文章编号：0253-374X(2026)01-0087-11 **DOI**：10.11908/j.issn.0253-374x.24288

基于改进粒子群算法的土参反演及基坑开挖变形预测

何　平[1]，官子愈[3]，狄宏规[1]，郭慧吉[1,2]，吴　迪[1,2]，周俊宏[4]，周顺华[1]
（1. 同济大学 上海市轨道交通结构耐久与系统安全重点实验室，上海 201804；2. 上海申通地铁集团有限公司，上海 201102；
3. 中国水利水电科学研究院 流域水循环模拟与调控国家重点实验室，北京 100038；
4. 宁波市市域铁路投资发展有限公司，浙江 宁波 315101）

摘要：为克服传统智能优化算法精度低、效率慢、易陷入局部最优的问题，提出了一种基于多级学习的自适应粒子群优化算法(MLAPSO)。该算法引入佳点集策略及多重搜索机制，包括全局搜索、FDB机制及Levy飞行策略，CEC－2022基准函数测试表明，MLAPSO在搜索精度和稳定性方面显著优于传统优化算法。进一步结合基坑开挖的荷载—结构模型，提出了基于MLAPSO的土体参数反演及基坑分阶段开挖变形预测方法。应用某地铁站基坑变形监测数据进行验证，结果表明，该方法能准确反演土体参数，且利用反演参数预测的围护结构变形与实测变形吻合较好，验证了该方法的正确性。

关键词：基坑工程；多级学习自适应粒子群算法(MLAPSO)；土体参数反演；基坑变形预测
中图分类号：U25，TP301.6　　**文献标志码**：A

Soil Parameter Inversion and Foundation Pit Excavation Deformation Prediction Based on MLAPSO

HE Ping[1], *GUAN Ziyu*[3], *DI Honggui*[1], *GUO Huiji*[1,2], *WU Di*[1,2], *ZHOU Junhong*[4], *ZHOU Shunhua*[1]
(1. Shanghai Key Laboratory of Rail Infrastructure Durability and System Safety, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. Shanghai Shentong Metro Co., Ltd., Shanghai 201102, China; 3. State Key Laboratory of Simulation and Regulation of Water Cycle in River Basin, China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100083, China; 4. Ningbo Regional Railway Investment and Development Co., Ltd., Ningbo 315101, China)

Abstract: To overcome the limitations of traditional intelligent optimization algorithms, such as low accuracy, slow convergence, and susceptibility to local optima, this paper proposes a multilevel learning adaptive particle swarm optimization (MLAPSO) algorithm. The algorithm incorporates a best-point set strategy and multiple search mechanisms, including global search, the FDB mechanism, and the Levy flight strategy. Tests on the CEC－2022 benchmark functions demonstrate that MLAPSO significantly outperforms traditional optimization algorithms in terms of search accuracy and stability. Furthermore, combined with the load-structure model of foundation pit excavation, it proposes a method for soil parameter inversion and staged deformation prediction of foundation pits based on MLAPSO. The method is validated using monitoring data from a metro station. Results show that the approach can accurately invert soil parameters, and the predicted deformation of the retaining structures based on these parameters aligns closely with measured deformations, confirming the effectiveness and reliability of the method.

Keywords: foundation pit engineering; multilevel learning adaptive particle swarm optimization algorithm (MLAPSO); soil parameter inversion; foundation pit deformation prediction

随着我国城市轨道交通线路的立体交叉成网，新建轨道交通线路面临在城市建筑密集区夹缝中延伸[1]。为降低基坑开挖对邻近建筑物的影响，精确预测基坑变形至关重要。传统预测基坑变形主要依

收稿日期：2024-09-02
基金项目：国家自然科学基金(52278456)
第一作者：何　平，博士生，主要研究方向为基坑开挖伺服支撑系统自适应调控及土体参数反演。
E-mail：peace@tongji.edu.cn
通信作者：狄宏规，副教授，博士生导师，工学博士，主要研究方向为城市轨道交通地下工程智能施工与控制。
E-mail：2012dihonggui@tongji.edu.cn

论文拓展介绍

赖于有限元模拟[2]。然而有限元模拟精度不仅取决于模型本身,还与输入参数的准确性密切相关[3]。由于周边环境扰动、土体空间变异性以及室内实验误差等,获取的土体参数往往存在偏差,导致模型预测结果不准确[4]。针对这一问题,岩土工程反演方法提供了新的思路。

岩土工程反演方法通常利用现场实测得到的系统力学行为数据(如位移、内力等物理量)来推算系统的初始参数、结构边界条件或力学参数[5-6]。然而,反演面临着诸多挑战:①工程问题本身往往极为复杂,涉及多个相互作用的因素;②现场观测数据不可避免地存在误差[7]。这些特点导致反演问题通常具有高维性、多解性,且需要大量的计算资源。

近年来得益于计算技术进步、学科交叉融合和人工智能的发展,岩土工程反演呈现智能化趋势,粒子群算法(Particle Swarm Optimization,PSO)[8]、遗传算法(GA)[9]和模拟退火算法(SA)[10]等智能优化方法的引入,极大地提升了反演的维度、精度和效率。然而随着基坑土层参数的增多,反演问题的复杂度呈指数增长,传统智能优化算法在高维问题上容易陷入局部最优,且精度不足。因此,开发一种能够高效、精确解决基坑工程反演问题的算法变得尤为迫切。

本文提出了一种基于PSO算法进行改进的多级学习自适应粒子群算法(MLAPSO),通过CEC-2022基准函数集与其他智能优化算法对比测试,验证其在精度和计算效率方面的优势。此外,基于弹性地基梁法,采用MatLab软件编制基坑变形计算程序,并结合MLAPSO形成一种基坑分阶段开挖土体参数反演及变形预测方法。应用基坑实测变形数据,反演基坑开挖地基土水平抗力比例系数m,并预测基坑下一阶段变形。将预测变形与实测数据进行对比分析,验证所提出的算法及反演方法的有效性。

1 基于多级学习的自适应粒子群优化算法

1.1 基本粒子群优化算法概述

PSO算法是一种基于群体智能的随机搜索算法,由Kennedy和Eberhart首次提出[11]。该算法受到鸟群觅食行为的启发,通过模拟群体中个体的协作来寻找最优解。在PSO中,每个粒子都会按照规定的方程组修正其位置和速度轨迹。在速度修正过程中,粒子的行为受3个主要因素的影响:当前速度、历史最佳位置和全局最佳位置。粒子的搜索策略是通过计算其当前速度和位置矢量来完善的。PSO的数学模型如式(1)和(2)所示:

$$V_{\mathrm{i}}^{d}=\omega V_{i}^{d}+c_1 r_1\left(P_{\mathrm{i}}^{d}-X_{\mathrm{i}}^{d}\right)+c_2 r_2\left(G^{d}-X_{\mathrm{i}}^{d}\right) \tag{1}$$

$$X_{\mathrm{i}}^{d}=V_{\mathrm{i}}^{d}+X_{\mathrm{i}}^{d} \tag{2}$$

式中:V_{i}^{d}为粒子i在第d维的速度;X_{i}^{d}为粒子i在第d维的当前位置;P_{i}^{d}为粒子i在第d维的个体历史最优位置;G^{d}为种群在第d维的全局最优位置;c_1和c_2为学习因子,分别控制粒子向个体最优和全局最优学习的程度;r_1和r_2为[0,1]之间的随机数,增加搜索的随机性。

1.2 基于多级学习的自适应粒子群优化算法

针对PSO算法存在的搜索精度低、收敛速度慢、易陷入局部最优等问题,本文引入了佳点集策略并建立了一个新的搜索机制(多级学习机制)进行改进,使算法在运行过程中能够精确选择出最优个体。

(1)佳点集策略。在基本的PSO算法中,通过随机生成初始种群的方法往往会出现种群分布不均匀,从而降低种群多样性,影响算法的收敛速度。通过引入佳点集生成PSO的初始种群,能够使其更为均匀地分布在搜索空间中,增强PSO全局搜索的效率。理论上已证明,用n个佳点构成的加权和比采用任何其他n个点所得到的误差都要小,尤其适用于高维空间的近似计算[12]。

(2)多重搜索机制。为使算法能够首先执行全局探索,然后执行局部搜索,最终平衡全局和局部探索并收敛到最优解,引入了一个自适应系数K,其数学模型如式(3)所示。系数K在算法早期阶段可以帮助算法进行全局搜索,中期避免算法陷入局部搜索,后期找到最优值,其机制如图1所示。

$$K=2\times r\times \mathrm{e}^{-2\times\left(1-\frac{i}{M}\right)}-\mathrm{e}^{-2\times\left(1-\frac{i}{M}\right)} \tag{3}$$

式中:i为当前算法当前迭代次数;M为最大迭代次数;r为一个0~1之间的随机数。

基于系数K建立一个三重搜索机制,扩大PSO的搜索范围。首先,在全局搜索阶段引出了2个全局搜索参数对式(1)中的c_1和c_2进行修订,使得算法能够进行广泛的区域探索,其数学模型如式(4)和(5)所示:

$$c_1=\left(\frac{M-i}{M-1}\times\left(2-\frac{1}{M}\right)+\frac{1}{M}\right)\times(r-0.5)+1 \tag{4}$$

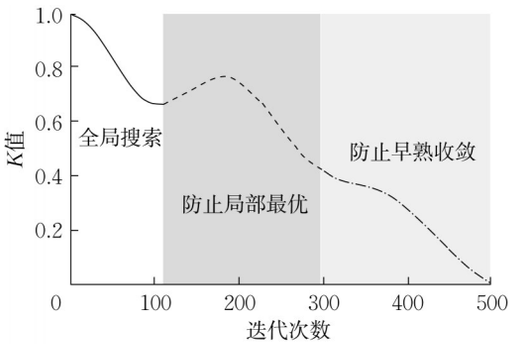

图1　多重搜索机制示意

Fig.1　Mechanism of multiple search

$$c_2=\ln\left((C_{\max}-C_{\min})\times\frac{M-i}{M}+C_{\min}\right)\times\varsigma(i,9,6) \tag{5}$$

式中:$C_{\max}$和$C_{\min}$分别为4和0;ς为伽马概率密度函数[13]。

当面对复杂问题时,PSO前期可能并不能探索到全局最优点附近,从而陷入局部最优。同时考虑到传统PSO中鸟群分离部分个体探索其他可能存在的食物源的行为和记忆行为,此方法虽可以避免算法早熟,但并没有充分利用当前解的信息。因此,在第2级搜索中,基于FDB机制[14-15]提出了一种基于随机数的转换学习策略。改进后的PSO会根据一个随机数R调整不同的搜索模式,并利用一个新的局部搜索算子c_3和R的振荡作用来增加局部探索的可能性。

该转换学习策略的数学模型如式(6)、式(7)所示:

$$V_i^d=\begin{cases}\omega V_i^d+c_3r_1\text{sign}(F_{ide1}-F_i)(X_{ide1}^d-X_i^d)+c_2r_2(G^d-X_i^d), R<\dfrac{1}{3}\\ \omega V_i^d+c_3r_1\text{sign}(F_{ide2}-F_i)(X_{ide2}^d-X_i^d)+c_2r_2(G^d-X_i^d), \dfrac{1}{3}<R<\dfrac{2}{3}\\ \omega V_i^d+c_3r_1\text{sign}(F_{ide3}-F_i)(X_{ide3}^d-X_i^d)+c_2r_2(G^d-X_i^d), \dfrac{2}{3}<R<1\end{cases} \tag{6}$$

$$c_3=\left(\frac{1}{\sin(\theta)}\right)\times c_2\times\varsigma\left(\frac{i}{M},9,6\right) \tag{7}$$

式中:X_{ide1}^d为与第i个粒子之间欧氏距离最短的粒子位置;X_{ide2}^d为与第i个粒子之间FDB排名最短的粒子位置;X_{ide3}^d为区间[1,N]中随机选择的一个变量;N为种群数目。

由于种群中的粒子在迭代过程中向最优个体聚集,若存在一个局部最优,随着迭代次数的增加,粒子将聚集在局部最优周围,易导致种群多样性下降。因此,为避免算法在后期陷入局部最优,出现粒子趋同现象,在第3级搜索中引入Lévy飞行策略[16-17]对种群个体和全局最优进行修正,如式(8)所示:

$$V_i^d=\omega V_i^d+L(1,d,1.5)\times r_1\times(P_i^d-X_i^d)\times0.05+c_2r_2(G^d-X_i^d) \tag{8}$$

式中:L为对粒子进行Levy随机操作。然后将所提出的多重搜索机制代入式(2)中,从而提高了PSO算法的寻优速度,其数学模型如式(9)所示:

$$X_i^d=X_i^d+\begin{cases}\omega V_i^d+c_1r_1(P_i^d-X_i^d)+c_2r_2(G^d-X_i^d), K<\dfrac{1}{3}\\ \omega V_i^d+c_3r_1\text{sign}(F_{ide1}-F_i)(X_{ide1}^d-X_i^d)+c_2r_2(G^d-X_i^d), R<\dfrac{1}{3}, \dfrac{1}{3}<K<\dfrac{2}{3}\\ \omega V_i^d+c_3r_1\text{sign}(F_{ide2}-F_i)(X_{idea}^d-X_i^d)+c_2r_2(G^d-X_i^d), \dfrac{1}{3}<R<\dfrac{2}{3}, \dfrac{1}{3}<K<\dfrac{2}{3}\\ \omega V_i^d+c_3r_1\text{sign}(F_{ide3}-F_i)(X_{idea}^d-X_i^d)+c_2r_2(G^d-X_i^d), \dfrac{2}{3}<R<1, \dfrac{1}{3}<K<\dfrac{2}{3}\\ \omega V_i^d+L(1,d,1.5)r_1(P_i^d-X_i^d)\times0.05+c_2r_2(G^d-X_i^d), \dfrac{2}{3}<K<1\end{cases} \tag{9}$$

2　算法性能测试

2.1　测试参数设置

选取粒子群算法(PSO)、遗传算法(GA)、模拟退火算法(SA)等经典算法与MLAPSO算法进行模拟迭代对比。为保证一致性,参数统一进行设置。其中,测试维度为20,种群规模N=100,最大迭代次数为1 000。

2.2　基准测试函数

为验证MLAPSO的优越性,实验选取CEC-

2022优化函数测试集用于寻优测试[18]。CEC-2022优化函数测试集共有12个带有边界约束的单目标测试函数,分别是:单峰函数(F_1)、多模态函数(F_2—F_5)、混合函数(F_6—F_8)和组合函数(F_9—F_{12}),如表1所示。选取CEC-2022中的8个测试函数对MLAPSO算法进行性能测试,分别为F_2、F_4、F_6、F_7、F_9—F_{12}。

表1 CEC-2022基准测试函数

Tab. 1 CEC-2022 benchmark test functions

函数	序号	函数	最优解
单峰函数	1	平移和全旋转的Zakharov函数	300
基本函数	2	平移和全旋转的Rosenbrock函数	400
	3	平移和全旋转的Expanded Schaffer函数	600
	4	平移和全旋转的Non—Continuous Rastrigin函数	800
	5	平移和全旋转的Levy函数	900
混合函数	6	混合函数1(N=3)	1 800
	7	混合函数2(N=6)	2 000
	8	混合函数3(N=5)	2 200
组合函数	9	组合函数1(N=5)	2 300
	10	组合函数2(N=4)	2 400
	11	组合函数3(N=5)	2 600
	12	组合函数4(N=6)	2 700

2.3 MLAPSO算法与其他算法对比

选用8种基本测试函数对MLAPSO算法进行寻优测试,迭代曲线如图2所示。其中F_2、F_4是多模函数,它们具有多个局部最优解和一个全局最优解,用于检验算法是否能够避免局部最小陷阱并找到全局最优。

从图2中可看出,MLAPSO拥有较强的跳出局部最优的能力,同时收敛速度快、精度高。F_6、F_7为混合函数,用于测试算法在复杂、多变的环境中的适应能力,同时评估算法平衡全局探索和局部开发的能力。由图2中还可以看出,尽管在F_6上略逊于PSO,但在F_7上MLAPSO表现出色,具有较强的跳出局部最优能力,精度超过其他3种算法。F_9—F_{12}为组合函数,用于测试算法的鲁棒性和处理复杂问题的能力,评估算法在高度非线性和多模态环境中的性能,同时模拟接近实际工程问题的优化场景。对于更为复杂的组合函数F_9—F_{12},MLAPSO的优势更为明显,它不仅能快速收敛,还能在高度非线性和多模态环境中保持稳定性,展现出优秀的鲁棒性。F_{10}函数中,虽然初期收敛速度略慢于PSO,但最终达到了更好的优化结果,MLAPSO的最终收敛曲线位于最低位置,证明了其在复杂优化问题上的卓越表现。

总的来说,MLAPSO算法在全局搜索能力、收敛速度、精度和稳定性等方面都表现出明显优势,特别是在处理复杂的多模态和组合函数时,能够有效平衡全局探索和局部开发,为解决实际工程优化问题提供了有力工具。

为降低实验的偶然性,选取上述8种基本测试函数,各个算法在8种基本测试函数上独立运行5次,求得函数最优值、平均值、标准差,如表2所示。其中最优值、均值、标准差分别反映算法的收敛精度、收敛速度和寻优稳定性[19]。MLAPSO算法在8种基本测试函数上展现出了优异的综合性能。从收敛精度来看,MLAPSO在大多数函数上都达到了最小值,特别是在F_2、F_9和F_{11}上表现突出,明显优于其他算法。在收敛速度方面,MLAPSO的平均值普遍低于GA、PSO和SA,尤其在F_2、F_4和F_9上优势明显。在稳定性方面,MLAPSO的标准差在多数函数上最小,尤其在F_9和F_{11}上表现卓越,显示出极高的寻优稳定性。这些结果充分证明了MLAPSO算法在处理不同类型优化问题时具有优秀的收敛精度、较快的收敛速度和突出的稳定性,是一种高效可靠的优化算法。

3 土体参数反演及基坑开挖变形预测方法

3.1 基坑开挖计算模型

《建筑基坑支护技术规程》[20]中采用平面杆系结构弹性支点法作为基坑支护结构的计算方法,基坑支护结构计算模型如图3所示。以弹性地基梁理论为基础,计算时取单位宽度的墙体作为研究对象。其中,支撑简化为弹簧支座,坑内开挖面以下的土体亦采用弹簧进行模拟,而坑外土体的水土压力则视为外部荷载施加于地基梁上,从而通过杆系有限元的方法即可计算弹性地基梁的内力和变形。基坑支护结构挠曲微分方程可表示为式(10)和式(11):

$$EI\frac{\mathrm{d}^4y}{\mathrm{d}z^4}-e_a(z)=0\left(0\leqslant z\leqslant h\right) \tag{10}$$

$$EI\frac{\mathrm{d}^4y}{\mathrm{d}z^4}+mb_0(z-h_n)y-e_a(z)=0\left(z\geqslant h_n\right) \tag{11}$$

式中:y为围护结构侧向位移,m;z为土层深度,m;E为围护结构弹性模量,kN·m^{-2};I为墙体的惯性矩,m^4;m为地基土水平抗力比例系数;h为基坑开挖深度,m;$e_a(z)$为z深度处的主动土压力,kPa;b_0为地基土水平抗力的计算宽度,m;h_n为第n步的开挖深度,m。

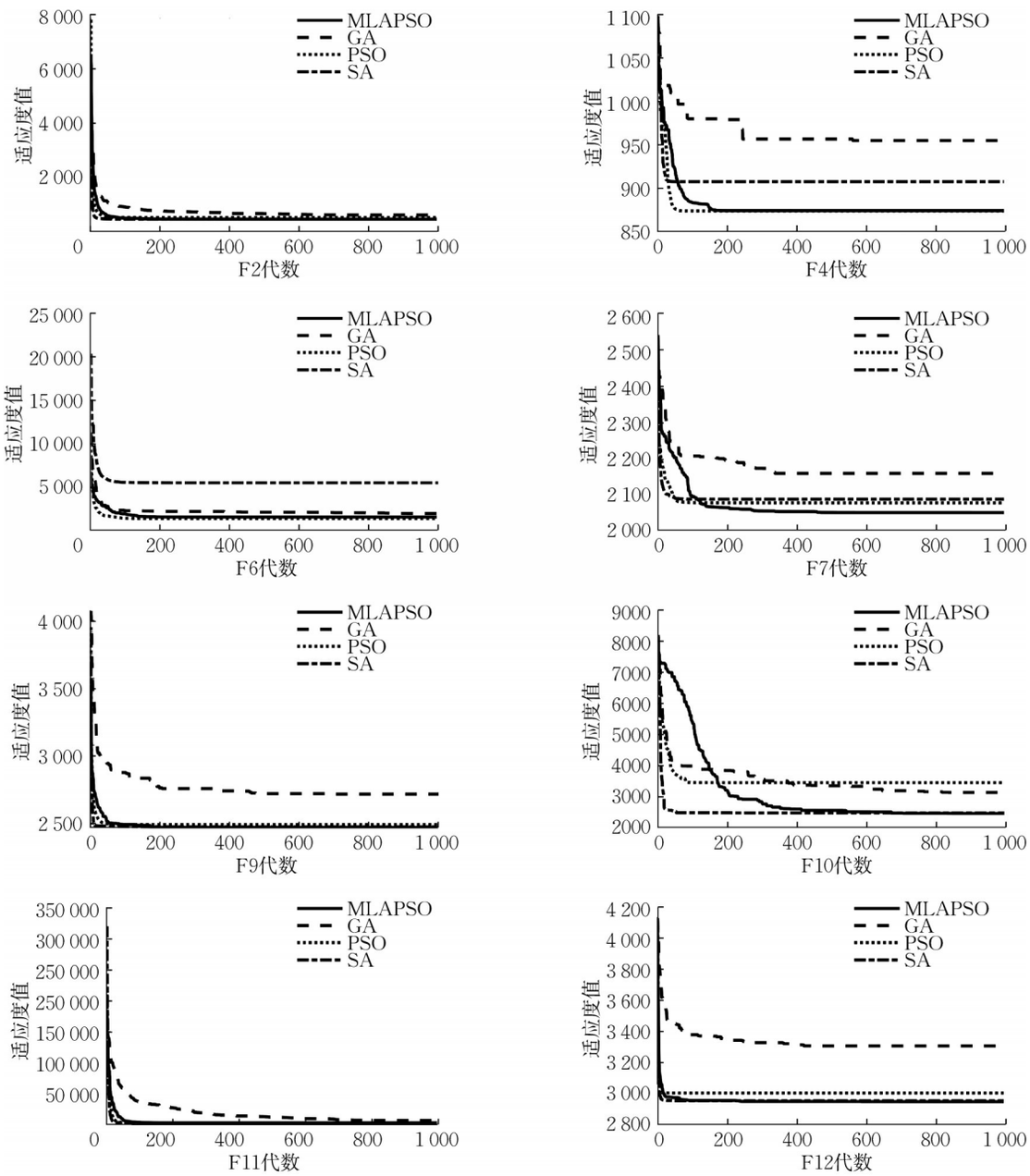

图2　CEC—2022基准测试函数收敛分析

Fig. 2　Convergence analysis on CEC—2022 benchmark test functions

对于层状地基中墙后土压力模式分布复杂且设置有支撑的基坑工程,无法通过式(10)和式(11)直接获得围护结构的位移解析解。需建立考虑基坑开挖和支撑施工过程的基坑支护结构有限元计算方法来计算围护结构位移和内力[21]。

将弹性地基梁划分为n个单元,计算得到各个单元的单元刚度矩阵。由于围护墙体的竖向变形可以忽略不计,所以将轴向位移与轴力分量忽略,简化为仅受剪力与弯矩作用的4个自由度的杆单元,相应的单元受力平衡方程则可以表示为式(12):

$$\begin{Bmatrix} F_i \\ M_i \\ F_j \\ M_j \end{Bmatrix} = \begin{bmatrix} \dfrac{12EI}{l^3} & \dfrac{6EI}{l^2} & -\dfrac{12EI}{l^3} & \dfrac{6EI}{l^2} \\ \dfrac{6EI}{l^2} & \dfrac{4EI}{l} & -\dfrac{6EI}{l^2} & \dfrac{2EI}{l} \\ -\dfrac{12EI}{l^3} & -\dfrac{6EI}{l^2} & \dfrac{12EI}{l^3} & -\dfrac{6EI}{l^2} \\ \dfrac{6EI}{l^2} & \dfrac{2EI}{l} & -\dfrac{6EI}{l^2} & \dfrac{4EI}{l} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} v_i \\ \theta_i \\ v_j \\ \theta_j \end{bmatrix} \tag{12}$$

式中:l为计算单元长度,m;F为每个单元中各节点的剪力,kN;M为每个单元中各节点的弯矩,kN·m;v

表2 CEC-2022测试函数适应度值

Tab. 2 Fitness value of CEC-2022 test functions

算法	F_2				F_4				F_5			
	最小值/10^2	平均值/10^2	标准差/10^1	排序	最小值/10^2	平均值/10^2	标准差/10^1	排序	最小值/10^3	平均值/10^3	标准差/10^2	排序
GA	5.78	6.69	6.82	4	9.32	9.44	1.10	4	1.69	1.92	2.09	3
MLAPSO	4.45	4.47	0.23	1	8.59	8.73	1.58	2	1.26	1.50	2.19	2
PSO	4.45	4.54	1.14	2	8.55	8.71	2.60	1	1.03	1.33	3.19	1
SA	4.4	4.54	1.02	3	8.85	9.04	2.11	3	2.66	5.45	20.70	4
算法	F_7				F_9				F_{10}			
	最小值/10^3	平均值/10^3	标准差/10^1	排序	最小值/10^3	平均值/10^3	标准差	排序	最小值/10^3	平均值/10^3	标准差	排序
GA	2.11	2.18	2.58	4	2.68	2.70	34.90	4	2.57	3.38	892.00	4
MLAPSO	2.06	2.08	2.72	2	2.48	2.48	0	1	2.41	2.42	7.93	2
PSO	2.04	2.09	8.89	1	2.48	2.54	69.90	3	2.50	3.71	691.00	3
SA	2.05	2.12	6.54	3	2.48	2.48	1.64	2	2.41	2.41	4.71	1
算法	F_{11}				F_{12}							
	最小值/10^3	平均值/10^3	标准差	排序	最小值/10^3	平均值/10^3	标准差	排序				
GA	5.40	6.46	931	4	3.32	3.44	132.00	4				
MLAPSO	2.90	2.90	0	1	2.94	2.96	35.40	1				
PSO	2.90	2.91	5.10	3	2.96	3.01	51.60	2				
SA	2.90	2.90	0	2	2.96	2.98	45.10	3				

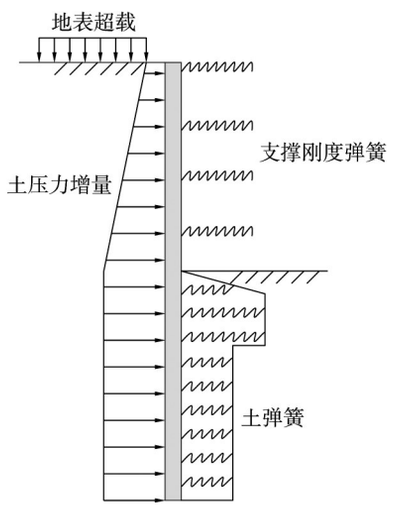

图3 基坑支护结构计算模型

Fig. 3 Calculation model of supporting structure in excavations

为每个单元中各节点的径向位移,m;θ为每个单元中各节点的旋转角度,°。

将各个单元的单元刚度矩阵组合到整体刚度矩阵中,得到围护墙体的整体刚度矩阵,则围护墙体的受力平衡方程可以用式(13)表示:

$$F=Ky \tag{13}$$

式中:F为荷载矩阵,包含坑外土压力矩阵及支撑预应力矩阵;K为整体刚度矩阵,由围护结构刚度矩阵、支撑刚度矩阵和坑内土弹簧刚度矩阵共同构成。使用MatLab软件对上述基坑开挖弹性地基梁有限元进行编程,引入支护结构边界条件后即可求得基坑围护结构的水平位移和内力。

3.2 参数反演及变形预测方法

3.2.1 基坑开挖土体参数反演框架

在基坑开挖过程中,由于开挖扰动和卸荷效应等多重因素的影响,土体的应力状态会发生显著变化。如果仍然采用初始土体参数来预测后续开挖阶段的变形,很可能会导致较大的计算误差。这不仅影响工程设计的准确性,还可能危及施工安全[22]。

因此,采用反演方法对土体参数进行实时更新至关重要。通过对每个开挖阶段的监测数据进行反演分析,可以不断优化土体参数,使之更加符合当前的工程状态。这种动态更新的方法能够显著提高后续变形预测的准确性,为工程决策提供更可靠的依据[23]。

基于MLAPSO进行基坑开挖土体参数反演的流程如图4所示。

3.2.2 目标函数及约束条件

在实际基坑工程中,层状地基土水平抗力比例系数反演是一个非线性优化问题,当基坑开挖涉及土层较多时,反演问题将存在多解,且易陷入局部最优,因此目标函数的选择极大影响反演的准确性。在设置反演目标函数时,考虑基坑开挖所有历史阶段的围护结构实测位移值,使得基坑开挖各个阶段有限元计算得到的围护结构水平位移值与实测围护结构水平位移值差值最小,如式(14)所示:

$$\begin{cases} f_n=\sum\limits_{l=1}^{n}\sqrt{\dfrac{1}{k+1}\sum\limits_{j=1}^{k+1}(u_{lj}-u_{lj}(\xi))^2} \\ \xi=(m_1,m_2,\ldots,m_z) \end{cases} \tag{14}$$

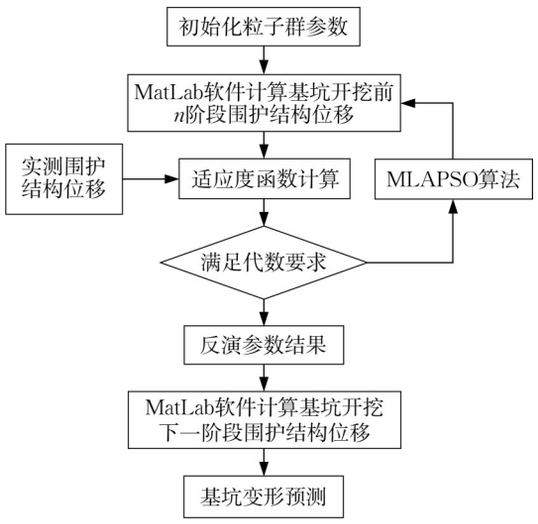

图4　基坑开挖土体参数反演及变形预测流程

Fig. 4　Soil parameter inversion and deformation prediction process of foundation pit excavation

式中:n为当前基坑开挖阶段;f_n为第n阶段基坑开挖反演的适应度值,其物理意义为基坑开挖前n阶段中,围护结构实测位移与有限元计算位移的均方根误差之和;k为围护结构单元划分数量;u_{ij}为第l开挖阶段j测点的有限元计算围护结构水平位移;$u_{ij}(\xi)$为第l开挖阶段j测点的实测围护结构水平位移,ξ为开挖面以下各层地基土的水平抗力比例系数。

为了确保反演结果的准确性及提高反演效率,需要对反演参数范围进行合理的约束。即在反演过程中,对不同地层的m值分别设置上下限,其上下限可根据相应土层性质及规范给定的取值范围确定,如表3所示。

表3　上海地区m值经验范围

Tab. 3　Empirical range of m value in Shanghai

地基土分类	m/(kN·m^{-4})
流塑的黏性土	1 000～2 000
软塑的黏性土、松散的粉砂性土和砂土	2 000～4 000
可塑的黏性土、稍密－中密的粉性土和砂土	4 000～6 000
坚硬的黏性土、密实的粉性土、砂土	6 000～10 000
水泥土搅拌桩加固,置换率＞25%	2 000～4 000(水泥掺量＜8%), 4 000～6 000(水泥掺量＞12%)

4　工程实例验证

4.1　工程概况

某地铁站为地下2层岛式车站,车站主体规模为397 m×28 m。南端头井均为双线始发,北端头井均为双线接收,车站设轨排基地。主体结构基坑设2道封堵墙,分2期施工:一期施工1区和3区基坑,二期施工2区基坑,如图5所示。车站主体结构基坑2区开挖深度为16.31～16.73 m,基坑位于④淤泥质黏土层,采用800 mm地下连续墙围护结构,墙深31.5 m,采用橡胶止水带(GXJ)接头,水下为C35P8耐久性混凝土。

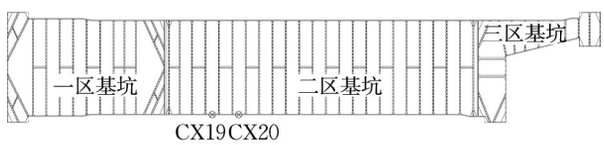

图5　主体结构基坑平面布置

Fig. 5　Plane layout of foundation pit of main structure of the metro station

2区基坑标准段沿基坑深度方向设置4道支撑,其中第1道采用钢筋混凝土支撑,第2、3、4道为钢支撑。第1道钢筋混凝土支撑的尺寸为宽0.9 m、高0.8 m,第2、3道支撑为直径800 mm、壁厚20 mm的钢支撑,第4道支撑为直径609 mm、壁厚16 mm的钢支撑。图6为标准段基坑横剖面图。基坑计算工况如表4所示。

4.2　复合地层土体参数反演

为了评估基坑开挖过程中复合地层土体参数反演的准确性,基于图6所示的各土层m值分布范围,选取了每层土体m值范围的中位数作为标定参数,模拟计算基坑开挖各阶段的变形情况。将此计算得到的变形结果假设为实测数据,采用MLAPSO算法对各层土体的m值进行反演。通过这种方法,能够在控制条件下测试反演算法的性能。

图7展示反演的收敛过程,GA和SA收敛较早,但精度不足,存在早熟收敛现象,无法达到理想优化效果,PSO收敛速度及精度均逊色于MLAPSO。

表5为基于MLAPSO进行寻优后各层土体的反演m值与初始m值的对比。结果显示,第2—7层土体的m值反演结果与实际值高度吻合,相对误差均极小。这一结果证明了MLAPSO算法在处理多层复合地层参数反演问题时的高精度和稳定性。值得注意的是,第1层土体的m值反演结果相对误差较大(达到24.1%),原因是该层土体对基坑后续开挖阶段的变形影响较小,在反演计算中其m值的变化对目标函数的影响远小于其他土层m值的变化的影响。

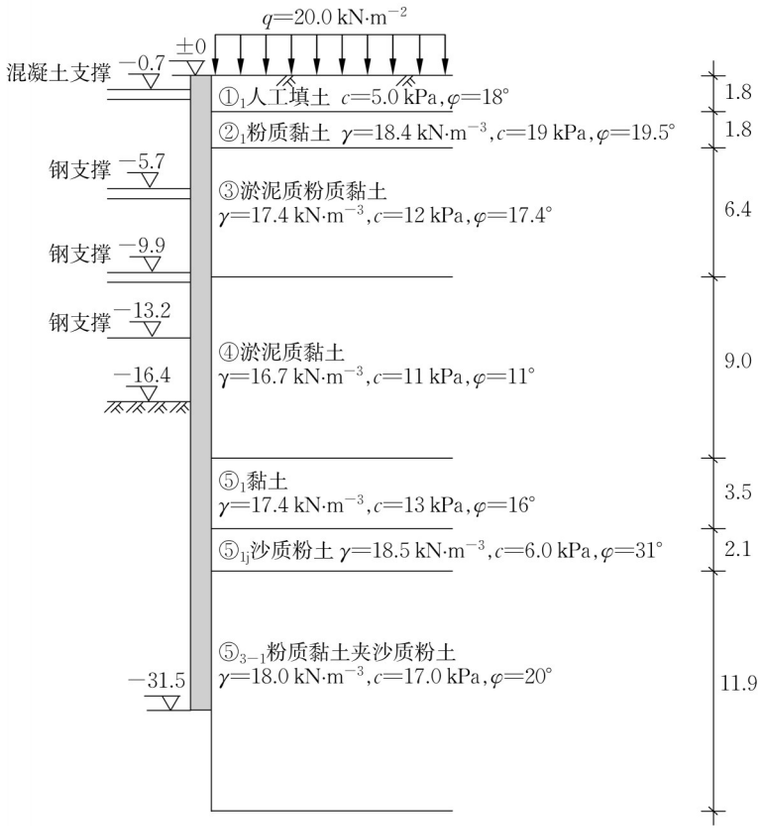

图6 基坑开挖剖面

Fig. 6 Excavation profile of the foundation pit of the metro station

表4 基坑开挖及支撑工况

Tab. 4 Foundation pit excavation and support conditions

工况序号	开挖深度/m	支撑深度/m	支撑刚度/(MN·m⁻¹)	预加轴力/(kN·m⁻¹)	支撑间距/m
1	1.2	0.7	750.00	240	4
2	6.2	5.7	350.55	620	4
3	10.4	9.9	350.55	593	4
4	16.4	13.2	213.20	417	4

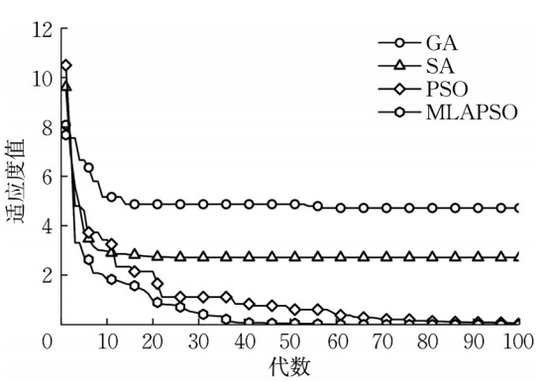

图7 不同优化算法反演*m*值收敛曲线对比

Fig. 7 Comparison of convergence curves of *m*-value inversion using different optimization algorithms

4.3 分阶段参数反演及变形预测

根据前述基于MLAPSO算法的基坑分阶段开挖土体参数反演及变形预测方法,提取基坑开挖各阶段位移实测数据,将其作为反演标定值,对不同开挖阶段的土体m值进行反演,并预测下一开挖阶段的围护结构变形,与实测值进行对比分析。选取CX19、CX20测斜点的数据进行反演,测点位置见图5。考虑到浅层开挖时位移较小可能导致反演误差增大,本节从工况2开始进行分析验证。

首先,以工况2的各测斜点实测围护结构位移为基准,采用MLAPSO算法对各层土m值进行反演,目标函数为有限元计算得到的围护结构水平位移值与实测围护结构水平位移值的均方根误差之和。由图8可得,工况2下CX19与CX20点处围护结构的实测位移与反演m值计算得到的位移十分接近,说明反演得到的m值可以较好地模拟工况2开挖后的地基土水平抗力比例系数。

将工况2反演得到的各测点m值代入有限元计算工况3下各测点围护结构的水平位移,并与实测位移进行对比验证,如图9所示。工况3下,CX19处围护结构实测最大水平位移约为38 mm,预测围护

表5　基坑 m 值反演结果

Tab. 5　Inversion results of m-value of foundation pit soil

土体名称	初始 m 值/(kN•m^{-4})	反演 m 值/(kN•m^{-4})	m 相对误差/%
①$_1$人工填土	3 000	3 723	24.10
②$_1$粉质黏土	3 000	3 003	0.10
③ 淤泥质粉质黏土	3 000	2 999	0.03
④ 淤泥质黏土	1 500	1 500	0
⑤$_1$黏土	3 000	2 999	0.03
⑥$_{1j}$沙质粉土	5 000	5 001	0.02
⑤$_{3-1}$粉质黏土夹沙质粉土	5 000	4 999	0.02

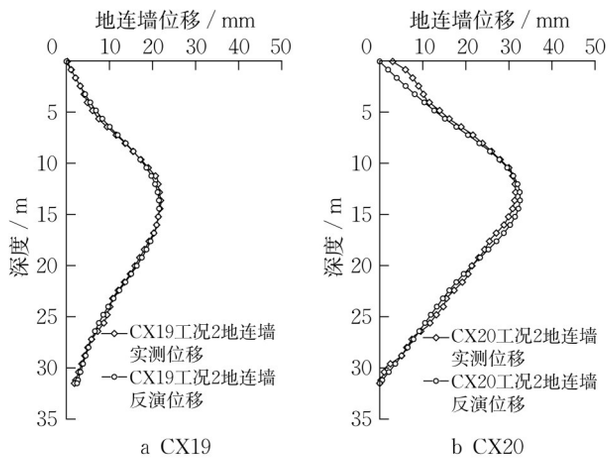

图8　工况2地连墙位移拟合

Fig. 8　Displacement fitting of the diaphragm wall in Working condition 2

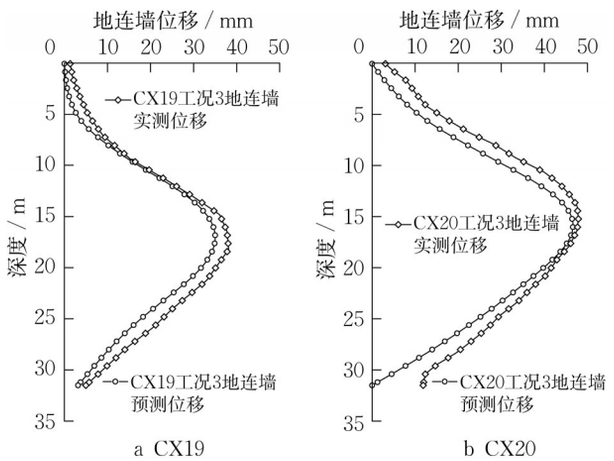

图9　工况3地连墙预测及实测位移对比

Fig. 9　Comparison of prediction and measured displacement of diaphragm wall in Working condition 3

结构水平位移约为35 mm,相对误差较小,且最大位移发生位置较为接近。CX20处围护结构实测最大水平位移为48 mm,采用反演得到的 m 值计算的围护结构最大水平位移为50 mm,相对误差约4%,围护结构水平位移模式也较为接近,表明采用工况2反演得到的 m 值进行预测工况3变形的预测结果较为准确。

与工况2类似,将工况3下CX19与CX20点处的围护结构实测位移作为基准值,对各层土体的 m 值进行反演,结果见图10。工况3下各测点围护结构的实测位移与反演 m 值计算得到的位移接近,反演得到的 m 值可以较好模拟工况3开挖后的地基土水平抗力比例系数。

将工况3反演得到的各测点 m 值代入有限元计算工况4下各测点围护结构的水平位移,并与实测位移进行对比验证,如图11所示。工况4下,CX19处围护结构实测最大水平位移约为83 mm,采用反演得到的 m 值计算的围护结构最大水平位移为88 mm,相对误差仅5%左右。CX20处围护结构实测最大水平位移为109 mm,采用反演得到的 m 值计算的围护结构最大水平位移为108 mm,相对误差不

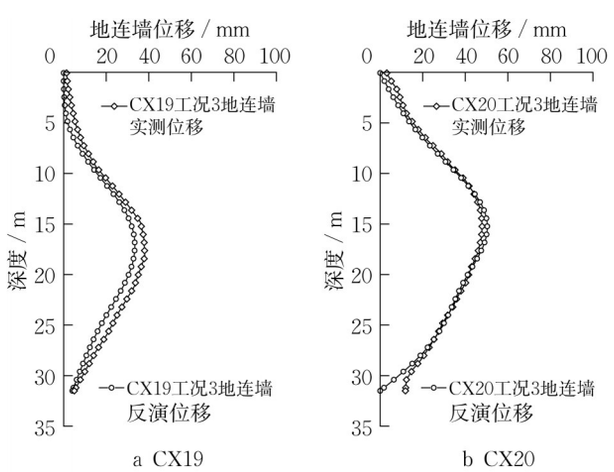

图10　工况3地连墙位移拟合

Fig. 10　Displacement fitting of the diaphragm wall in Working condition 3

到1%。两测点在最大位移位置上均存在约5 m的偏差,这种偏差可能是由于坑底加固施工质量不理想所致:加固效果的不均匀导致实际变形最大位置位于坑底下方。但各测点围护结构最大水平位移预测均较为准确,证明了MLAPSO算法在处理复杂地

质条件和深层开挖问题时的有效性。

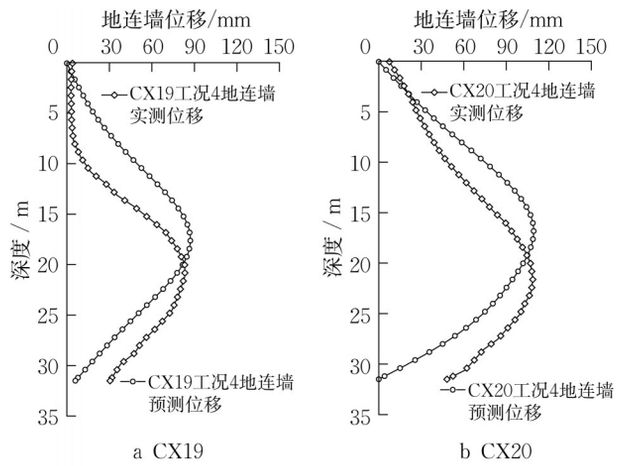

图11 工况4地连墙预测及实测位移对比

Fig. 11 Comparison of prediction and measured displacement of diaphragm wall in Working condition 4

基于基坑开挖的实际案例分析,MLAPSO算法在土体参数反演和变形预测中表现较好。在工况2到工况4的连续分析中,算法不仅精确反演了当前工况的土体参数,并且实现了对下一开挖阶段变形的高精度预测。特别是在工况4的预测中,CX20处围护结构最大水平位移的相对误差不到1%,充分证明了算法的可靠性和准确性。MLAPSO能够应对基坑开挖过程中土体参数随深度变化的复杂情况,且在处理多变地质环境时适应能力较好。未来MLAPSO算法可与伺服支撑系统结合,通过精准预测基坑变形并实时调控伺服支撑轴力,进一步降低基坑施工风险,提高变形控制水平,为城市地下空间开发利用提供更可靠的技术保障。

5 结论

针对复合地层基坑工程反演问题的复杂度较高的问题,提出了一种基于多级学习的自适应粒子群算法(MLAPSO)。基于此方法,采用MatLab软件编制基坑变形计算程序,结合基坑实测变形数据反演基坑分阶段开挖地基土水平抗力比例系数并预测基坑变形。主要研究成果和结论如下:

(1)针对传统智能优化算法易陷入局部最优、精度差等缺点,引入佳点集策略并建立了多级学习机制,提出了MLAPSO算法。通过CEC-2022测试函数集进行性能测试,结果表明MLAPSO算法在全局搜索能力、收敛速度、精度和稳定性等方面都展现出显著优势。特别是在处理复杂的多模态和组合函数时,该算法能够有效平衡全局探索和局部开发,显示出优越的性能。

(2)采用MatLab软件编制了基坑荷载—结构计算模型,并将其与MLAPSO算法相结合,开发出一种新的基坑开挖土体参数反演及变形预测方法。通过与传统经典算法的对比,发现MLAPSO算法在基坑土体参数反演的收敛速度和精度方面表现出色,证明了该算法在岩土工程反演问题上的实用性和有效性。

(3)结合某地铁站基坑工程案例,监测CX19与CX20处围护结构实测位移数据,对本文提出的基于MLAPSO的土体参数反演及基坑开挖变形预测方法进行了验证,预测最大围护结构水平位移与实测的相对误差仅5%左右,验证了该方法的正确性。

作者贡献声明:

何 平:论文构思、算法设计、初稿撰写。
官子愈:初稿撰写、算法设计。
狄宏规:论文构思、初稿审阅及修改。
郭慧吉:论文构思、数据提供。
吴 迪:数据提供。
周俊宏:数据提供。
周顺华:初稿审阅及修改。

参考文献:

[1] 王培鑫,周顺华,狄宏规,等.基坑开挖对邻近铁路路基变形影响与控制[J].岩土力学,2016,37(S1):469.
WANG Peixin, ZHOU Shunhua, DI Honggui, *et al*. Impacts of foundation pit excavation on adjacent railway subgrade and control [J]. Rock and Soil Mechanics, 2016, 37(S1): 469.

[2] 张春会.基坑开挖的数值模拟及土体本构模型和参数反演研究[D].青岛:中国海洋大学,2009.
ZHANG Chunhui. Studies on pit excavation numerical simulation and soil constitutive model and parameter back-analysis [D]. Qingdao: Ocean University of China, 2009.

[3] OU C Y, CHIOU D C, Wu T S. Three-dimensional finite element analysis of deep excavations [J]. Journal of Geotechnical Engineering-ASCE, 1996, 122(5): 337. DOI: 10.1061/(ASCE)0733-9410(1996)122:5(337).

[4] 金银富.基于优化理论的土体本构模型参数识别研究[D].上海:上海交通大学,2017.
JIN Yinfu. identification of soil constitutive model parameters by using optimization methods [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2017.

[5] ZHAO Yue, LUO Jian. Bayesian inverse modeling of large-scale spatial fields on iteratively corrected principal components [J]. Advances in Water Resources, 2021, 151: 103913.

[6] WANG Yankun, TANG Huiming, HUANG Jinsong, *et al*. A comparative study of different machine learning methods for reservoir landslide displacement prediction [J]. Engineering Geology, 2022, 298: 106544.

[7] 毛伟琦,李小珍,王翔,等.基于LSSVM和GWOPSO算法的桥岸边坡位移反演方法研究[J].铁道科学与工程学报,2023, 20(11): 4299. DOI: 10.19713/j. cnki. 43-1423/u.t20231026.
MAO Weiqi, LI Xiaozhen, WANG Xiang, *et al*. Inversion method of bridge abutment slope displacement based on LSSVM and GWOPSO algorithm [J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2023, 20(11): 4299. DOI: 10.19713/j.cnki.43-1423/u.t20231026.

[8] EBERHART R C, KENNEDY J . A New optimizer using particle swarm theory [C]// Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, 1995. [S.l.]: [s.n.]: 1995: 39 - 43. DOI: 10.1109/MHS.1995.494215.

[9] JOHN H, HOLLAND, Adaptation in natural and artificial systems [M]. Cambridge: MIT Press, 1992.

[10] Kirkpatrick S, Gelatt C D, Vecchi M P. Optimization by simulated annealing[J]. Science, 1983, 220:671.

[11] KENNEDY J, EBERHART R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm [C]//1997 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. [S.l.]: IEEE, 1997: 39-43. DOI:10.1109/ICSMC.1997.637339.

[12] KIEFER J. On large deviations of the empiric D. F. of vector chance variables and a law of the iterated logarithm [J]. Pacific Journal of Mathematics, 1961, 11(3): 649. DOI: 10.2140/pjm.1961.11.649.

[13] GUAN Ziyu, REN Changjiang, NIU Jingtai, *et al*. Great Wall Construction Algorithm: a novel meta-heuristic algorithm for engineer problems [J]. Expert System with Applications, 2023, 15: 233. DOI:10.1016/j.eswa. 2023.120905.

[14] Bakır H. Comparative performance analysis of metaheuristic search algorithms in parameter extraction for various solar cell models [J]. Environmental Challenges, 2023, 11: 100720. DOI:10.1016/j.envc.2023.100720.

[15] ARAS S, GEDIKLI E, KAHRAMAN H T. A novel stochastic fractal search algorithm with fitness-Distance balance for global numerical optimization[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2021, 61: 100821. DOI: 10.1016/j.swevo.2020.100821.

[16] HAKLI H, UĞUZ H. A novel particle swarm optimization algorithm with Levy flight[J]. Applied Soft Computing, 2014, 23: 333. DOI:10.1016/j.asoc.2014.06.034.

[17] BARTHELEMY P, BERTOLOTTI J, WIERSMA D. A Lévy flight for light [J]. Nature, 2008, 453: 495. https://doi.org/10.1038/nature06948.

[18] BIEDRZYCKI R. Revisiting CEC 2022 ranking: a new ranking method and influence of parameter tuning[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2024, 89: 101623. DOI: 10.1016/j.swevo.2024.101623.

[19] NIU Jingtai, REN Changjiang, GUAN Ziyu, *et al*. Dujiangyan irrigation system optimization (DISO): a novel metaheuristic algorithm for dam safety monitoring [J]. Structures, 2023, 54: 399. DOI:10.1016/j.istruc.2023.04.102.

[20] 中华人民共和国住房和城乡建设部.建筑基坑支护技术规程:JGJ 120—2012[S].北京:中国建筑工业出版社, 2012.
Ministry of Housing and Urban-Rural Development of the People's Republic of China. Technical specification for retaining and protection of building foundation excavations: JGJ 120—2012 [S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2012.

[21] 黄彪,李明广,侯永茂,等.轴力自补偿支撑对支护结构受力变形影响研究[J].岩土力学, 2018, 39(S2): 359. DOI: 10.16285/j.rsm.2018.1310.
HUANG Biao, LI Mingguang, HOU Yongmao, *et al*. Effect of auto-compensating steel struts on stress and deformation behaviors of supporting structures [J]. Rock and Soil Mechanics, 2018, 39(S2): 359. DOI: 10.16285/j.rsm.2018.1310.

[22] 孙钱程,李邵军,赵洪波,等.基于位移和松弛深度的岩体参数概率反分析方法[J].岩石力学与工程学报, 2019, 38(9): 1884.
SUN Qiancheng, LI Shaojun, ZHAO Hongbo, *et al*. Probabilistic back analysis of rock mechanical parameters based on displacement and relaxation depth [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2019, 38(9): 1884.

[23] JIN Yinfu, YIN Zhenyu, ZHOU Wanhuan, *et al*. Intelligent model selection with updating parameters during staged excavation using optimization method [J]. Acta Geotechnica, 2020, 15(9): 2473. DOI:10.1007/s11440-020-00936-6.