

文章编号: 0451-0712(2006)07-0011-03

中图分类号: U416.1

文献标识码: B

退火遗传算法在边坡稳定性分析中的应用

贺咏梅^{1,2}, 王 珣¹, 张 斌^{1,3}

(1. 成都理工大学环境与土木工程学院 成都市 610059; 2. 布鲁克成都工程有限公司 成都市 611731;
3. 四川公路设计研究院 成都市 610041)

摘 要: 在边坡稳定性分析中, 常规方法诸如逐点扫描法受自身的局限, 难以寻找到最危险的滑动面且易受人为因素的影响。将退火法与遗传算法相结合, 既发挥了遗传算法强大的全局搜索能力, 同时又利用退火法加强了遗传算法的局部求精能力。通过引入退火遗传算法, 很好地解决了滑坡最危险滑动面的搜索问题, 为边坡滑动面搜索提供一个新的解决方法, 克服了常规方法的种种弊端。

关键词: 退火遗传算法; 边坡; 滑动面搜索; 稳定性

在边坡稳定性分析中, 条分法计算圆弧形滑动面的主要问题是确定最小安全系数对应的滑动面。工程中最常用的方法, 如逐点扫描法, 被广泛地应用于工程实践中。但是受到这些方法的局限性, 很容易陷入局部极小值。比如, 常因搜索起点、步长及范围等的不同而得到不同的临界滑动面及其安全系数, 致使无法判断出真正的最危险滑动面。为此, 在边坡稳定性分析中引入退火遗传算法搜索最危险滑面。

1 退火遗传算法

遗传算法(GA)是基于自然选择和种群基因的

一种随机搜索算法。由于它对搜索空间不作任何假设, 即它既不要求搜索空间是光滑的, 也不要求它是处处可微的, 因而它能解决很大一类问题, 当然也包括控制领域中的诸多问题。但在GA的应用中不难发现, 该算法并不是完美无缺的, 而是存在一些不足或局限性。首先, GA随着问题规模的增大, 它的寻优性能会降低; 其次, GA在寻优过程中如果个体中的重要基因丢失, 就会出现“早熟”现象; 再就是GA不具备“爬山”的能力, 而最优解往往要越过一个或多个“山谷”才能被找到。因此, 传统的GA需要进行改进, 或与其他方法结合, 取长补短, 才更具实用性。

收稿日期: 2006-05-23

Research on Classification Method of Expansive Soil

MENG Qing-yun, YANG Guo-lin

(School of Civil and Architectural Engineering, Central South University, Changsha 410075, China)

Abstract: The swell-shrink grade judgment of expansive soil is a key job to engineering construction in the expansive soil area. A survey for many literatures on classification of expansive soil at home and abroad is given. Through the contrast of the current methods, the merits and shortcomings of every kind of methods are pointed out. And in the laboratory a classification of the soil in the area of Chang-Zhang Expressway and Nan-You Expressway is carried out by the method of standard moisture absorption water content of soil. All these provide more data for the engineering construction in these expansive soil area in future.

Key words: expansive soil; classification method; research

模拟退火算法(SAA)是另一种功能强大的随机搜索算法。其思想源于固体退火过程,由高温到低温遍历整个搜索空间,搜索过程中除了接受优化解外,还按照Metropolis 准则接受恶化解,因而该算法具有“爬山”的能力,即跳出局部最优解的能力。但由于退火过程受冷却进度表(初始温度、衰减因子、停止准则和每个温度点下迭代次数或称 Mapkob 链长度)控制,因此退火寻优过程是很慢的。此外,SAA 在每一次迭代中仅有一个当前解,不像 GA 能进行群体搜索,而且在 SAA 中新解的产生也不及 GA 丰富。因此,我们将 SAA 和 GA 的优点结合起来,扬长避短,构成高效、鲁棒的寻优算法——退火遗传算法(SAGA) [1]。

在 SAGA 中,将 GA 作为 SAA 的循环体,即在退火过程中的每个温度点,沿用 GA 的选择、交叉和变异操作,产生一个新的种群,计算新种群的整体适应度,依照 Metropolis 准则接受或舍弃这个新种群,再降温迭代,直到温度降至足够小或搜索点的位置不再发生变化,才终止迭代过程,输出最优解。

与传统 SAA 相比,SAGA 中的内循环次数或 Mapkob 链长度表现为种群规模,而不是在每一个温度点下都进行一个冗长的 Mapkob 链迭代。此外,在 SAGA 中是种群搜索而不是单点寻优,寻优速度自然要比单纯的 SAA 快。

所有这些改进都从理论上和仿真实验中表明了 SAGA 的寻优性能比简单的 GA 和传统的 SAA 要好。下面详细给出 SAGA 的实现步骤。

(1)初始化,确定初始温度 T_0 、温度衰减因子 α 、种群规模 n 、染色体长度 L 、搜索空间 Θ 、交叉概率 p_c 、变异概率 p_m ; 随机产生初始种群 P_0 ; 计算个体的适应度值 f_{0i} , 将个体按适应性从好到差排序; 计算种群的整体适应度 ($F_1 = \sum_{i=1}^n f_{1i}$)。

(2)降温及算法终止。即令 $t = \alpha T_0$, 如果 t 大于某一足够小的设定值 ϵ , 则进行下列各步骤。否则,将当前解作为最优解输出,终止算法。

(3)产生新个体。按交叉概率 p_c 随机选择两个个体交叉,采用两点交叉的模式从而扩大搜索范围,使搜索能力更加健壮。交叉后随机选择个体按变异概率 p_m 进行某基因位的突变,从而得到新的个体。

(4)评价新个体。即计算它们的适应度值 f_{1i} , 利用轮盘赌模式随机产生 n 个 $[0, 1]$ 之间的随机数,按适应度比例值选择 n 个个体进入下一代。在评价新

个体中采用精英保留策略,如产生的新一代最佳个体的适应度值小于上一代最佳个体的适应度值,则将上一代最佳个体直接复制替换新一代中的最差个体。此策略是边坡稳定性分析结果收敛到最优解的基本保障 [2]。

(5)评价新种群。即重新计算新种群的整体适应度 ($F_1 = \sum_{i=1}^n f_{1i}$)。对于需要求极小值的问题,如果 $F_1 < F_0$, 则将新种群作为当前种群或父代种群 P_1 , 否则根据 Metropolis 准则,依概率 $e^{-[(F_1 - F_0)/t]}$ 接受新种群作为父代种群 P_1 。对于求极大值的问题,如果 $F_1 > F_0$, 则将新种群作为当前种群或父代种群 P_1 , 否则依概率 $e^{-[(F_0 - F_1)/t]}$ 接受新种群作为父代种群 P_1 。

(6)令 $T_0 = t$ 、 $P_0 = P_1$ 、 $F_0 = F_1$, 返回步骤(2)。

2 退火遗传算法的实现

2.1 目标函数的定义

目标函数即为边坡稳定安全系数公式,在此采用简化 BISHOP 法 [3], 即:

$$F_s = \frac{\sum \frac{1}{m_a} [(W_i - u_i b_i) \tan \varphi + c_i b_i]}{\sum W_i \sin \alpha_i + \sum Q_i \frac{e_i}{R}} \quad (1)$$

$$m_a = \cos \alpha_i + \frac{\tan \varphi \sin \alpha_i}{F_s} \quad (2)$$

由于需要得到的是最小稳定系数,对应的适应值函数如下:

$$f = F_s^{-2} \quad (3)$$

当种群收敛趋于最优解时,种群中各个体之间的适应值差异很小,Goldberry 曾提出多种调整适应值大小以提高个体之间的竞争能力的方法 [4]。对于采用 F_s 的负二次方,是考虑负二次方情况下稳定系数变化比负一次方对适应值函数的影响敏感。而负三次方以上,在安全系数很小的情况下,对于安全系数影响过于敏感,从而影响计算的稳定性。

2.2 滑动面的约束条件

在遗传算法运算中,产生的后代可能不满足合理滑动面的约束条件,在此采用罚函数的方法,将问题的约束函数以某种形式归并到目标函数之中,变约束问题为无约束问题。如图1所示的 y_c 和 y_j 的关系为:

$$y_c < y_j \quad (4)$$

式中: y_c 为圆心的纵坐标; y_j 为滑动面顶点的纵坐标。

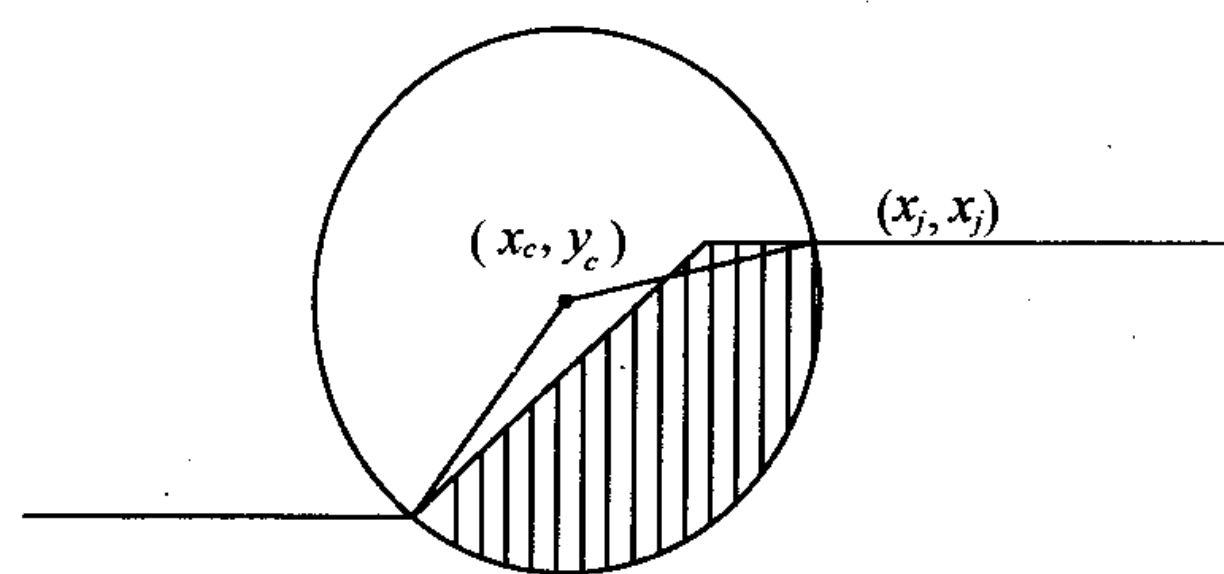


图 1

对图 1 违反合理性要求的滑动面进行约束,构造罚函数形式为:

$$F'_s = f_{pen} F_s \quad (5)$$

式中: f_{pen} 为初始值等于 1 的罚函数系数; F_s 为该个体确定的稳定系数; F'_s 为惩罚后的稳定系数,称为稳定系数代表值。

在对种群进行评估前,对每个遗传个体数据均按合理性约束条件进行检查,每违反一次约束条件则 f_{pen} 增加 1,对随后计算出的稳定系数加大惩罚。

3 工程实例分析

某滑坡主要以堆积土为主,滑体除主滑面外存在次级滑面。坡面形状尺寸如图 2 所示,土体参数见表 1,对次级滑面采用逐点扫描法与退火遗传算法分别进行搜索计算。

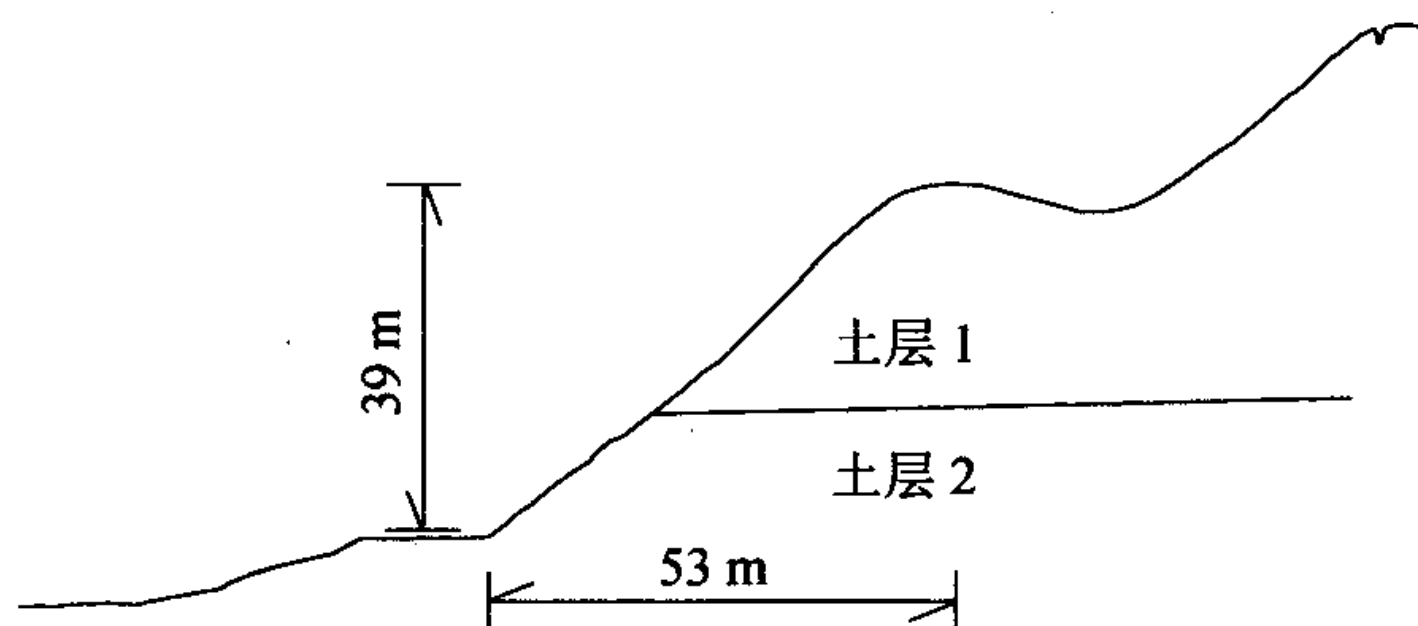


图 2 土坡几何形状示意

表 1 土体的模型参数

土性参数	土层 1	土层 2
重度/(kN/m ³)	18.5	19.8
粘聚力/kPa	20	22
内摩擦角/(°)	19	22

采用逐点扫描法选择 3 种不同搜索步长计算的最小值对应的最危险滑动面,以及采用退火遗传算法所得到的最危险滑动面绘于图 3,并对计算结果进行了比较(表 2)。

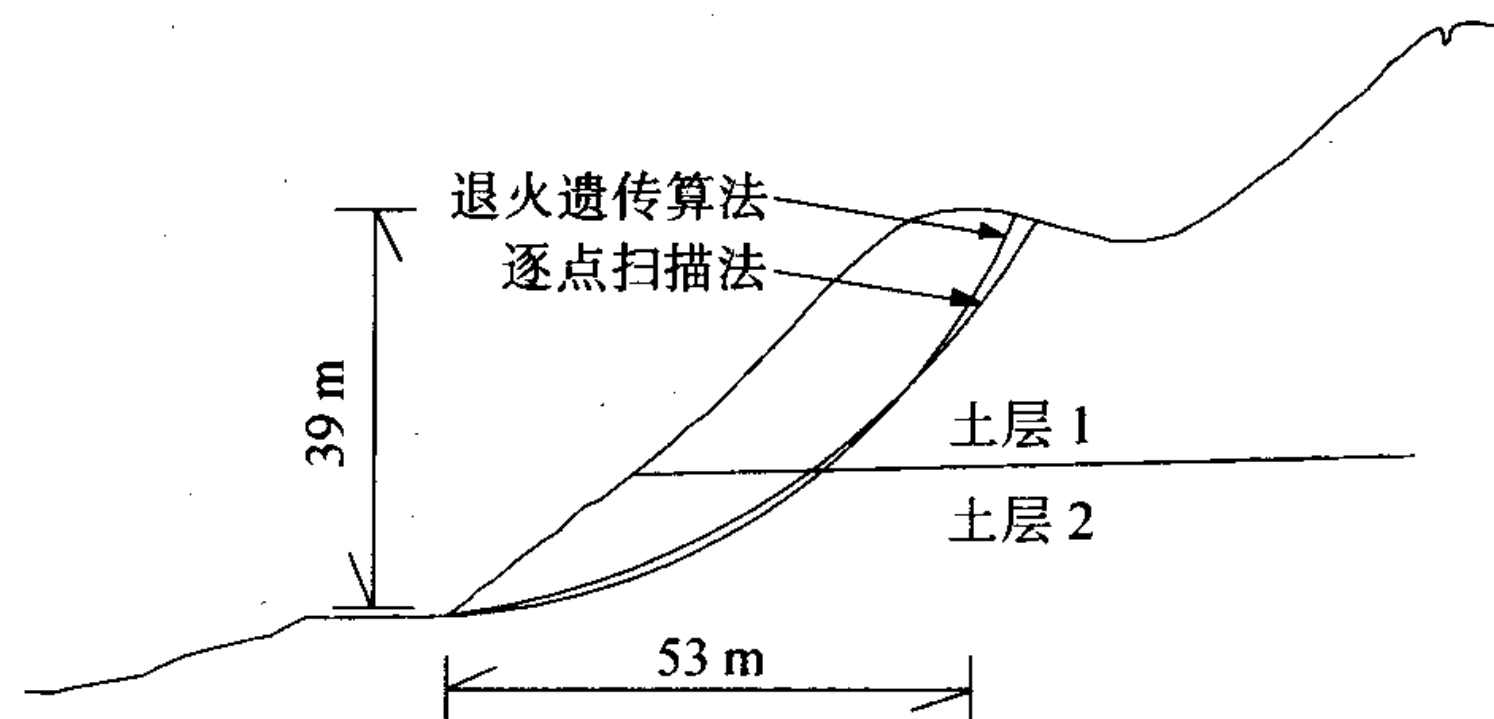


图 3 土坡滑动面搜索结果

表 2 计算结果比较

计算方法	步长(或代数)	最小稳定系数
逐点扫描法	0.25 m	1.426 74
	0.20 m	1.419 88
	0.15 m	1.420 73
退火遗传算法	100 代	1.392 71

通过表 2 可以具体看出,采用逐点扫描法得到的最小稳定系数,大于采用退火遗传算法所得到的稳定系数,且最小值受搜索步长的影响较为明显。由此可以得出结论,退火遗传算法较常规方法具有更加强大的全局搜索与局部求精能力。

4 结论

通过采用退火遗传算法,在发挥了遗传算法的全局搜索能力的同时,引入模拟退火算法克服了遗传算法“爬山”能力不强的缺点,解决了常规遗传算法局部求精能力不足的问题。通过采用退火遗传算法,我们可以更加迅速准确地找到土坡的最危险滑动面,克服了以往传统方法受步长和搜索范围影响、难以找到全局最小值的缺陷,更能真实地反映出土坡的稳定系数。因此,采用退火遗传算法,为寻找复杂条件下的土坡最危险滑动面提供了新方法,并具有良好的精度和适应性。

参考文献:

- [1] 李敏强,林丹,等. 遗传算法的基本理论与应用[M]. 北京:科学出版社,2002.
- [2] 王小平,曹立明. 遗传算法理论、应用与软件实现[M]. 西安:西安交通大学出版社,2002.
- [3] Yang H Huang. 包承纲,等译. 土坡稳定分析[M]. 北京:清华大学出版社,1988.
- [4] 李海光. 新型支档结构设计与工程实例[M]. 北京:人民交通出版社,2004.