不同于文献方法及常规聚类方法之处在于：蚁群聚类算法不需要事先给定聚类数目，算法可以自动搜索到最佳聚类数。需要说明的是，在该问题中聚类数是个未知量，文献方法及常规方法计算前均需要先采用其他方法计算合理的聚类

数,这本身也是一个复杂的优化问题。所以,在这类未知聚类数的情况下,蚁群聚类算法具有更强的适用性。

另外,常规聚类算法需要事先确定聚类中心,而且对样本的输入次序有严格要求。作为局部搜索算法,常规聚类算法也不能处理局部极值问题,因此,当初始聚类中心在整个样本空间不平衡时,它很难将这种不平衡纠正过来,从而导致聚类结果对初始聚类中心的选取有着很大的敏感性,而作为一种新型仿生聚类算法,蚁群聚类算法则不存在以上这些问题。

可见,蚁群聚类算法是一种良好的岩石边坡稳定性分析算法,其适用范围更广,计算精度更高。

4 结 语

岩石边坡工程由于计算的复杂性,工程类比判断其稳定性是一种有效的工程方法。但实际岩石边坡稳定性的影响因素众多,工程类比中分析非常困难,一般常用聚类方法解决这个问题。考虑到岩石边坡工程问题自身的极端复杂性,类似聚类问题必将是一个非常复杂的模糊、随机优化问题。对于该问题的求解,传统方法难免有局限性,因此采用一些新型的聚类方法非常有必要。蚁群聚类算法是一种新近提出的仿生优化算法,可以解决很多传统算法难以解决的复杂聚类问题。基于此,首次把基于蚁群行为的聚类算法引入岩土工程领域,来解决岩石边坡的稳定性分析问题,提出一种分析岩石边坡稳定问题的新方法,几个收集到的岩石边坡工程实例对新算法的验证研究证明了其有效性。当然,由于该算法在岩土工程中是初步应用,算法本身还需要深入研究的地方,这些都是下一步要进行的工作。

参 考 文 献

- [1] 陈祖煜,汪小刚,杨健,等. 岩质边坡稳定分析——原理、方法、程序[M]. 北京: 中国水利电力出版社, 2005.
- [2] 郑颖人,陈祖煜,王恭先,等. 边坡与滑坡工程治理[M]. 北京: 人民交通出版社, 2007.
- [3] 薛新华,张我华,刘红军. 基于 SOFM 神经网络的边坡稳定性评价[J]. 岩土力学, 2008, 29(8): 2236—2240.
XUE Xin-hua, ZHANG Wo-hua, LIU Hong-jun. Evaluation of slope stability based on SOFM neural network[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2008, 29(8): 2236—2240.
- [4] 谢全敏,夏元友. 边坡稳定性评价的自适应模拟退火聚类分析法[J]. 灾害学, 2002, 17(1): 15—19.
XIE Quan-min, XIA Yuan-you. A self-adaptive clustering method based on the simulated annealing algorithm for evaluation of slope stability[J]. *Journal of Catastrophology*, 2002, 17(1): 15—19.
- [5] 谢全敏,陈立文,夏元友. 基于案例挖掘的边坡稳定性智能评价系统研究[J]. 岩土力学, 2008, 29(1): 145—148.
XIE Quan-min, CHEN Li-wen, XIA Yuan-you. Study on intelligent evaluation system of slope stability based on case mining[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2008, 29(1): 145—148.
- [6] 李怀珍,邓广涛. 岩质边坡稳定性预测的 BP 网络法[J]. 地质灾害与环境保护, 2006, 17(3): 106—109.
LI Huai-zhen, DENG Guang-tao. Application of BP network to estimating stability of rock slope[J]. *Journal of Geological Hazards and Environment Preservation*, 2006, 17(3): 106—109.
- [7] DENEUBOURG J L, GOSS S, FRANKS N, et al. The dynamics of collective sorting: robot-like ant and ant-like robot[C]//Proceedings first conference on simulation of adaptive behavior: from animals to animats. Cambridge: MIT Press, 1991: 356—365.
- [8] LUMER E, FAIETA B. Diversity and adaptation in populations of clustering ants[C]//Proc. Third International Conference on Simulation of Adaptive Behavior: From Animals to Animats. Cambridge: MIT Press, 1994: 499—508.
- [9] RAMOS V, MERELO J J. Self-organized stigmergic document maps: environment as a mechanism for context learning[C]//AEB'2002-1st Spanish Conference on Evolutionary and Bio-inspired Algorithms. Mérida: Centro Univ. Mérida, 2002: 284—293.
- [10] YANG Y, KAMEL M. Clustering ensemble using swarm intelligence[C]//IEEE Swarm Intelligence Symposium. Piscataway: IEEE Service center, 2003: 65—71.