

改进搜索者算法在边坡稳定分析中的应用

周亮, 李刚*

(湖南大学 土木工程学院, 湖南 长沙 410082)

摘要:针对边坡稳定分析中安全系数计算复杂和滑裂面优化变量之间相互关联等问题,采用改进搜索者寻优算法(ISOA)搜索边坡临界滑裂面,ISOA引入混沌策略,提高了局部搜索能力。用7个基准函数进行测试,结果表明:ISOA相比原始搜索者寻优算法(SOA),准确性、稳定性与效率都有很大提高。进一步将ISOA算法与有限元应力代数和法结合分析边坡稳定性,对两道ACADS考题算例进行分析,结果表明:基于ISOA的应力代数和法与传统极限平衡法的安全系数误差较小,滑裂面位置基本一致;ISOA能更高效、准确搜索到临界滑裂面,适合应用于土层非均匀的复杂土坡中。

关键词:边坡稳定;改进搜索者寻优算法;混沌搜索;应力代数和法;临界滑裂面

中图分类号: U416.1

文献标志码: A

边坡稳定分析是岩土工程中一个重大而经典的课题,许多学者在该领域提出了较成熟的理论。其中应用最广泛的安全系数评价方法,需要解决两个问题:①如何定义并计算判断边坡稳定性的评价指标;②如何快速而准确找到边坡临界滑动面。针对后者,部分学者将数学上最优化理论应用到边坡工程中,如陈祖煜^[1]采用单形法和牛顿迭代法;李德林^[2]采用非线性规划法等。但在实际工程中,目标函数往往计算十分复杂,无显式表达式,优化变量间约束较多,数学方法对一些较复杂问题存在局限性。随着计算机技术的发展,智能优化算法在边坡临界滑面搜索领域成为热门,

蚁群算法、粒子群算法、模拟退火算法等相继引入到边坡工程中,如陈昌富等^[3]基于混沌扰动启发式算法分析土坡稳定;杨善统等^[4]将变异算子和二次序列规划引入粒子群算法中进行边坡滑面搜索;胡军等^[5]利用协调粒子群算法CPSO和BP神经网络对边坡的稳定性进行预测,这些方法均取得了较好的结果。

2006年,戴朝华等^[6-8]提出一种新型人工仿生算法——搜索者寻优算法(Seeker Optimization Algorithm, SOA),该算法与粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)原理十分相似,具有构造简单、收敛速度快等优点,但仍存在易陷入局部最优值的问题。

- *****
- [5] 高昂,张孟喜,朱华超,等. 循环荷载及静载下土工格室加筋路堤模型试验研究[J]. 岩土力学, 2016, 37(7): 1 921—1 928.
- [6] CHEN R H, CHIU Y M. Model Tests of Geocell Retaining Structures[J]. Geotextiles and Geomembranes, 2008, 26(1): 57—70.
- [7] CHEN R H, WU C P, HUANG F C, et al. Numerical Analysis of Geocell-Reinforced Retaining Structures [J]. Geotextiles and Geomembranes, 2013, 39(8): 51—62.
- [8] 屈战辉,谢永利,袁福发,等. 土工格室柔性挡墙极限主动土压力计算方法[J]. 交通运输工程学报, 2010, 10(1): 24—28.
- [9] 王启龙,杨晓华,晏长根. 路肩式土工格室柔性挡墙受力及变形分析[J]. 铁道科学与工程学报, 2017, 14(5): 980—987.
- [10] 段彦福,宋玲,刘杰,等. 地震作用下土工格栅加筋土边坡路堤动力分析[J]. 中外公路, 2019, 39(6): 1—5.
- [11] LESHCHINSKY D, LING H I, WANG J P, et al. Equivalent Seismic Coefficient in Geocell Retention Systems[J]. Geotextiles and Geomembranes, 2009, 27(1): 9—18.
- [12] 徐鹏,蒋关鲁,任世杰,等. 简谐波作用下加筋土挡墙动土压力模型试验研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2018, 37(S2): 4 283—4 289.
- [13] 高昂,张孟喜,刘芳,等. 分级循环荷载下土工格室加筋路堤模型试验研究[J]. 岩土力学, 2016, 37(8): 2 213—2 221.
- [14] 王家全,张亮亮,赖毅,等. 加筋土挡墙静动力学特性大模型试验研究[J]. 岩土力学, 2019, 40(2): 497—505.

收稿日期: 2022-07-07(修改稿)

作者简介: 周亮,男,硕士研究生. E-mail: zhouliang20210326@163.com

* 通信作者: 李刚,男,硕士,副教授. E-mail: Lwx928@sina.com

张连强等^[9]引入模拟退火算法思想改进 SOA 算法;屈迟文等^[10]对达到某一标准的种群进行动态自适应 t 分布变异操作;Lin 等^[11]引入反向学习策略,Guney 等^[12]提出回溯策略,均对 SOA 算法进行了一些改进。该文在原始 SOA 算法基础上,引入混沌策略提出改进搜索者寻优算法(Improved Seeker Optimization Algorithm, ISOA),进一步结合有限元应力代数和法,分别对多层土边坡、含软弱层土坡进行分析,计算结果显示了该算法的高效性与精确性,适于在工程领域应用。

1 ISOA 算法理论

1.1 SOA 算法的基本原理

SOA 算法借鉴了人类的社会经验,其原理^[6]是模拟人类寻找目标时的思维方式和行为习惯,该算法将一个可行解 $\vec{x}_i = (x_1, x_2, \dots, x_D)$ (D 为优化变量个数)作为搜索者 i 的位置,以若干搜索者组成的种群为单位,搜索者 i 通过 4 个行为:利己行为,利他行为,预动行为和不确定性推理行为,确定其前进的方向和步长,优化迭代就是种群不断向最佳位置聚集的过程。

1.1.1 搜索方向

利己方向 $\vec{d}_{i,1}$,搜索者 i 具有向自身历史上最佳状态 $\vec{p}_{i,best}$ 移动的趋势;利他方向 $\vec{d}_{i,2}$,搜索者 i 具有向种群历史上最佳状态 \vec{z}_{best} 移动的趋势;预动方向 $\vec{d}_{i,3}$,搜索者 i 可以根据过去行为产生的结果预测和指导未来行动,分别表示为:

$$\vec{d}_{i,1}(t) = \vec{p}_{i,best} - \vec{x}_i(t) \quad (1)$$

$$\vec{d}_{i,2}(t) = \vec{z}_{best} - \vec{x}_i(t) \quad (2)$$

$$\vec{d}_{i,3}(t) = \begin{cases} \vec{V}_i(t-1) & f(\vec{x}_i(t)) \leq f(\vec{x}_i(t-1)) \\ -\vec{V}_i(t-1) & f(\vec{x}_i(t)) > f(\vec{x}_i(t-1)) \end{cases} \quad (3)$$

搜索者 i 最终的移动趋势是以上 3 个方向的组合,SOA 算法中关心的只是方向矢量,因此用符号函数 $\text{sign}()$ 取正负号。

$$\vec{d}_i(t) = \text{sign}(\omega \vec{d}_{i,3} + c_1 \vec{d}_{i,1} + c_2 \vec{d}_{i,2}) \quad (4)$$

式(1)~(4)中: t 为当前迭代次数; $\vec{V}_i(t-1)$ 为上一阶段搜索者 i 前进的速度; f 为函数适应度; $d_{ij} \in \{-1, 0, 1\}$,若 $d_{ij} = 1$ 则表示搜索者 i 第 j 维沿着坐标轴正方向前进,若 $d_{ij} = -1$ 则表示搜索者 i 第 j 维沿

着坐标轴负方向前进,若 $d_{ij} = 0$ 则表示搜索者 i 第 j 维静止不动; ω 为惯性权值,随迭代次数递减; c_1 、 c_2 为学习因子,反映个体自我学习和社会学习能力。

1.1.2 搜索步长

SOA 算法采用模糊推理模拟人的智能搜索行为,确定搜索者移动的尺度大小即步长,用高斯隶属函数表示搜索步长与隶属度的关系:

$$u(\alpha) = \exp[-\alpha^2 / (2\delta^2)] \quad (5)$$

式中: u 为隶属度; α 为步长; δ 为隶属函数参数。

定义个体隶属度与其适应度(即目标函数值)降序排列后的序号成正比。

$$u_i = u_{\max} - \frac{s - I_i}{s - 1}(u_{\max} - u_{\min}), i = 1, 2, \dots, s \quad (6)$$

$$u_{ij} = \text{random}(u_i, 1), j = 1, 2, \dots, D \quad (7)$$

式中: I_i 为搜索者 i 按适应度降序排列后对应序号; u_i 为搜索者 i 对应函数值的隶属度, u_{ij} 为其第 j 维搜索空间目标函数值的隶属度; s 为种群规模;设定隶属度的上下限 $u_{\max} = 0.95$, $u_{\min} = 0.011$ 。

由式(5)隶属度反推步长:

$$\alpha_{ij} = \delta_{ij} \cdot \sqrt{-2 \ln(u_{ij})} \quad (8)$$

$$\vec{\delta}_i = \omega \cdot |\vec{x}_{\max} - \vec{x}_{\min}| \quad (9)$$

式中: δ_{ij} 为高斯隶属函数参数; x_{\max} 、 x_{\min} 分别为当前种群中的最大、最小适应度对应的搜索者位置。

1.1.3 更新位置

由式(4)、(8),更新搜索者 i 的速度和位置:

$$V_{ij}(t) = \alpha_{ij}(t) d_{ij}(t) \quad (10)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + V_{ij}(t) \quad (11)$$

1.2 引入混沌局部搜索策略的 ISOA

SOA 算法概念清晰明确,易于编程,且具有收敛速度快、鲁棒性好的优点。然而,在搜索前期个体移动步长大,不能进行局部搜索,后期个体聚集在一起, δ_{ij} 趋于 0,步长 α_{ij} 也趋于 0,种群停滞不前,为提高算法精度,该文引入混沌策略改进。

混沌是介于完全混乱与有序之间的一种状态,是既定的随机遍历。混沌变量^[13]是在一定范围内取得初值后,根据迭代公式得到的一组随机序列,常见的 Logistic 序列,映射公式为:

$$Z: z_{k+1} = \mu z_k (1 - z_k), k = 0, 1, \dots \quad (12)$$

式中: Z 为混沌变量; z_k 为 Z 一次取值; μ 为控制参数。

混沌变量具有以下重要性质:

(1) 随机性:混沌变量看似随机,表现出随机特征。

(2) 初值敏感性:初值 z_0 不同,由式(12)产生的混沌序列完全不同。

(3) 有界性:混沌变量的取值是有范围的。

(4) 遍历性:若参数选取合适,混沌变量能取遍其范围内的每一个值且不会重复。

(5) 规律性:混沌变量由确定的迭代公式产生。

对于优化问题 $\min f(x)$,混沌算法(Chaos Optimization)^[13]首先将混沌变量 Z 映射到搜索域 (x_{\min}, x_{\max}) 内:

$$x_i^k = x_{i,\min} + (x_{i,\max} - x_{i,\min})z_i^k, i=1,2,\dots,n \quad (13)$$

式中: n 为 x 的维数, $(x_{i,\min}, x_{i,\max})$ 为第 i 维 x_i 的上下界。

计算 $f(x^k)$ 对 x^k 进行评价,若其结果好于给定初始解 x^0 则接受 x^k ,以 x^k 替代 x^0 ,否则令 $k=k+1$,计算下一个点,直到达到一定精度或最大迭代次数。由于混沌变量的遍历性,当 k 取值次数足够大时, x^k ($k=1,2,\dots$) 在 (x_{\min}, x_{\max}) 内遍历。

混沌算法由于其随机性和遍历性适合与其他算法结合,主要有两种方式:一种是用混沌序列替换原算法中的某些参数^[14],直接增强全局搜索能力;另一种是对原算法搜索到的解再进行混沌局部搜索^[15],间接增强算法的局部搜索能力。由于参数调整对算法的提升效果有限,该文采用第二种方式对搜索者优化算法改进,当 SOA 算法一次迭代结束时,在种群当前最佳个体 \vec{g}_{best} 位置附近先进行一次混沌搜索,既增强算法当前局部搜索能力,而混沌搜索贯穿 SOA 整个迭代过程,也增强了算法的全局搜索能力。

将 Z 映射为以 \vec{g}_{best} 为中心; r 为半径的区域内的可行解 Y ,若 Y 中存在比 \vec{g}_{best} 更优的解则将其替换为 \vec{g}_{best} ,其中 r 用以控制局部混沌搜索范围,随迭代次数增加而递减:

$$Z \rightarrow Y: Y = \vec{g}_{\text{best}} + 2r(Z - 0.5) \quad (14)$$

$$r = [r_{\max} - (r_{\max} - r_{\min})t/t_{\max}](b_{\max} - b_{\min}) \quad (15)$$

式中: \vec{g}_{best} 为种群当前最优搜索者的位置; r_{\max} 、 r_{\min} 为控制 r 的参数,可取 $r_{\max} = 0.5$, $r_{\min} = 0.005$; (b_{\min}, b_{\max}) 为优化变量 x 的边界。

此外,智能群体算法均要求种群初始解尽量分布均匀于其定义域中,考虑到混沌变量的遍历性,可通过混沌序列生成初始种群:

$$Z_0 \rightarrow X_0: X_0 = b_{\min} + (b_{\max} - b_{\min})Z_0 \quad (16)$$

1.3 ISOA 算法流程

ISOA 算法流程如图 1 所示。

Step1: $t=1$, 初始化,生成混沌序列 Z_0 并由式(16)映射到 (b_{\min}, b_{\max}) 内,生成 s 个搜索者 $\vec{x}_i = (x_1,$

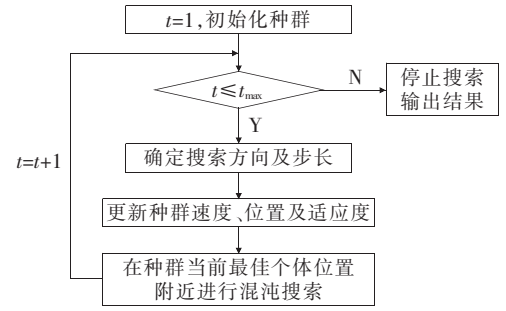


图 1 ISOA 流程图

x_2, \dots, x_D) 组成初始种群 X_0 , 并计算个体 i 的适应度 F_i , 记录个体历史最佳位置 $\vec{p}_{i,\text{best}}$, 种群历史最佳位置 \vec{z}_{best} 及种群当前最佳位置 \vec{g}_{best} ($i=1,2,\dots,s$)。

Step2: 执行搜索策略, 由式(4)、(8)计算个体 i 在每一维 j 上的搜索方向 $\alpha_{ij}(t)$ 及前进步长 $d_{ij}(t)$ ($i=1,2,\dots,s, j=1,2,\dots,D$)。

Step3: 更新种群位置, 由式(10)、(11)更新个体 i 的速度 $\vec{V}_i(t)$ 与位置 $\vec{x}_i(t+1)$, 并更新 $F_i, \vec{p}_{i,\text{best}}, \vec{z}_{\text{best}}, \vec{g}_{\text{best}}$ ($i=1,2,\dots,s$)。

Step4: 混沌搜索, 生成混沌序列 Z 并由式(14)映射到 \vec{g}_{best} 附近形成 Y , 计算适应度, 若 Y 中存在较 \vec{g}_{best} 更优的个体, 则替换为当前 \vec{g}_{best} 。

Step5: $t=t+1$, 若 $t > t_{\max}$, 停止搜索, 输出结果; 否则返回 Step2。

2 数值仿真试验

为验证 ISOA 算法在函数优化中的良好性能, 该文参考文献[4]、[5]、[15]与[16]选取了表 1 中 7 个基准函数分别对 ISOA、SOA 算法进行测试, 其中 F_1 、 F_2 、 F_3 为单峰函数, F_4 、 F_5 与 F_6 为多峰函数。这 7 个函数的全局最小值均为 0, 除 F_2 外极小值点都在 $x=0$ 处, F_2 的极小值点 $x=(1,1,\dots,1)$, 测试函数维数 $n=30$ 。

SOA 与 ISOA 算法参数设置相同, 种群规模 $s=30$ ^[7], 最大迭代次数应尽量取较大的值, 使迭代最终处于较稳定的状态, 可取 $t_{\max}=1\,000$, 惯性权值 ω 线性递减(0.9→0.1), 学习因子 $c_1=c_2=0.5$, ISOA 中混沌搜索次数 k 取 30。每个函数用 SOA 与 ISOA 两种算法各独立计算 30 次, 统计 30 次寻优结果的最大值、最小值、均值及标准差记录于表 2 中。图 2 为函数某一次计算的优化过程曲线。

表1 基准测试函数

测试函数(维数 $n=30$)	(b_{\min}, b_{\max})
$F_1 = \sum_{i=1}^n x_i^2$	$(-100, 100)$
$F_2 = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	$(-30, 30)$
$F_3 = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + \text{random}(0, 1)$	$(-1.28, 1.28)$
$F_4 = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$	$(-5.12, 5.12)$
$F_5 = \sum_{i=1}^{n-1} \frac{x_i^2}{4\,000} - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	$(-600, 600)$
$F_6 = -20\exp\left(-0.2\sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2/n}\right) - \exp\left[\sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)/n\right] + 20 + e$	$(-32, 32)$
$F_7 = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^i x_j\right)^2$	$(-100, 100)$

从表2中均值一栏看出:ISOA算法的精度是数量级的提升,如函数 F_1 的均值从 10^{-4} 降到 10^{-40} , F_6 的均值从 10^{-7} 降到 10^{-15} ;从标准差一栏看,ISOA算法的稳定性十分良好。从图2可以看出:ISOA算法的优化效率也比SOA高,如函数 F_2 ,ISOA约在第200次迭代就已经达到SOA算法约第400次迭代的精度,函数 F_6 ,ISOA约在第400次迭代就已经达到SOA算法约第700次迭代的精度,这表明达到相同精度时ISOA算法所需迭代次数更少,因此ISOA寻优效率更高。

3 基于ISOA的边坡临界滑面搜索

边坡安全系数求解方法有极限平衡法、有限元强度折减法等。其中有限元应力代数法和法^[17-18]基于有

表2 测试函数寻优结果

函数	算法	均值	最大值	最小值	标准差
F_1	SOA	$2.809\,4\times10^{-4}$	0.004 8	$1.493\,6\times10^{-16}$	$9.552\,4\times10^{-4}$
	ISOA	$4.414\,1\times10^{-40}$	$9.808\,9\times10^{-39}$	$1.173\,7\times10^{-46}$	$1.799\,1\times10^{-39}$
F_2	SOA	28.225 0	28.779 7	27.470 4	0.256 3
	ISOA	8.731 9	10.361 9	1.703 6	1.685 6
F_3	SOA	$5.676\,3\times10^{-4}$	0.001 5	$7.749\,9\times10^{-5}$	$4.081\,0\times10^{-4}$
	ISOA	$7.044\,0\times10^{-4}$	0.001 6	$7.198\,0\times10^{-4}$	$3.608\,4\times10^{-4}$
F_4	SOA	1.795 7	5.514 3	$1.766\,3\times10^{-9}$	1.557 6
	ISOA	$3.552\,7\times10^{-16}$	$5.329\,1\times10^{-15}$	0	$1.084\,0\times10^{-15}$
F_5	SOA	$9.377\,4\times10^{-5}$	0.010 7	0	0.002 8
	ISOA	0	0	0	0
F_6	SOA	$2.583\,4\times10^{-7}$	$5.505\,17\times10^{-6}$	$2.158\,7\times10^{-11}$	$9.358\,6\times10^{-7}$
	ISOA	$3.848\,8\times10^{-15}$	$4.440\,9\times10^{-15}$	$8.881\,8\times10^{-16}$	$9.013\,5\times10^{-16}$
F_7	SOA	10.548 0	40.018 1	0.334 6	11.556 9
	ISOA	$6.606\,6\times10^{-6}$	$7.424\,1\times10^{-5}$	$3.832\,6\times10^{-11}$	$1.468\,9\times10^{-5}$

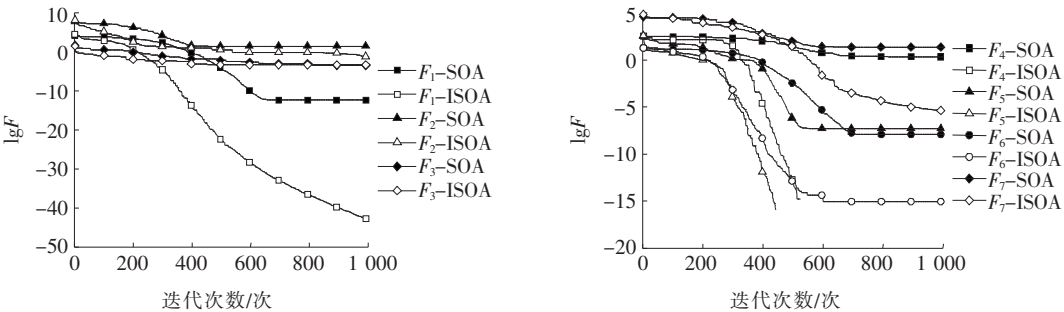


图2 测试函数优化过程曲线

限元数值计算结果,定义安全系数为抗剪强度 τ_f 沿滑裂面 l 积分与真实剪应力 τ 沿滑裂面 l 积分之比,该法满足应力—应变协调关系,相比有限元强度折减法计算简洁,只需进行一次有限元计算,易于编程实现,该文采用有限元应力代数和法计算边坡安全系数:

$$F_s(l) = \frac{\int_l \tau_f dl}{\int_l \tau dl} = \frac{\int_l (\sigma_n \tan \varphi + c) dl}{\int_l \tau dl} \quad (17)$$

式中: l 为某一滑裂面曲线; τ 、 τ_f 为滑裂面上一点沿切向方向的剪应力与抗剪强度; σ_n 为该点滑裂面法向的正应力; c 、 φ 为土层黏聚力与内摩擦角。

式(17)直接积分困难,一般采用分段求和计算。

将曲线滑裂面 l 近似离散为 n 个控制点连成的折线(图 3、4),则边坡临界滑裂面的搜索即为函数 $F_s = f(x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_n, y_n)$ 寻优问题。直接以控制点的坐标 $(x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_n, y_n)$ 作为优化变量,自由度有 $2n$ 个,同时在搜索过程中会产生大量无效的滑裂面,会降低搜索效率,若 x_1, x_2, \dots, x_n 间距相等, y_1, y_n 由坡面函数确定,优化变量为 $(x_1, x_n, y_2, y_3, \dots, y_{n-1})$,自由度只有 n 个。

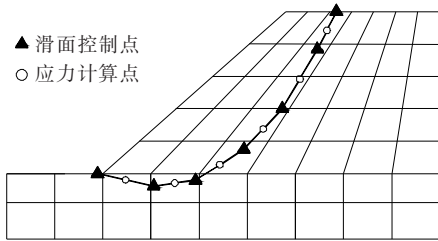


图 3 应力代数和法计算安全系数

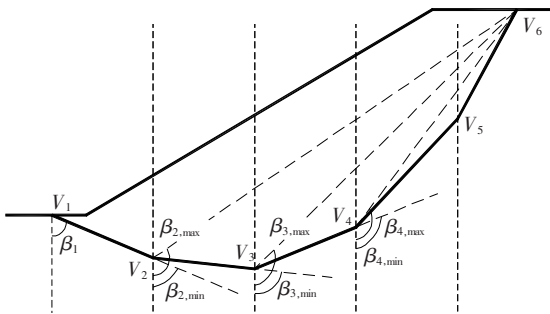


图 4 滑裂面示意图

以坡角为原点,水平向为横轴,竖向为纵轴建立直角坐标系,有:

$$\begin{cases} x_i = x_1 + \frac{i-1}{n-1}(x_n - x_1) \\ y_i = y_{i-1} - (x_i - x_{i-1}) \cot \beta_{i-1} \end{cases} \quad i = 2, 3, \dots, n-1 \quad (18)$$

可以看出 y_i 与 β_{i-1} ($i = 2, 3, \dots, n-1$) 是一一对应的关系,故该滑裂面也可用 n 个变量 $(x_1, x_n, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{n-2})$ 唯一描述,且各变量间存在如下约束:

$$\begin{aligned} x_{1, \min} &\leq x_1 \leq x_{1, \max} \\ x_{n, \min} &\leq x_n \leq x_{n, \max} \\ \beta_{1, \min} &\leq \beta_1 \leq \beta_{1, \max} \\ \beta_{i, \min} &\leq \beta_i \leq \beta_{i, \max}, i = 1, 2, \dots, n-2 \end{aligned} \quad (19)$$

式中: $[x_{1, \min}, x_{1, \max}]$ 为滑出点范围, $[x_{n, \min}, x_{n, \max}]$ 为滑入点范围, $[\beta_{1, \min}, \beta_{1, \max}]$ 为滑出角范围,均为给定条件,且:

$$\beta_{i, \min} = \beta_{i-1}, \beta_{i, \max} = \operatorname{arccot} \left(\frac{y_n - y_i}{x_i - x_n} \right) \quad (i = 2, 3, \dots, n-2)$$

问题即转化为函数 $F_s = f(x_1, x_n, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{n-2})$ 带约束式(19)的寻优计算。

由式(17)、(19)可知:有限元应力代数和法中安全系数计算式无显式表达式,优化变量约束太多且相互关联,采用 ISOA 法求解时,以某一滑裂面为搜索者 i 的位置为优化变量即 $\vec{x}_i = (x_1, x_n, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{n-2})$,大量滑裂面组成种群,再以前文所述步骤进行迭代计算。

4 算例分析

为验证 ISOA 算法在边坡工程中的适用性,将 ISOA 算法运用到边坡临界滑裂面搜索中。通过两道澳大利亚计算机协会(ACADS)考核题^[1],对比 ISOA 与 SOA 两种算法的计算过程与结果。有限元计算采用 Abaqus 软件,其中土体采用理想弹塑性本构模型、摩尔库仑屈服准则和非关联流动法则,模型边界条件为底部固定,两边水平方向固定。利用 Matlab 程序提取有限元计算结果,采用自编 Matlab 程序搜索边坡临界滑裂面。SOA 与 ISOA 算法参数设置相同,种群规模 $s = 25$,最大迭代次数 $t_{\max} = 400$,惯性权值 ω 线性递减(0.9→0.1),学习因子 $c_1 = c_2 = 0.5$,ISOA 中混沌搜索次数 k 取 20。

算例 1 为多层土坡,安全系数推荐为 1.39,滑出点 x_1 范围为 $[11, 15.5]$,滑入点 x_n 范围为 $[34.5, 40]$,滑出角 β_1 范围为 $[30^\circ, 90^\circ]$,滑面控制点 10 个;算例 2 为含软弱层土坡,地下水位位于软弱层底部,地下水位以上孔压为零,安全系数推荐为 1.26,滑出点 x_1 范围为 $[17, 23.5]$,滑入点 x_n 范围为 $[47.5, 54]$,滑出角 β_1 范围为 $[20^\circ, 90^\circ]$,滑面控制点 12 个。边坡材料参数及几何模型见表 3 与图 5。

表 3 ACADS 考核题 1(c)与 3(a)土层参数

考题	土层	$c/$ kPa	$\varphi/$ ($^{\circ}$)	$\gamma/$ ($\text{kN} \cdot \text{m}^{-3}$)	$E/$ MPa	ν
1(c)	1	0	38	19.5	10	0.25
	2	5.3	23	19.5	10	0.25
	3	7.2	20	19.5	10	0.25
3(a)	1	28.5	20	18.84	6.0	0.25
	2	0	10	18.84	0.2	0.25

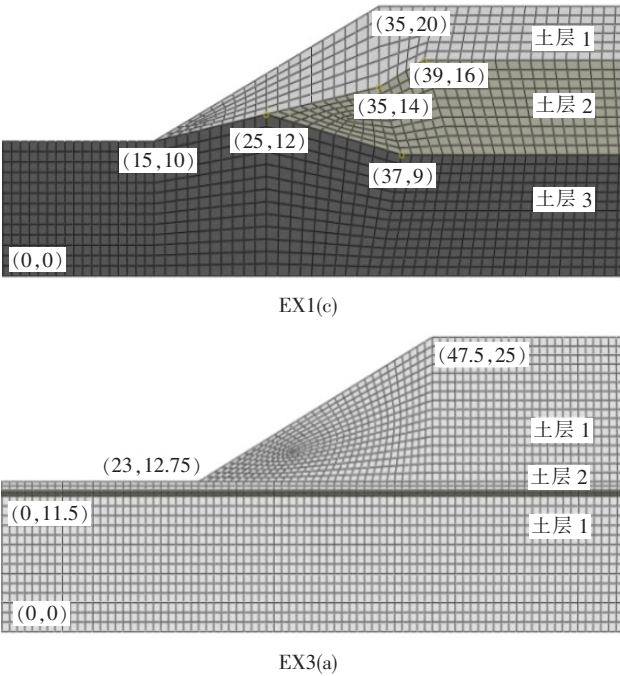


图 5 ACADS 考核题 EX1(c)与 EX3(a)

表 4 记录了各种方法计算安全系数结果,图 6 为两种算法(SOA、ISOA)搜索的临界滑裂面。

表 4 EX1(c)与 EX3(a)计算结果

方法	EX1(c)		EX3(a)	
	安全系数	误差/ %	安全系数	误差/ %
简化 Bishop 法	1.404	1.007	1.260	0
Morgenstern-Price 法	1.381	-0.647	1.256	-0.317
有限元强度折减法	1.395	0.259	1.272	0.952
有限元应力 SOA	1.392 2	0.158	1.262 3	0.183
代数法和 ISOA	1.380 5	-0.683	1.260 8	0.063
推荐值	1.39	0	1.26	0

从表 4 可以看出:在非均匀土坡中,各类极限平衡条分法的结果差异较大,相比之下有限元法计算的结果更可靠,安全系数误差在 1% 以内;其中两种寻优算法得到的安全系数和临界滑裂面位置均与极限平衡法

的结果基本一致,且 EX3(a)均通过了软弱夹层。图 7 为两种算法中安全系数迭代过程曲线,从安全系数效果看,由于采用的安全系数计算方法、滑面形式等不同,该文的两种算法结果与参考值存在误差但不大,均达到了理想的结果,若从求最小值效果来看,ISOA 算法的结果要优于 SOA 算法,且达到相同精度时 ISOA

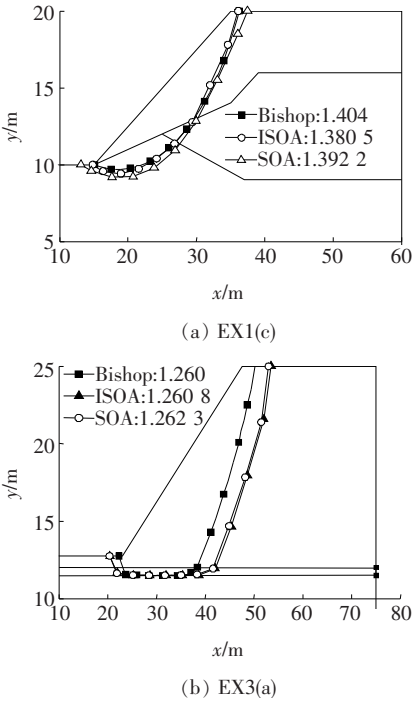


图 6 临界滑动面比较

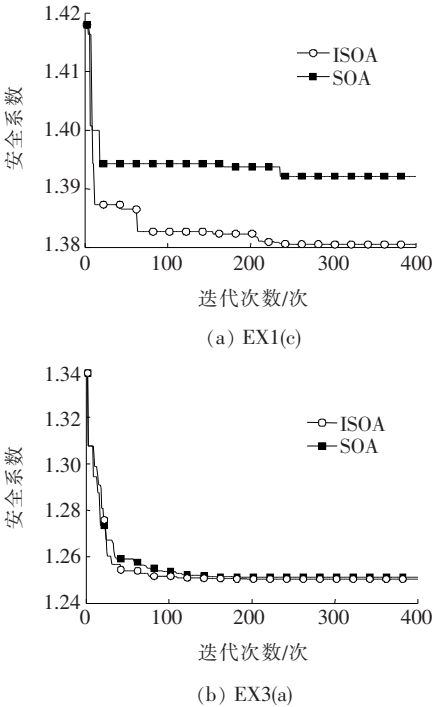


图 7 安全系数迭代过程曲线

算法所需迭代次数更少,搜索效率更高。

5 结 论

该文基于改进搜索者寻优算法寻找边坡临界滑动面,并结合有限元应力代数和法分析边坡稳定性,得出如下结论:

(1) 基于 ISOA 的有限元应力代数和法与极限平衡法的计算安全系数误差较小,临界滑动面位置基本一致。有限元应力代数和法中安全系数无具体表达式,计算量大,且边坡工程中优化变量约束多,一般的优化方法不适用,智能优化方法则能很好地适应,因此将有限元计算结果与智能优化方法结合分析边坡稳定性是可行的。

(2) 将混沌算法与 SOA 算法结合,可以克服单一算法的局限,ISOA 精度、稳定性和效率都有极大的提高。ISOA 算法在非均匀和含软弱层土坡临界滑面搜索中均取得了较好的结果,该算法非常适合于隐式目标函数,优化变量间相互关联、约束较多等状况的寻优计算,未来在工程领域优化分析中的应用前景将十分广阔。

参考文献:

- [1] 陈祖煜. 土质边坡稳定分析——原理·方法·程序[M]. 北京:中国水利水电出版社,2003.
- [2] 李德林. 基于非线性规划法的边坡局部滑动面优化[J]. 中外公路,2016,36(4):59—63.
- [3] 陈昌富,龚晓南. 混沌扰动启发式蚁群算法及其在边坡非圆弧临界滑动面搜索中的应用[J]. 岩石力学与工程学报,2004,23(20):2 450—2 453.
- [4] 杨善统,姜清辉,尹涛,等. 边坡临界滑面搜索的改进粒子群优化算法[J]. 岩土工程学报,2015,37(8):1 411—1 417.
- [5] 胡军,董建华,王凯凯,等. 边坡稳定性的 CPSO-BP 模型研究[J]. 岩土力学,2016,37(S1):577—582.
- [6] DAI Chaohua, ZHU Yunfang, CHEN Weirong. Seeker Optimization Algorithm[C]. Proceeding of 2006 International Conference Computational Intelligence and Security, Guangzhou: IEEE Press, 2006:225—229.
- [7] 戴朝华. 搜寻者优化算法及其应用研究[D]. 成都:西南交通大学,2008.
- [8] DAI Chaohua, CHEN Weirong, SONG Yonghua, et al. Seeker Optimization Algorithm: A Novel Stochastic Search Algorithm for Global Numerical Optimization[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics (English Edition), 2010, 21(2):300—311.
- [9] 张连强,王东风. 基于改进人群搜索算法的 PID 参数优化[J]. 计算机工程与设计,2016,37(12):3 389—3 393.
- [10] 屈迟文,傅彦铭,潘大胜,等. 基于动态自适应 t 分布变异的人群搜索算法[J]. 数学的实践与认识,2017, 47(12):204—213.
- [11] LIN J, CHEN C. Parameter Estimation of Chaotic Systems by an Oppositional Seeker Optimization Algorithm[J]. Nonlinear Dynamics, 2014, 76(1):509—517.
- [12] GUNEY K, DURMUS A. Pattern Nulling of Linear Antenna Arrays Using Backtracking Search Optimization Algorithm[J]. International Journal of Antennas and Propagation, 2015:1—10.
- [13] COELHO L D S, HERRERA B M. Fuzzy Identification Based on a Chaotic Particle Swarm Optimization Approach Applied to a Nonlinear Yo-yo Motion System[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2007, 54(6):3 234—3 245.
- [14] 谭跃. 具有混沌局部搜索策略的粒子群优化算法研究[D]. 长沙:中南大学,2013.
- [15] 蒋建国,谭雅,董立明,等. 改进的万有引力搜索算法在边坡稳定分析中的应用[J]. 岩土工程学报,2016, 38(3):419—425.
- [16] 苗晓燕,陈昌富. 基于 B 样条曲线逼近的边坡临界滑动面的混合启发式搜索算法[J]. 中外公路,2019, 39(5): 20—25.
- [17] 邵龙潭,李红军. 土工结构稳定分析——有限元极限平衡法及其应用[M]. 北京:科学出版社,2011.
- [18] LIU S Y, SHAO L T, LI H J. Slope Stability Analysis Using the Limit Equilibrium Method and Two Finite Element Methods[J]. Computers and Geotechnics, 2015, 63:291—298.