

差异演化算法用于单桩承载力指数曲线模型优化

许小健, 钱德玲, 黄小平

(合肥工业大学土木与水利工程学院, 安徽 合肥 230009)

摘要: 预测挤扩支盘桩单桩极限承载力的指数曲线模型, 其函数表达式是一个复杂非线性方程, 采用传统的优化方法对模型参数进行回归处理往往因为计算复杂和人为因素的影响, 使得预测结果带有较大的误差。为此, 利用混沌 (Chaos) 的遍历性产生初始群体, 并自适应地调整缩放因子和选取差异演化模式, 对差异演化 (DE) 算法进行改进, 提出自适应加速差异演化 (AADE) 算法, 并将其用于指数曲线模型参数和理论极限承载力优化中。结合工程实例, 对挤扩支盘桩静载荷试验实测数据进行拟合计算与分析, 结果表明: 与其他方法相比, AADE 算法能够更好地拟合实测数据和有效地预测单桩极限承载力, 且 AADE 算法具有求解速度快、计算精度高、算法控制参数设置简便、通用性强等优点。

关键词: 极限承载力; 指数曲线模型; 差异演化算法; 参数优化; 挤扩支盘桩

中图分类号: TU473.1

文献标识码: A

文章编号: 1000-4548(2009)02-0265-06

作者简介: 许小健(1984-), 男, 安徽芜湖人, 硕士研究生, 从事智能算法及其工程应用研究。E-mail: xuxiaojian@foxmail.com。

Application of differential evolution to optimize exponential curve model of ultimate bearing capacity of single pile

XU Xiao-jian, QIAN De-ling, HUANG Xiao-ping

(School of Civil and Hydraulic Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: The expression of exponential curve model which is used to forecast the ultimate bearing capacity of single squeezed branch pile is a complicate and nonlinear function. The predicted results of traditional optimization methods for the parameter regression of the exponential curve model are often obtained with a great deviation because of computational complexity and artificial factors. Therefore, the adaptive accelerating differential evolution (AADE) improved by chaos initialization and adaptive adjustment of the scale factor and differential evolution strategy generation by generation is proposed, and then it is used to solve the nonlinear optimization of the model parameters and theoretical ultimate bearing capacity. Fitting calculation and analysis of measured data which is from the static load tests on squeezed branch piles is displayed. The results show that: compared with other methods, the AADE fits the measured data better and predicts the single pile ultimate bearing capacity effectively, and furthermore, it has many good properties such as fast computing speed, high accuracy, easy control variables setting, high universality, etc.

Key words: ultimate bearing capacity; exponential curve model; differential evolution; parameter optimization; squeezed branch pile

0 引言

正确合理地确定单桩竖向极限承载力关系到整个桩基工程的经济、安全与正常使用。目前, 确定单桩竖向极限承载力的众多方法中最直观、最可靠的方法仍然是静载荷试验法。但由于静载荷试验要耗费大量的试桩费用和时间以及受试验终止条件等限制, 在工程实践中往往未能将试桩压至破坏, 从而给单桩竖向极限承载力的评价和确定增加了困难。因此, 如何利用所得不完整的实测数据合理地预测桩的极限承载

力, 有着重大的意义^[1-3]。对此, 国内外学者提出了多种基于曲线模型的预测方法, 如双曲线模型、调整双曲线模型、指数曲线模型^[2-5]等。

对于挤扩支盘桩, 由于其单桩承载力较大, 静载荷试验难以达到极限状态, 采用 $s\text{-}lgt$ 或 $s\text{-}lgQ$ 曲线模型难以判定单桩极限承载力^[6-8]。文献[7, 8]运用荷兰学者 Van Der Veen 提出的指数曲线模型比较好地预

测了单桩极限承载力。但是由于指数曲线模型是一个复杂的非线性方程,其模型求解问题可以转化为非线性多峰函数的极小值问题。然而,非线性多峰函数的优化问题是一个非常困难的问题。传统的优化方法,如梯度法和牛顿法等,拟合回归结果明显依赖于初始点的选择,难以获得全局最优解。进化算法(如遗传算法、差异演化算法等)通过模拟生物遗传和进化过程,利用目标函数指导搜索,搜索结果不依赖于初始点的选择,对求解全局最优解有很强的鲁棒性。

差异演化(Differential evolution, DE)算法是由 Rainer Storn 和 Kenneth Price 于 1995 年共同提出的一种采用实数矢量编码在连续空间中进行随机搜索的优化算法^[9]。由于其原理简单,受控参数少,易于理解和实现,实施随机、并行、直接的全局搜索,对于连续变量的函数优化,DE 算法在首届 IEEE 演化计算竞赛中表现突出,已成为进化算法(EA)的一个重要分支^[9-10]。基于此,本文对差异演化算法进行改进,提出自适应加速差异演化算法(Adaptive accelerating differential evolution, AADE),并将其用于单桩极限承载力指数曲线模型参数和理论极限承载力优化中,同时,将 AADE 算法计算所得结果与遗传算法(Genetic algorithm, GA)计算所得结果进行了比较。结果表明,用差异演化算法进行参数优化的精度要高于用遗传算法进行参数优化的精度,它可以比较快地得到待优化参数的精确解。

1 指数曲线模型

荷兰学者 Van Der Veen 提出的指数曲线模型函数表达式为^[5-8]

$$Q = Q_u (1 - Ae^{-Bs}) \quad (1)$$

式中, Q 为试验荷载(kN), s 为与 Q 相应的稳定沉降(mm), Q_u 为当 $s \rightarrow \infty$ 时的理论极限承载力(kN), A 、 B 为待定参数。这样,共有 3 个未确定参数。文献[7, 8]的做法是先对式(1)进行变换得到

$$s = -\ln(1 - Q/Q_u)/B + \ln(A)/B \quad (2)$$

令 $a = -1/B$, $b = \ln(A)/B$, 则式(2)可简化为

$$s = a \ln(1 - Q/Q_u) + b \quad (3)$$

假定不同的理论极限承载力 Q_u , 根据试验资料,运用最小二乘法对式(3)进行回归分析求解出 a 、 b 值,再换算出 A 、 B 值,从而确定模型的参数,继而结合实测曲线判定单桩极限承载力。这种方法虽然原理简单,但计算过程需要假定不同的理论极限承载力 Q_u 来求解模型参数,故模型精度受人为因素影响较大,且计算量大、方法通用性差,往往得到的不是全局最优解。为此,基于求解精度考虑,本文提出了基于

AADE 的指数曲线模型优化方法。

设试桩试验分 h 级加载, Q_l 、 s_l 分别为第 l 级试验荷载及相应的稳定沉降,则可根据单桩的 h 对试桩实测数据序列 $\{Q_l, s_l\}$,以残差平方和函数构造最优目标函数为

$$\min f(A, B, Q_u) = \sum_{l=1}^h (Q_l - Q_u (1 - Ae^{-Bs_l}))^2 \quad (4)$$

当式(4)取最小值时对应的一组 A 、 B 、 Q_u 即为所求最优解。显然,差异演化算法则可较容易的求解这一非线性优化模型。

2 自适应加速差异演化算法

2.1 DE 算法及其实施步骤

DE 算法的基本思想是对种群中的每个个体,从当前种群中随机选择 3 个点,以其中 1 个点为基础、另 2 个点为参照做一个扰动,所得点与个体交叉后进行“自然选择”,保留较优者,实现种群的进化。

考虑全局优化问题

$$\min f = (x_1, x_2, \dots, x_D)$$

$$\text{s.t. } \underline{x}_{\min} \leq \underline{x}_m \leq \underline{x}_{\max} \quad (m=1, 2, \dots, D) \quad (5)$$

式中, $\underline{x}_{\min}$ 、 $\underline{x}_{\max}$ 分别为变化区间的下上限, D 为变量个数。则 DE 算法中种群个体可以用 D 维矢量 $\underline{x} = [x_1, x_2, \dots, x_D]$ 表示。设 $\underline{x}_{i,G}$ ($i=1, 2, \dots, N_p$) 是第 G 代的第 i 个个体,这些 N_p 个体组成了第 G 代的种群。

DE 算法求解步骤如下:

(1) 初始化

由具体问题给定的变量初始寻优区间 $[\underline{x}_{\min}, \underline{x}_{\max}]$, 利用如下线性变换:

$$\underline{x}_{i,G} = \underline{x}_{\min} + \text{rand}(D)(\underline{x}_{\max} - \underline{x}_{\min}) \quad (6)$$

随机生成含有 N_p 个个体的种群。其中 $\text{rand}(D)$ 为 D 维的 $[0,1]$ 区间上的随机数。

(2) 变异操作

对种群中的每个目标向量 $\underline{x}_{i,G}$, 随机生成 3 个互不相同且与目标向量序号 i 也不相同的随机整数 $r_1, r_2, r_3 \in \{1, 2, \dots, N_p\}$, 产生扰动向量

$$\underline{v}_{i,G+1} = \underline{x}_{r_1,G} + F(\underline{x}_{r_2,G} - \underline{x}_{r_3,G}) \quad (7)$$

其中, $F \in [0,2]$ 为缩放因子,它控制着矢量偏差 $(\underline{x}_{r_2,G} - \underline{x}_{r_3,G})$ 的幅值。

(3) 交叉操作

为了增加种群的多样性,将目标向量与式(7)产生的扰动向量按照如下规则交叉,生成新的试验向量

$$\underline{u}_{i,G+1} = \begin{cases} \underline{v}_{ji,G+1} & \text{randj}(0,1) \leq CR \mid j = \text{randi}(1,D) \\ \underline{x}_{ji,G} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

式中, $\text{randj}(0,1) \in [0,1]$ 为向量第 j 个分量对应的随机数, $CR \in [0,1]$ 为事先确定的交叉概率, $\text{randi}(1,D)$ 为第

i 个向量对应的系数, 一般是从序列 $[1,2,\dots,D]$ 中随机选择的一个整数, 用来确保 $\underline{u}_{i,G+1}$ 至少获得一个参数。

(4) 选择操作

将经过上述交叉操作产生的试验向量 $\underline{u}_{i,G+1}$ 代入式(5), 计算出其对应的目标函数值, 并将之与当前种群中的目标向量 $\underline{x}_{i,G}$ 对应的目标函数值进行比较。如果 $\underline{u}_{i,G+1}$ 对应的目标函数要小, 那么选择向量 $\underline{u}_{i,G+1}$, 反之保留向量 $\underline{x}_{i,G}$ 。

(5) 收敛判断

当算法运行达到预定进化代数 $G_{\max}$ 或目标函数值 VTR 小于某一设定值, 也即达到设定的精度时, 结束整个算法的运行, 并把当前种群中具有最小目标函数值的个体作为最优解; 否则, 转入步骤(2)。

综上, 与GA相比较, DE算法主要有下述特点:

①传统GA采用二进制编码, 而DE算法采取实数编码; ②在GA中通过两个父代个体的交叉产生两个子个体, 而在DE算法中通过第 i 个个体和三个随机选取的父代个体共同产生子代个体; ③在GA中需通过目标函数的转换实现非负适应度的定义, 并以此作为评价个体优劣的标准, 而DE算法直接以目标函数值评价个体的优劣; ④在GA中子代个体以一定的概率取代父代个体, 而在DE算法中新产生的子个体只有当它比种群中的个体优良时才替换种群中的个体。

考虑到基本差异演化算法在实际应用中的一些局限性, 本文做了如下改进。

2.2 混沌分散的群体初始化

DE算法随机产生的初始群体有相当大一部分个体是远离最优解的, 个体的质量不能保证, 且随机产生的初始群体不能均匀地分布在解空间内。因此, 限制了算法的求解效率。利用混沌的遍历性进行全局搜索, 再对搜索结果进行排序选择, 将会有助于求解效率的提高与解的质量的改善。常用的混沌模型是一维Logistic映射, 其迭代公式为

$$y_{k+1} = \mu y_k (1 - y_k) \quad (k = 0, 1, 2, \dots) \quad (9)$$

式中, k 为迭代的次数, μ 为控制系统混沌行为的参数, 当 μ 值确定后, 由任意初始值 $y_0 \in [0, 1]$, 可迭代出一个确定的时间序列 $y_1, y_2, \dots, y_k$ 。当 $\mu=4$ 时, 系统没有稳定解, 是 $[0, 1]$ 区间的满映射, 呈现出完全的混沌状态。

随机产生一个 D 维每个分量数值在 $0 \sim 1$ 之间的向量 $\underline{y}_0 = (y_{01}, y_{02}, \dots, y_{0D})$, 根据式(9)产生 N 个不同轨迹的混沌向量 $\underline{y}_s = (y_{s1}, y_{s2}, \dots, y_{sD})$, $s = 1, 2, \dots, N$ ($N \geq 400$, $N \geq N_p$)。将 $\underline{y}_s$ 的各分量 $y_{s1}, y_{s2}, \dots, y_{sD}$ 载波到优化变量的取值范围: $\underline{x}_s = \underline{x}_{\min} + \underline{y}_s (\underline{x}_{\max} - \underline{x}_{\min})$ 。计算目标函数值, 从 N 个初始种群的个体中选择性能较好的 N_p 个解做为初始解。

2.3 自适应调整缩放因子

通常, DE算法的控制参数设置为: N_p 取 $5D \sim 10D$, $CR \in [0, 1]$, $F \in [0, 2]$ 。其中, 缩放因子 F 用于控制差异向量的缩放程度。它的取值在很大程度上影响着演化过程的收敛性及收敛速度。DE算法通常采用固定的缩放因子 F , 这涉及到群体差异度减小的速度问题。然而对于不同的问题需要有不同的值, 对 F 的调整需要一定的经验。文献[11]通过研究发现, 一般情况下, F 的最佳取值范围可设为 $[0.2, 0.9]$ 。优化问题含有10个以上设计变量时, F 的最佳取值范围为 $[0.2, 0.6]$ 。为减少用户的参与程度, 需要降低 F 的影响。因此, 本文提出一种相对较为简易的自适应调整缩放因子 F 的方案, 动态调整第 G 代的缩放因子

$$\left. \begin{aligned} F_G &= F_{\min} + \text{rand}(0, 1) \cdot (F_{\max} - F_{\min}) \\ F_{\min} &= 0.2 \\ F_{\max} &= \begin{cases} 0.9 & (D < 10) \\ 0.6 & (D \geq 10) \end{cases} \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

式中, $\text{rand}(0, 1)$ 为取 $0 \sim 1$ 之间的随机数。

2.4 自适应选取差异演化模式

按照变异操作中差异向量个数及被变异个体的不同以及交叉操作中是否固定某交叉位等, 差异演化算法发展了多种变异策略, 可用 $\text{DE}/x/y/z$ 统一表示。 x 表示在变异操作时, 是随机(rand)选取当前代中某一个体作为父个体还是选择当前代中最优(best)个体作为父个体; y 表示在变异操作时, 所使用差异向量的个数; z 表示交叉方案。

$$\underline{v}_{i,G+1} = \underline{x}_{\text{best},G} + F(\underline{x}_{r1,G} - \underline{x}_{r2,G}) \quad (11)$$

$$\underline{v}_{i,G+1} = \underline{x}_{i,G} + F(\underline{x}_{r1,G} - \underline{x}_{r2,G} + \underline{x}_{r3,G} - \underline{x}_{r4,G}) \quad (12)$$

式中, $\underline{x}_{r1,G}, \underline{x}_{r2,G}, \underline{x}_{r3,G}, \underline{x}_{r4,G}$ ($i \neq r_1 \neq r_2 \neq r_3 \neq r_4$) 为4个随机选择的个体。

常用的差异演化模式有式(11)DE/best/1/bin、式(12)DE/rand/2/bin等。事实上, Rainer Storn和Kenneth Price给出了可组合的10种差异演化模式^[12-13], 如表1所示。

表1 差异演化模式

序号	差异演化模式	序号	差异演化模式
1	DE/best/1/exp	6	DE/best/1/bin
2	DE/rand/1/exp	7	DE/rand/1/bin
3	DE/rand-to-best/1/exp	8	DE/rand-to-best/1/bin
4	DE/best/2/exp	9	DE/best/2/bin
5	DE/rand/2/exp	10	DE/rand/2/bin

被变异个体引导着优化方向, 并影响着对全局最优解的搜索能力。DE算法采用的差异演化模式为DE/rand/1/bin。可见, 被变异个体为当前种群中随机选取的单个个体, 会使变异个体的随机性变大, 不利于优化方向的保持。如果选用演化策略DE/best/1/bin,

则被变异个体为当前种群中最佳个体, 尽管能保证整个演化进程的优化方向, 但变异个体过于单一, 会大大降低种群的多样性, 易使演化进程过早收敛于局部最优解, 而难于找到全局最优解^[8]。这 10 种策略针对不同优化问题时, 所表现出的寻优性能也不同^[13]。鉴于此, 为降低变异个体的随机性, 又不过多损失个体的多样性, 本文提出动态随机选取第 G 代的差异演化模式 $strategy$, 即产生 $[1, 2, \dots, 10]$ 之间的随机整数来对应一个差异演化模式的序号 $strategy$, 然后按照相应的差异演化模式进行变异和交叉操作。

3 实例计算

武汉动力市场大厦工程^[8]地上 17 层, 地下一层。基础试桩为挤扩支盘桩, 主桩径为 0.62 m, 承力盘直径 1.4 m, 4 个承力盘, 有效桩长 31 m, 混凝土标号 C30。现根据静载荷试验实测数据序列 $\{Q_i, s_i\}$ 确定模型参数 A, B 和理论极限承载力 Q_u , 并以计算出的 Q_{40} 作为模型的预测单桩极限承载力。为便于比较, 本文同时用 GA, DE 算法以及 AADE 算法对实测试桩数据进行拟合计算。各算法控制参数如表 2, 其中, p_c, p_m 分别为 GA 交叉概率和变异概率。限定待优化变量 $\underline{x} = [A, B, Q_u]$ 的取值范围如表 3。各算法演化迭代曲线如图 1, 2, 图中的纵坐标采用目标函数值的对数表示。优化计算结果见表 4。

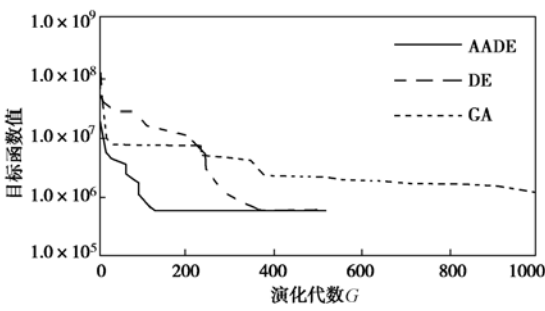


图 1 各算法演化迭代过程曲线的比较(1 试桩)

Fig. 1 Comparison of iterative evolution curves among different algorithms (test pile #1)

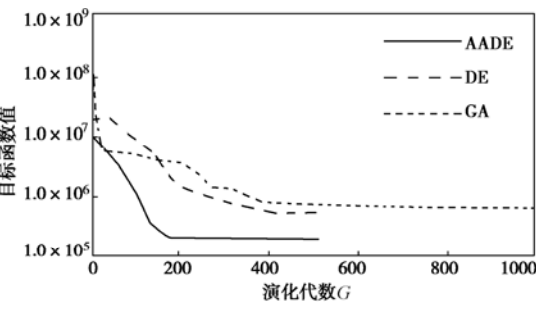


图 2 各算法演化迭代过程曲线的比较(3 试桩)

Fig. 2 Comparison of iterative evolution curves among different algorithms (test pile #3)

表 2 各算法控制参数设置

算法种类	控制参数						
	N_p	G_{max}	CR	F	strategy	P_c	P_m
GA	300	1000	/	/	/	0.8	0.01
DE	30	500	0.3	0.5	7	/	/
AADE	30	500	0.3	/	/	/	/

表 3 待优化变量取值范围

变 量	A	B	Q_u
$\underline{x}_{min}$	0.0001	0.0001	4000
$\underline{x}_{max}$	10.0	10.0	12000

表 4 不同方法计算结果的比较

桩号	计算结果	计算方法			
		文献[8]	GA	DE	AADE
#1	A	0.9470	0.8737	0.08616	0.8600
	B	0.0650	0.0826	0.0563	0.0552
	Q_u	7000	6336	7108	7151
	Q_{40}	6507	6133	6464	6475
	ψ	0.9855	0.9851	0.9932	0.9932
	$\min f(A, B, Q_u)$	1.34×10^6	1.22×10^6	6.25×10^5	6.24×10^5
#3	A	0.8600	0.7948	0.7921	0.8166
	B	0.0500	0.0608	0.0569	0.0295
	Q_u	6800	6185	6295	8278
	Q_{40}	6009	5753	5783	6201
	ψ	0.9884	0.9890	0.9903	0.9962
	$\min f(A, B, Q_u)$	8.13×10^5	6.12×10^5	5.34×10^5	2.20×10^5

表 4 中, 模型拟合精度

$$\psi = \sqrt{1 - \frac{\sum_{i=1}^h (Q_i - Q'_i)^2}{\sum_{i=1}^h (Q_i - \bar{Q})^2}} \quad , \quad (13)$$

式中, Q'_i 为与 Q_i 相应的实测沉降值按模型计算出的荷载值 (kN), $\bar{Q}$ 为实测荷载的平均值 (kN)。由表 4 中计算出的模型参数 A, B, Q_u , 可进一步计算出理论拟合数据, 如表 5, 6, 并可以绘出试桩荷载与沉降关系的 $Q-s$ 曲线, 见图 3, 4。

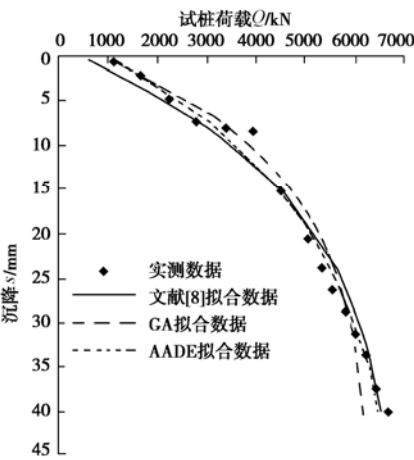


图 3 各方法拟合曲线的比较(1 试桩)

Fig. 3 Comparison of data fitting curves among different methods (test pile #1)

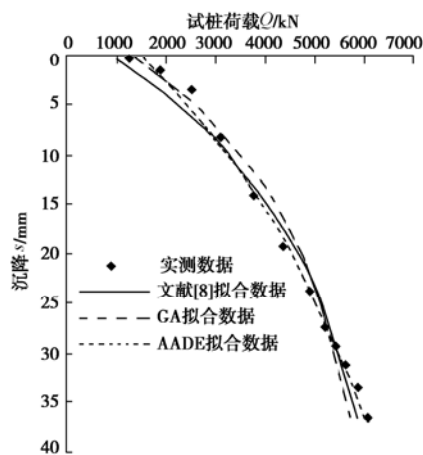


图 4 各方法拟合曲线的比较 (*3 试桩)

Fig. 4 Comparison of data fitting curves among different methods(test pile #3)

表 5 各方法拟合数据的比较 (*1 试桩)

Table 5 Comparison of data fitting among different methods (test pile #1)

沉降量 s/mm	荷载 Q/kN				
	实测	文献[8]	GA	DE	AADE
0.58	1123	616	1059	1180	1195
2.20	1685	1254	1720	1697	1704
4.75	2246	2132	2597	2421	2420
7.31	2808	2878	3309	3050	3043
8.02	3370	3064	3482	3209	3201
8.51	3931	3187	3595	3315	3306
15.43	4493	4569	4788	4539	4527
20.56	5054	5258	5323	5183	5174
23.98	5346	5605	5572	5520	5514
26.33	5553	5803	5707	5717	5713
28.85	5824	5984	5825	5901	5900
31.24	6032	6130	5917	6053	6055
33.91	6240	6269	6000	6200	6205
37.35	6448	6415	6083	6360	6369
40.12	6656	6511	6135	6468	6479

表 6 各方法拟合数据的比较 (*3 试桩)

Table 6 Comparison of data fitting among different methods (test pile #3)

沉降量 s/mm	荷载 Q/kN				
	实测	文献[8]	GA	DE	AADE
0.30	1284	1039	1358	1393	1578
1.55	1872	1388	1711	1730	1820
3.58	2496	1910	2231	2228	2196
8.44	3120	2965	3242	3210	3008
14.13	3744	3915	4103	4063	3822
19.43	4368	4586	4676	4644	4467
23.79	4888	5020	5028	5007	4927
27.40	5200	5314	5256	5246	5266
29.27	5408	5447	5356	5352	5427
31.40	5616	5583	5456	5460	5601
33.60	5824	5710	5548	5558	5769
36.57	6032	5860	5653	5673	5980

从图 3, 4 可见, 各算法理论拟合出的支盘桩 $Q-s$ 曲线, 其总的趋势是预测曲线落在实测数据的范围内, 所以预测的结果是偏于安全的。据此, 可分别得出#1、#3 桩的单桩极限承载力分别为 6475, 6201 kN。

4 结 论

- (1) GA、DE 算法和 AADE 算法都可以用于挤扩支盘桩单桩极限承载力指数曲线模型的优化中, 但用 AADE 算法进行模型优化的精度要高于 DE 算法和 GA 的优化精度, 从表 4 可以看出, 用 AADE 算法获得的最优目标函数值明显要小于 DE 算法和 GA。
 - (2) 由图 1, 2 中各算法演化迭代曲线可知, AADE 算法可以在较少的迭代次数内收敛到全局最优解, DE 算法次之; 而 GA 则需要较多的迭代次数, 且收敛过程较为缓慢。此外, AADE 算法的运算量较 GA 小得多。
 - (3) AADE 算法无需人为设置缩放因子和选择差异演化模式, 从而减少了用户的参与程度, 其算法控制参数设置较 DE 算法更为简便。
 - (4) 数值计算结果表明, AADE 算法是一种非常有效的非线性智能优化方法, 它具有算法简单和通用性强的特点, 适用于高维多参数复杂问题的数值求解, 值得推广应用。
- 当然, 作为一种新的群体智能算法, 差异演化算法本身也有其局限性, 如较 GA 的数学基础薄弱, 尚缺乏具有普遍且深刻意义的理论分析, 这些问题将是未来进一步值得研究的方向。

参考文献:

[1] 王靖涛, 丁美英, 李国成. 桩基础设计与检测[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2005: 26 - 28. (WANG Jing-tao, DING Mei-ying, LI Guo-cheng. Pile foundation design and test[M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 2005: 26 - 28. (in Chinese))

[2] FLEMING W G K. A new method for single pile settlement prediction and analysis[J]. Geotechnique, 1992(42): 411 - 425.

[3] 邓志勇, 陆培毅. 几种单桩竖向极限承载力预测模型的对 比分析[J]. 岩土力学, 2002, 23(4): 428 - 464. (DENG Zhi-yong, LU Pei-yi. Comparison and analysis of several predicting models of ultimate bearing capacity of single pile[J]. Rock and Soil Mechanics, 2002, 23(4): 428 - 464. (in Chinese))

- [4] 赵明华, 胡志清. 预估试桩极限承载力的调整双曲线法[J]. 建筑结构, 1995(3): 47 - 52. (ZHAO Ming-hua, HU Zhi-qing. Estimated ultimate bearing capacity using modified hyperbolic method[J]. Building Structure, 1995(3): 47 - 52. (in Chinese))
- [5] 吕福庆, 吴文. 桩的垂直静载试验极限承载力判定方法综述[J]. 岩土力学, 1995, 16(4): 85 - 93. (LÜ Fu-qing, WU Wen. A general introduction on determining the limit bearing capacity in static-load experiment for piles depth of pile-top descent[J]. Rock and Soil Mechanics, 1995, 16(4): 85 - 93. (in Chinese))
- [6] 杨志龙, 顾晓鲁, 张国梁. 挤扩多支盘混凝土灌注桩承载力试验研究[J]. 土木工程学报, 2002, 35(5): 101 - 102. (YANG Zhi-long, GU Xiao-lu, ZHANG Guo-liang. Experimental study on bearing capacity of single pile with expanded branches and plates[J]. China Civil Engineering Journal, 2002, 35(5): 101 - 102. (in Chinese))
- [7] 张怡权, 夏柏如. 多分支承载力盘桩单桩竖向静载荷试验极限承载力的判定[J]. 探矿工程, 2000(5): 27 - 28. (ZHANG Yi-quan, XIA Bo-ru. Determination of the multi-branch pile limit bearing capacity on the basis of vertical static loading test[J]. Exploration Engineering (Drilling & Tunneling), 2000(5): 27 - 28. (in Chinese))
- [8] 钱德玲. 变截面桩与土的相互作用机理[M]. 合肥: 合肥工业大学出版社, 2003: 58 - 61. (QIAN De-lin. Interaction mechanism of pile with variable cross-section and soil[M]. Hefei: Hefei University of Technology Publishing House, 2003: 58 - 61. (in Chinese))
- [9] STORN R, PRICE K. Differential evolution—A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous space[J]. Journal of Global Optimization, 1997, 11(4): 341 - 359.
- [10] STORN R, PRICE K. Minimizing the real functions of the ICEC'96 contest by differential evolution[C]// IEEE Int Conf Evol Comp (ICEC'96), Nagoya, 1996: 842 - 844.
- [11] 袁俊刚, 孙治国, 曲广吉. 差异演化算法的数值模拟研究[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(20): 4646 - 4648. (YUAN Jun-gang, SUN Zhi-guo, QU Guang-ji. Simulation study of differential evolution[J]. Journal of System Simulation, 2007, 19(20): 4646 - 4648. (in Chinese))
- [12] BABU B V, JEHAN M M L. Differential evolution for multi-objective optimization[J]. Evolutionary Computation, 2003(4): 8 - 12.
- [13] STORN R. Designing nonstandard filters with differential evolution[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(1): 103 - 106.

第八届茅以升土力学及岩土工程奖评审会议纪要

2008 年 12 月 27 日上午在清华大学新水利馆, 召开了“茅以升科学技术奖土力学及岩土工程大奖”和“茅以升科学技术奖土力学及岩土工程青年奖”评审会。评审会由中国土木工程学会张雁秘书长作为召集人, 由经茅以升科技教育基金委员会审批认定的 10 位评审委员组成评审委员会。中国科学技术发展基金会茅以升科技教育基金委员会茅玉麟秘书长和左颖副秘书长出席了评审会。

评审委员会对 2008 年度茅以升土力学及岩土工程大奖 8 位候选人和 12 位青年奖候选人进行了充分的评议。经过两轮民主投票, 清华大学李广信先生和南京工业大学宰金珉先生入选茅以升土力学及岩土工程大奖获奖者, 香港科技大学张利民先生和华东建筑设计研究院有限公司王卫东先生入选茅以升土力学及岩土工程青年奖获奖者。

(中国土木工程学会土力学及岩土工程分会 供稿)