

DOI:10.13409/j.cnki.jdpme.20250224001

# 基于改进蜣螂优化算法的本构模型多参数 标定方法及应用\*

卢 玘<sup>1</sup>, 于 洋<sup>1,2</sup>, 刘松林<sup>1</sup>, 王天龙<sup>1,3</sup>, 徐子涵<sup>1</sup>

(1. 浙江大学海洋学院, 浙江 舟山 316000; 2. 浙江大学海南研究院, 海南 三亚 572025;  
3. 南洋理工大学土木与环境工程学院, 新加坡 618798)

**摘要:** 多参数本构模型的标定是其准确刻画岩土体复杂应力应变关系的关键和难点。针对复杂本构模型参数多、标定难的问题,本研究通过融合动态范围调整机制、T分布变异策略、Levy飞行全局搜索和多策略种群更新机制,改进蜣螂优化算法。通过优化典型标准函数,并与蜣螂优化算法(DBO)、灰狼优化算法(GWO)、麻雀搜索算法(SSA)、鲸鱼优化算法(WOA)和北鹰优化算法(NGO)的优化结果进行对比,验证了改进蜣螂优化算法在全局优化能力和参数标定效率方面均表现出显著的提升。基于三维多重机构界面模型,构建算法-本构模型双向数据交互机制程序,结合砂土三轴试验数据开展参数标定,对比改进蜣螂算法和传统蜣螂算法参数标定结果可知:改进蜣螂优化算法最优适应度值显著降低,平均无效运行率由改进前的8.75%降至4.17%,有效克服了早熟收敛问题。参数标定后获得的应力-应变曲线,在峰值偏应力、残余应力等关键点及整体趋势上与试验数据具有良好的 consistency,为复杂本构模型多参数标定提供了方法支撑。

**关键词:** 本构模型; 参数标定; 优化算法; 间断级配砂土

**中图分类号:** TU43 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-2132(2025)05-1014-10

## Multi-parameter Calibration Method and Application of Constitutive Model Based on Improved Dung Beetle Optimization Algorithm

LU Pin<sup>1</sup>, YU Yang<sup>1,2</sup>, LIU Songlin<sup>1</sup>, WANG Tianlong<sup>1,3</sup>, XU Zihan<sup>1</sup>

(1. Ocean College, Zhejiang University, Zhoushan 316000, China;

2. Hainan Research Institute, Zhejiang University, Sanya 572025, China;

3. School of Civil and Environmental Engineering, Nanyang Technological University, Singapore 618798)

**Abstract:** The calibration of multi-parameter constitutive models is both the key and the challenge for accurately characterizing the complex stress-strain relationships of geotechnical materials. To address the issues of numerous parameters and difficult calibration in complex constitutive models, this study improved the dung beetle optimization algorithm by integrating dynamic range adjustment mechanisms, T-distribution variation strategies, Levy flight global search, and multi-strategy population update mechanisms. By optimizing typical benchmark functions and comparing the optimization results

\* 收稿日期:2025-02-24;修回日期:2025-04-07

基金项目:国家自然科学基金项目(42277129)、浙江省杰出青年科学基金项目(LR24E080004)、中央高校基本科研业务费专项资金(226-2024-00197)资助

作者简介:卢玘(1999—),女,硕士研究生。主要从事岩土工程研究。E-mail:22234159@zju.edu.cn

通信作者:于洋(1986—),男,副教授,博士。主要从事地质灾害防控研究。E-mail:yang-yu@zju.edu.cn

with those of the dung beetle optimization (DBO), gray wolf optimization (GWO), sparrow search algorithm (SSA), whale optimization algorithm (WOA), and northern goshawk optimization (NGO), the improved dung beetle optimization algorithm was verified to achieve significant improvements in both global optimization capability and parameter calibration efficiency. Based on a three-dimensional multi-mechanism bounding surface model, a bidirectional data interaction mechanism program between the optimization algorithm and the constitutive model was established. Parameter calibration was performed using triaxial test data of sandy soil. The comparison of the parameter calibration results between the improved dung beetle algorithm and the traditional dung beetle algorithm demonstrated that the optimal fitness value of the improved algorithm was significantly reduced, and the average invalid operation rate decreased from 8.75% to 4.17%, effectively overcoming premature convergence. The stress-strain curve obtained after parameter calibration showed good agreement with the experimental data in key aspects such as peak deviatoric stress, residual stress, and overall trends, providing methodological support for the multi-parameter calibration of complex constitutive models.

**Keywords:** constitutive model; parameter calibration; optimization algorithm; gap-graded sandy soil

## 0 引言

掌握岩土体应力应变特性及其在不同环境条件下的演变规律,是防治滑坡等岩土工程灾害的关键前提<sup>[1-2]</sup>。本构模型是定量描述岩土体应力应变关系的重要工具,随着研究的深入,复杂本构模型表征岩土体非线性行为的能力不断增强,合理准确地标定模型参数,是分析岩土体力学行为、确保岩土灾害有效防控的关键环节。模拟岩土体非均质性和复杂力学特性能力的增强,伴随着模型所需标定的参数数量增加,显著提高了参数标定的难度。建立高效的参数标定方法,不仅有助于提高参数标定精度和效率,而且对于复杂本构模型的推广应用具有重要意义。

优化算法如梯度法、遗传算法、麻雀优化算法等因其全局搜索能力和易于实现的特点,在本构模型参数标定领域得到广泛应用<sup>[3-6]</sup>。梯度法和单纯形算法作为确定性优化方法,通常基于单一解进行搜索,目标是找到误差函数的局部最小值<sup>[7-8]</sup>。这类方法以一个初始猜测解作为起点,优化方案通常随机选自搜索空间,因此最终的优化方案可能陷入局部最优。相比之下,进化算法(如遗传算法,粒子群等)被认为是极具前景的全局优化器<sup>[9]</sup>。A. Papon等<sup>[10]</sup>采用单目标和多目标遗传算法,通过反演分析优化获得Mohr-Coulomb模型参数。陈家琦等<sup>[11]</sup>在OpenMP并行指令中引入动态变异系数,改进了自适应混沌变异粒子群算法,改进算法不仅能够有效避免算法陷入局部最优的问题,还大幅降低计算耗

时。上述优化算法已在简单本构模型(如Mohr-Coulomb模型、Duncan-Chang模型等)参数标定方面取得成效,但在复杂本构模型(如三维弹塑性模型、各向异性模型)参数标定方面应用较少<sup>[12-15]</sup>。主要原因是计算复杂性高,对算法的全局搜索能力和标定效率提出了更高的要求。此外,复杂本构模型中涉及的参数数量较多,参数间的强耦合性和非线性特性使得误差函数更加复杂,从而提高了优化问题的难度,如三维多重机构界面模型涉及13个参数,具有物理含义的参数有10个,参数标定过程复杂耗时<sup>[16]</sup>。

针对复杂本构模型参数多、标定难的问题,本文通过引入动态范围调整机制、T分布变异策略及多策略种群更新机制,提升了蜣螂优化算法的全局搜索能力和优化效率。选用CEC 2005测试集中的6个经典标准测试函数进行仿真实验,并与其他五种优化算法进行对比分析,验证了改进算法的可靠性。构建算法-本构模型双向数据交互机制程序,基于间断级配砂土的三轴压缩试验数据,对能够表征侵蚀程度的三维多重机构界面模型的参数进行标定,并与传统蜣螂优化算法进行效果比较,验证所提出的参数标定方法的有效性,为复杂本构模型多参数标定提供一种解决方法。

## 1 蜣螂优化算法

蜣螂优化算法(Dung Beetle Optimization, DBO)是一种模拟蜣螂行为(滚球、觅食、繁殖和导航)的群体智能优化算法<sup>[17]</sup>,可实现位置-行为搜索

功能,将种群中每个蜣螂个体表示为解空间中的候选解  $x_i \in R^D$ ,其位置根据行为规则动态更新,以逐步逼近目标函数的全局最优值。具体来说,在本构模型的参数标定过程中,每个蜣螂个体的位置对应于本构模型中参数的一组解,解空间的维度由参数的个数决定,通过算法寻找最优参数组合。

DBO将种群划分为滚球蜣螂、育雏球、小蜣螂和小偷蜣螂。滚球蜣螂通过参考全局最优解  $X^b$  和自身历史最优解,模拟导航行为,以实现解空间的全局搜索。其位置更新公式考虑了导航路径的偏差和光强变化,通过适当的扰动因子  $\alpha$  和  $\Delta x$  提高搜索的灵活性。

育雏球则通过动态调整搜索区域,模拟雌性蜣螂的产卵行为。基于当前的局部最优解  $X^*$ ,定义一个动态范围  $[Lb^*, Ub^*]$ ,并根据公式(1)更新位置:

$$B_i(t+1) = X^* + b_1 \times (B_i(t) - Lb^*) + b_2 \times (B_i(t) - Ub^*) \quad (1)$$

式中,  $B_i(t)$  是第  $t$  次迭代时第  $i$  个育雏球的位置信息;  $b_1$  和  $b_2$  代表两个大小为  $1 \times D$  的独立随机向量;  $D$  表示优化问题的维度。

小蜣螂聚焦于局部开发,通过构建最优觅食区域  $[Lb^b, Ub^b]$  引导幼体觅食,其位置更新公式如下:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + c_1(x_i(t) - Lb^b) + c_2(x_i(t) - Ub^b) \quad (2)$$

式中,  $x_i(t)$  表示第  $t$  次迭代时第  $i$  只小蜣螂的位置信息;  $c_1$  表示遵循正态分布的随机数,  $c_2 \in (0, 1)$  表示随机向量。

小偷蜣螂则采用随机扰动策略,以全局最优解  $X^b$  为基准,通过以下公式更新位置:

$$x_i(t+1) = X^b + S \times g \times (|x_i(t) - X^*| + |x_i(t) - X^b|) \quad (3)$$

式中,  $x_i(t)$  表示第  $t$  次迭代时第  $i$  只小偷蜣螂的位置信息;  $g$  是一个大小为  $1 \times D$  维的随机向量,服从于正态分布;  $S$  表示恒定值。

## 2 蜣螂优化算法的改进

DBO在处理复杂优化问题时,存在全局探索能力不足、局部搜索效率低以及种群多样性下降等问题。本文引入随机拉丁超立方初始化种群、动态搜索范围调整机制、T分布变异策略以及Levy飞行全局搜索策略,结合多策略更新种群位置,建立改进的

蜣螂优化算法(T-Distribution and Levy-Enhanced Dung Beetle Optimization, TL-DBO),从而实现全局探索与局部开发的协同优化。

### 2.1 基于随机拉丁超立方的种群初始化

DBO随机生成的种群分布可能存在不均匀性,导致部分搜索空间被忽略,从而降低算法的全局搜索能力和种群多样性。为解决这一问题,本文提出的TL-DBO采用了随机拉丁超立方采样(RLHS)作为种群初始化方法,其将搜索空间在每个维度上划分为  $P$  个等分区间,每个个体在不同区间内随机采样,保证种群个体在各维度上均匀分布。种群初始化公式如下:

$$x_i^{(d)} = lb_d + \text{rand}(P_d) \cdot \frac{ub_d - lb_d}{P} \quad (4)$$

式中,  $lb_d$  和  $ub_d$  分别为第  $d$  维的上下限;  $\text{rand}(P_d)$  为第  $d$  维随机排列的采样索引,  $P$  为划分区间数。

该方法在理论上具有优良的均匀性指标,相比随机初始化,RLHS在提高种群覆盖性的同时保持一定的随机性,有效增强了全局搜索能力和种群多样性。

### 2.2 动态范围调整机制

为实现全局探索与局部开发的动态平衡,本文引入一种基于迭代进程的动态范围调整机制,采用调整因子  $R$  控制搜索半径,其定义为:

$$R = 1 - \frac{t}{\max\_iter} \quad (5)$$

式中,  $t$  表示当前迭代次数;  $\max\_iter$  为最大迭代次数。随着迭代的进行,  $R$  从1线性减小到0,从而逐步收缩搜索半径。

种群个体的位置更新公式结合了  $R$  和随机扰动,具体表示为:

$$x_i(t+1) = X^b \cdot R + N(0, \sigma) \quad (6)$$

式中,  $N(0, \sigma)$  为均值为0、标准差为  $\sigma$  的高斯随机变量。

### 2.3 T分布变异策略

在优化算法中,局部开发能力直接影响解的精度和收敛效率。DBO在局部搜索阶段的能力有限,主要依赖高斯噪声的扰动。而高斯分布的快速衰减特性限制了搜索范围,尤其在多峰函数优化中,易陷入局部最优解,导致收敛速度减慢和种群多样

性下降。为克服这一问题,本文引入T分布变异策略,通过T分布的长尾特性增强搜索的跳跃能力和灵活性。T分布变异策略的个体位置更新公式为:

$$x_i(t+1)=x_i(t)+x_i(t)\cdot t(df) \quad (7)$$

式中, $t(df)$ 是自由度为 $df=1$ 的T分布随机变量, $df$ 表示分布的自由度,控制分布的形状。T分布的概率密度函数(PDF)定义为:

$$f(x;df)=\frac{\Gamma(\frac{df+1}{2})}{\sqrt{df\pi}\cdot\Gamma(\frac{df}{2})}\cdot(1+\frac{x^2}{df})^{-\frac{df+1}{2}} \quad (8)$$

式中, $\Gamma(\cdot)$ 是伽马函数, $df$ 越小,T分布的尾部越长,跳跃能力越强。

## 2.4 Levy飞行全局搜索

DBO在全局搜索阶段的随机搜索策略由于跳跃范围的不足或方向性限制,导致搜索效率较低,尤其在高维复杂优化问题中容易陷入局部最优解。为了解决这一问题,本文引入Levy飞行全局搜索方法,通过模拟Levy分布的非对称跳跃行为,实现高效的全局探索。Levy飞行的核心优势在于能够平衡搜索的广度与深度,为全局搜索提供灵活性和高效性。Levy飞行的随机步长为:

$$\text{Levy}=\frac{u}{|v|^{1/\beta}} \quad (9)$$

式中, $u\sim N(0,\sigma_u^2)$ 和 $v\sim N(0,1)$ 分别为标准正态随机变量; $\beta\in(1,2]$ 为Levy分布的稳定指数,控制分布的跳跃特性;参数 $\sigma_u$ 为步长的标准差,由以下公式给出:

$$\sigma_u=\left[\frac{\Gamma(1+\beta)\sin(\pi\beta/2)}{\Gamma((1+\beta)/2)\beta 2^{\beta-1/2}}\right]^{1/\beta} \quad (10)$$

在TL-DBO中,Levy飞行通过以下更新公式应用于种群的一部分个体:

$$x_i(t+1)=X^b+\text{Levy}\cdot N(0,\sigma) \quad (11)$$

式中, $N(0,\sigma)$ 表示高斯噪声,增强了种群跳跃的随机性与灵活性。

## 2.5 多策略种群更新机制

为克服DBO种群更新策略单一、易陷入局部最优的问题,本文设计一种多策略种群更新机制,将种群划分为三个动态功能子群,分别执行全局探索、局部开发和动态收敛任务。第一子群侧重全局探索,利用Levy飞行快速覆盖搜索空间的远端区

域;第二子群负责局部开发,借助T分布变异对当前的优质解进行精细化调整;第三子群通过动态范围调整机制引导种群逐步收敛到最优解附近,提升解的质量与稳定性。基于MATLAB将上述更新机制程序化,具体流程为:

(1)初始化一个规模为 $M$ ,维度为 $D$ 的种群,通过随机拉丁超立方采样;

(2)计算种群初始适应度,找到初始全局最优解;

(3)复制当前种群及其对应适应度,更新动态调整因子 $R$ ;

(4)比较各种群适应值,将适应值最小的种群的位置作为当前的全局最优位置;

(5)更新种群位置,种群按比例分成三类,生成Levy飞行步长,根据式(11)更新第一子群的位置,计算新位置的适应度,生成T分布扰动,根据式(7)更新第二子群的位置及适应度,生成高斯噪声,根据式(6)更新第三子群的位置及适应度;

(6)如果满足终止条件,则输出最优解与最优值,否则返回第(3)步。

## 3 应用改进算法标定参数流程

基于试验数据标定本构模型参数时,适应度函数用于计算试验和模拟数据间的误差,通过将其最小化寻找参数的最优解,在本方法中适应度函数为:

$$\text{Fit}(x)=\sqrt{\frac{1}{M}\sum_{i=1}^M\left(\frac{U_{\text{exp}}^i-U_{\text{num}}^i}{U_{\text{exp}}^i}\times 100\right)^2} \quad (12)$$

$$\text{Fitness}=(\text{Fit}(\text{stress})+\text{Fit}(\text{strain}))/2 \quad (13)$$

式中,种群位置代表本构模型参数, $U_{\text{exp}}^i$ 指当前种群对应的应力或应变值; $U_{\text{num}}^i$ 指试验数据。

TL-DBO与本构模型的双向数据交互机制程序如图1所示,参数标定步骤如下:

(1)初始化TL-DBO的参数,设置适应度函数;

(2)赋予待标定参数初始值,调用本构模型程序计算应力应变;

(3)读取试验和本构模型模拟应力应变数据,通过TL-DBO最小化适应度函数值,更新种群 $M$ 位置;

(4)读取参数值文件,赋予待标定参数更新值,进行新一轮计算。

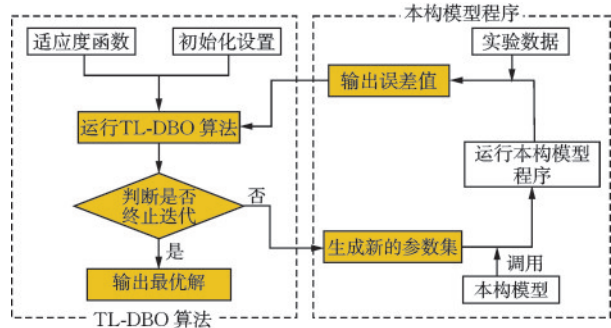


图1 参数标定程序框图

Fig.1 Flowchart of parameter calibration procedure

## 4 改进算法对比测试

为测试 TL-DBO 的性能,将其与蜣螂优化算法 (DBO)、灰狼优化算法 (GWO)、麻雀搜索算法 (SSA)、鲸鱼优化算法 (WOA) 和北鹰优化算法 (NGO) 进行对比。DBO 是 2023 年提出的全新生物启发式优化算法<sup>[17]</sup>, SSA<sup>[18]</sup> 与 NGO<sup>[19]</sup> 也是近五年内提出的代表性算法,体现了群体智能优化领域的最新发展。GWO<sup>[20]</sup> 和 WOA<sup>[21]</sup> 是经典的群智能算法,已在多种优化问题中表现出色,具有较高的应用价值。此外,所选算法已在参数标定领域取得成功应用,如 Y. Zhang 等<sup>[22]</sup> 采用 GWO-SVM 模型准确预测砂土在不同加载条件下的应力-应变行为, K. Peng 等<sup>[23]</sup> 结合 WOA、SSA 和 GWO 等算法与 ANN、ANFIS 模型有效提高了土壤压缩指数 ( $C_c$ ) 的预测精度,成为替代传统固结试验的有力工具。

所选算法在生物行为机制上各具特色,模拟了掠食、觅食、导航等不同的生物行为,其多样化的搜索策略为全面评估 TL-DBO 的优越性提供支持。因此,通过与这些代表性算法进行对比,能够全面评估 TL-DBO 在参数标定效率和精度方面的提升水平。

通过优化数学标准测试函数测试算法的优化性能是一种常用方法<sup>[24]</sup>。选用如图 2 所示的 6 个经典标准测试函数 (F1、F2、F3、F4、F10、F11) 测试各算法的性能。F1~F4 为单峰函数,用于验证算法的收敛速度和寻优能力, F10、F11 为多峰函数,重点测试算法避免局部最优陷阱和找到全局最优解的能力。改进算法在单峰函数上表现出更高的优化精度和更快的收敛速度,同时,在多峰函数上保持低标准差和接近理论最优解的结果,则说明其平衡了探索和开发能力,性能优越。各算法参数设置如表 1 所示,设置各算法种群规模、维度、最大迭代次数分别为 30、10 和 500。为避免单次运行偏差、结果分布偏差等造成的影响,每个测试独立运行 10 次。测试计算机安装 64 位 Windows 11 操作系统, CPU 型号为 i7-12700F、主频为 2.10 GHz。

在基于 6 个标准测试函数的性能评估中,通过对各算法优化指标 (最优值、最差值、平均值及标准差) 进行对数转换 (零值保留原值) 得到可视化对比结果 (图 3)。转换后数值越小表明指标实际值越趋近于理论最优解 0。实验结果表明: (1) 在单峰函数 F1~F2 测试中, TL-DBO 的平均值精确收敛至理论最优值,且标准差均趋近于零,展现出算法在解空

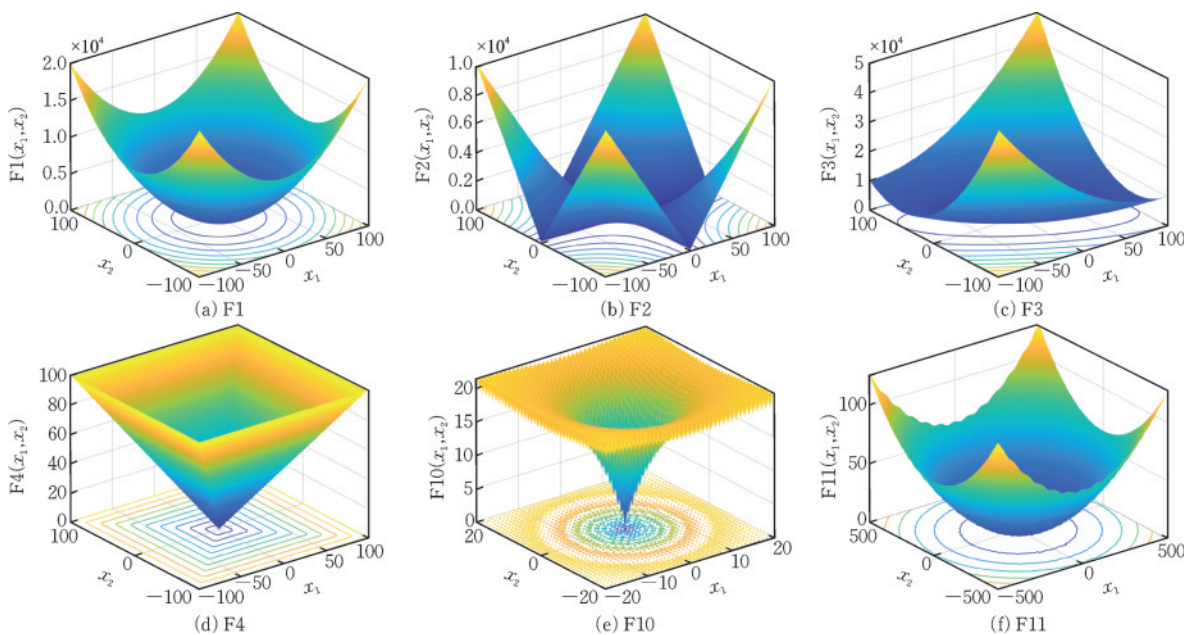


图2 基准测试函数的二维形状

Fig.2 Two-dimensional versions of benchmark functions

表 1 算法参数值设置

Table 1 Parameter value settings of algorithms

算法名称	参数
TL-DBO	$B=1.5-0.5 \times (t\_iter/Max\_iter), R=1-t\_iter/Max\_iter$
DBO	$R=1-t\_iter/Max\_iter, k=0.1, s=0.5, b=0.3$
GWO	$a=2-t\_iter \times (2/Max\_iter)$
SSA	$S_p=0.2, P_d=0.2, S_r=0.8$
WOA	$a=2-t\_iter \times (2/Max\_iter)$
NGO	$R=1-t\_iter/Max\_iter, E=0.2$

间的强稳定性与优化精度;(2)对于单峰函数 F3~F4, TL-DBO 的平均值显著小于其他算法,如

在 F3 中 TL-DBO 平均值(3.38E-178)远小于 DBO 的(4.25E-59),同时其最差值优于对比算法的最优值,证明其在局部搜索能力上的突破。(3)在多峰函数测试中,TL-DBO 在 F10 中取得 4.44E-16 的平均精度,较 GWO(1.01E-13)提升 3 个数量级,且优于其余四种算法;对于 F11 函数,TL-DBO、SSA 及 NGA 均达到理论最优解(各指标均为 0)。此外,TL-DBO 标准差为 0,有效平衡了全局探索和局部开发能力。

收敛性分析(图 4(a~c))表明,TL-DBO 在处理 F1~F3 单峰函数时,在迭代初期(100~200 代),即快速下降阶段,较其他算法提前进入收敛状态。值

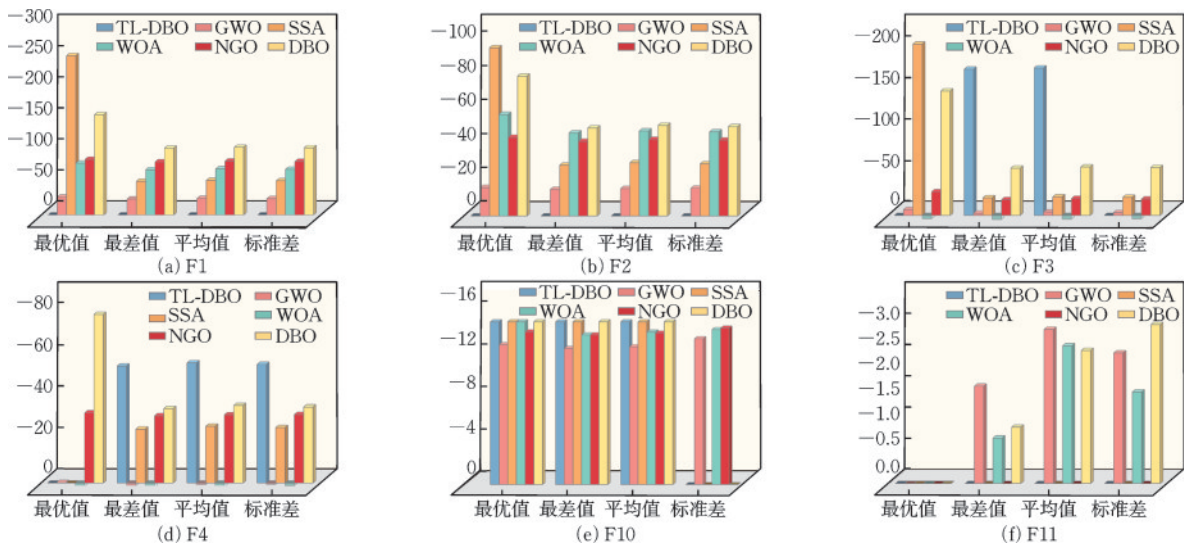


图 3 不同算法在测试集上的结果对比

Fig.3 Comparison of results of different algorithms on test set

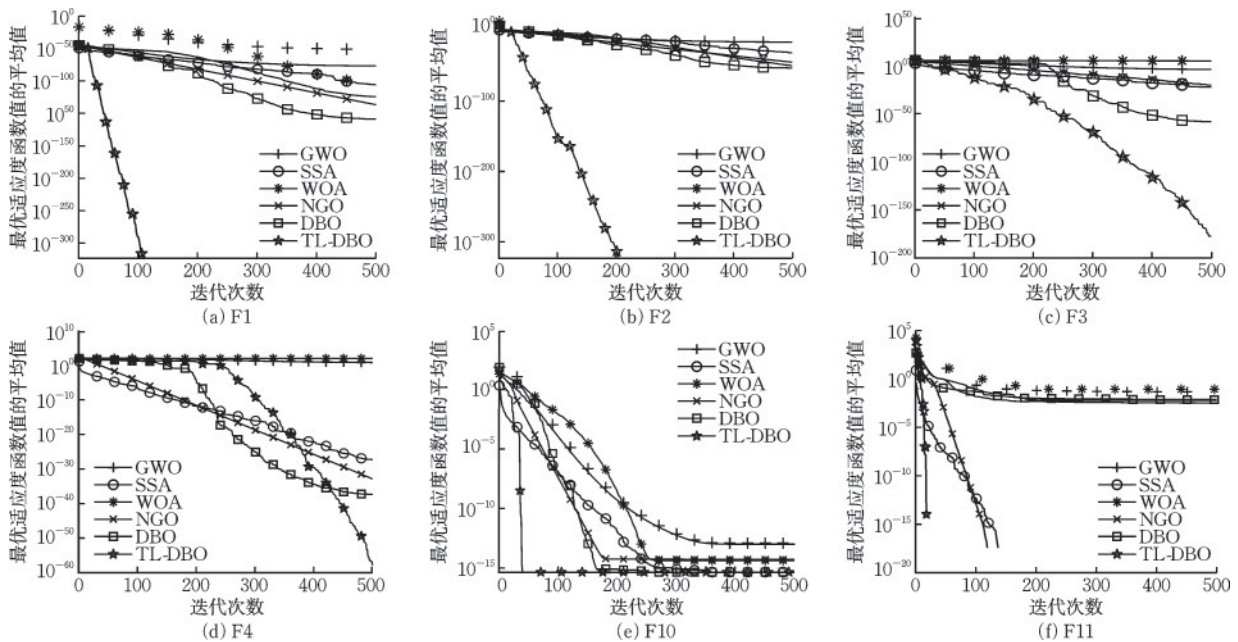


图 4 六种算法平均收敛曲线

Fig.4 Average convergence curves of six algorithms

得注意的是,图4(e~f)显示,TL-DBO在F10收敛曲线中仅需50代即达到1E-15精度,而同期的对比算法仅停滞于1E-5量级,其收敛速率较传统算法提升5个数量级,这得益于算法中引入的T分布变异策略和多策略种群更新机制。

在解决上述复杂问题时,所提出的TL-DBO展现出更快的收敛速度和更优的精度,进一步提升了解决问题的效率,说明通过随机拉丁超立方的种群初始化、动态范围调整机制、T分布变异策略、Levy飞行全局搜索和多策略种群更新机制的协同作用能够有效克服对比算法早熟收敛与全局或局部搜索效率低下问题。

## 5 改进算法的应用

渗流作用下,间断级配土易发内侵蚀,对地基、斜坡和水坝的稳定性状态影响显著。内侵蚀引发的细颗粒流失导致孔隙比不均匀增加,土体骨架变形,引起土体刚度、剪切强度和有效内摩擦角降低,以及剪胀性变化<sup>[25-29]</sup>。为刻画间断级配土内侵蚀机制,以细颗粒流失率( $FC_e$ )作为核心参数,将其引入三维多重机构界面模型<sup>[16]</sup>,通过细颗粒流失率描述临界状态孔隙比( $e_c$ )和应力比( $q_c$ ):

$$e_c = (e_{r0} + k_1 FC_e) - \lambda_c \ln(p/p_a) \quad (14)$$

$$q_c = (M_{c0} + k_2 FC_e) p_c \quad (15)$$

式中, $e_{r0}$ 、 $M_{c0}$ 为未侵蚀条件下的临界状态参数; $k_1$ 、 $k_2$ 为根据不同侵蚀程度间断级配砂土三轴试验数据确定的参数; $\lambda_c$ 是临界状态参数; $p_c$ 为临界状态时平均有效应力。

引入上述参数后,三维多重机构界面模型共需标定15个模型参数。其中, $M_c$ 、 $e_r$ 、 $\lambda_c$ 通过拟合试验数据得到的临界应力比和 $e-p$ 空间中的临界状态曲线确定。其余12个参数( $G_0$ 、 $v$ 、 $d_1$ 、 $n_d$ 、 $n_p$ 、 $h_1$ 、 $h_2$ 、 $k_1$ 、 $k_2$ 、 $G_1$ 、 $G_2$ ),基于Python程序,利用算法-本构模型双向数据交互机制程序进行参数标定,开展TL-DBO与DBO的参数标定对比实验。

选取三组间断级配砂土内侵蚀前后的固结排水试验数据<sup>[28-29]</sup>,一组是G.D. Cai等<sup>[28]</sup>对初始细粒含量为25%的平潭标准砂,利用改装剪切设备对土样进行四种不同程度的侵蚀试验,随后在初始有效围压50 kPa条件下,进行固结排水试验。剩余两组是C. Chen等<sup>[29]</sup>利用盐溶法,初始有效围压50 kPa,

对两种不同初始细粒含量( $FC_0=20\%$ 和 $FC_0=35\%$ )的间断级配砂土样进行四种不同程度的侵蚀试验和三轴剪切试验。

参数标定对比实验采用统一控制变量法:设定参数搜索空间为 $[0.1, 500]$ ,最大迭代次数为500次,每种工况独立运行20次以消除随机误差。表2统计结果表明,TL-DBO在各项测试指标中均展现出显著优势。相较于DBO,TL-DBO的最优适应度值整体更低,平均无效运行率从DBO的8.75%下降至4.17%,TL-DBO有效克服了早熟收敛问题。

表2 TL-DBO与DBO参数标定结果对比

Table 2 Comparison of parameter calibration results between TL-DBO and DBO

算法	重复运行次数/次	数据来源	细粒流失率 $FC_e/\%$	最优适应度值	平均无效运行率/%
TL-DBO	20	文献[28]	0	24.38	4.17
			10	44.06	
			20	15.37	
			30	10.66	
			0	50.55	
			5	9.60	
	文献[29] <sup>①</sup>	10	19.28		
		15	107.44		
		文献[29] <sup>②</sup>	0	21.93	
			10	9.60	
			20	11.06	
			30	19.44	
文献[28]	0		26.77		
	10		64.17		
	20	15.68			
	30	13.23			
	DBO	20	文献[29] <sup>①</sup>	0	60.66
				5	19.36
10				20.69	
15				101.43	
文献[29] <sup>②</sup>				0	26.31
				10	6.93
	20	11.32			
			30	23.98	

注:平均无效运行率=迭代过程适应度值停滞的运行次数/总运行次数( $20 \times 4 \times 3 = 240$ 次);①指 $FC_0=20\%$ 的试样三轴剪切数据, $FC_0$ 即试样初始状态的细颗粒含量占试样固体颗粒质量的百分比为20%;②指 $FC_0=35\%$ 的试样三轴剪切数据

图5~图7为通过TL-DBO标定后本构模型模拟的应力应变曲线与试验数据对比图。由图可见,模拟结果与试验数据在整体趋势、关键特性点(峰值偏应力、弹性模量、残余应力)上均表现出良好的一致性,表明TL-DBO能够有效识别本构模型的模型参数,成功捕捉土样的主要力学特性。

从局部标定效果的角度分析,图5(b)中细颗粒流失率为10%和20%,以及图6(b)中细颗粒流失率为5%和10%的体应变剪胀阶段均存在偏差。

可能的原因有:第一,TL-DBO优化方法采用单目标适应度函数,尽管能够有效捕捉整体趋势,但未能针对应力和应变之间的不同敏感性特征进行动态权重调节,导致在优化过程中模型顾此失彼。第二,尽管在优化标准数学测试函数时,TL-DBO算法展现出较强的局部搜索能力,但在处理高维本构模型时,由于参数间存在强耦合关系,局部搜索能力仍有待提高。此外,优化过程中参数范围的设定为固定且统一,而模型中各参数可能具有独立的取

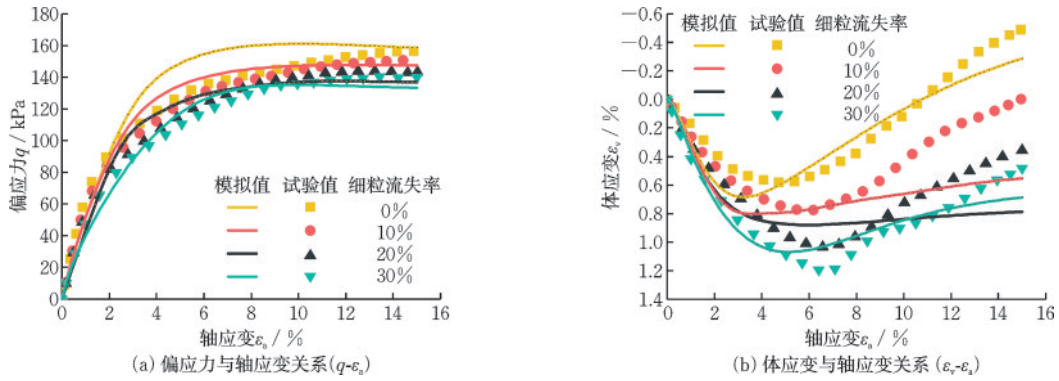


图5 本构模拟结果与G.D. Cai等<sup>[28]</sup>试验结果对比

Fig.5 Comparison between constitutive simulation results and experimental results from G. D. Cai et al<sup>[28]</sup>

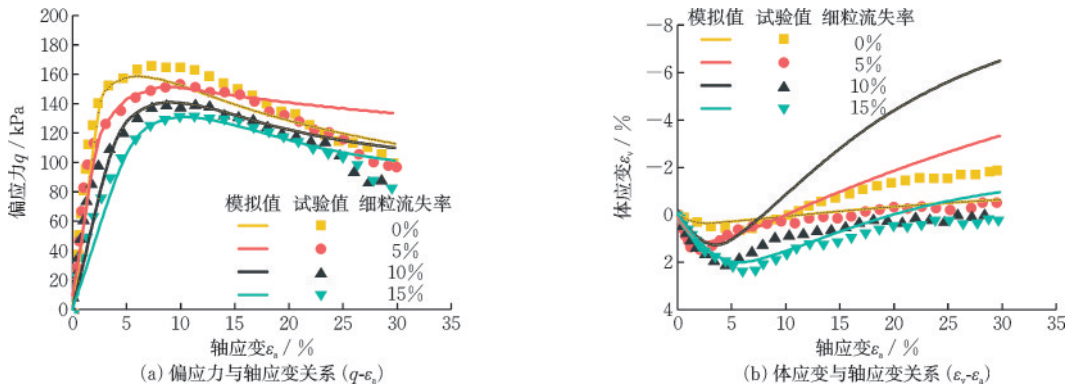


图6 本构模拟结果与C. Chen等<sup>[29]</sup>试验结果对比( $FC_0=20\%$ )

Fig.6 Comparison between constitutive simulation results and experimental results from C. Chen et al<sup>[29]</sup>( $FC_0=20\%$ )

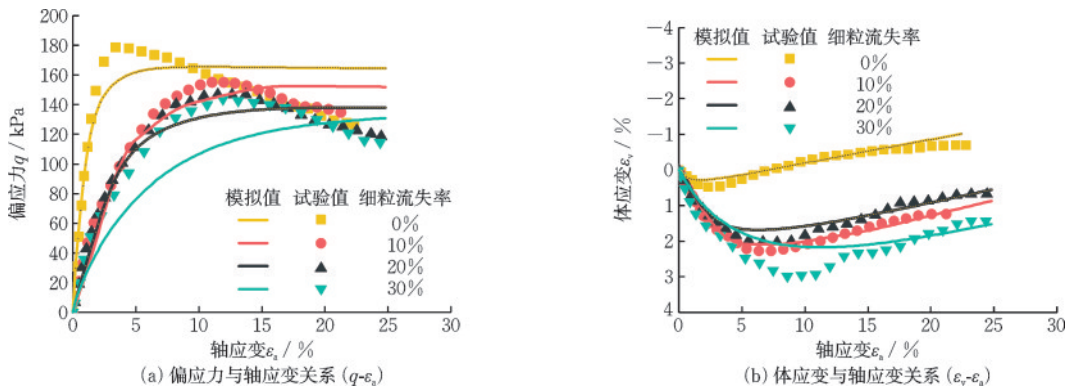


图7 本构模拟结果与C. Chen等<sup>[29]</sup>试验结果对比( $FC_0=35\%$ )

Fig.7 Comparison between constitutive simulation results and experimental results from C. Chen et al<sup>[29]</sup>( $FC_0=35\%$ )

值区间,这种固定范围的设定限制了参数组合的高效优化,进而影响了模型的拟合精度。第三,当前模型在模拟砂土剪切特性时存在一定局限性,特别是在表征内侵蚀作用对砂土的影响方面。内侵蚀过程会显著改变砂土的孔隙结构<sup>[29]</sup>,而砂土的剪切软化与颗粒间接触关系及孔隙结构变化密切相关。现有模型可能未能充分考虑这些因素,导致剪切软化现象的模拟不足。

## 6 结 论

本研究针对土体本构模型参数标定存在的问题,提出融合动态范围调整机制、T分布变异策略、Levy飞行全局搜索及多策略种群更新机制协同优化的改进蜣螂优化算法,建立了改进蜣螂优化算法-本构模型双向数据交互机制程序并开展多参数本构模型标定应用,得到如下结论:

(1) 通过引入动态范围调整机制,TL-DBO在优化过程中有效地解决了原始DBO在不同阶段搜索能力不足的问题。结合T分布变异策略,算法显著提高了局部搜索的精度,同时保持了全局跳跃能力,增强了局部开发的鲁棒性。引入Levy飞行全局搜索后,TL-DBO在处理高维和多峰问题时表现出更强的全局探索能力,能够快速收敛到最优解附近,同时保持种群多样性。通过多策略种群更新机制,TL-DBO实现了全局搜索与局部开发的协同优化,提升了求解效率。

(2) 标准函数测试表明,无论是单峰函数还是多峰函数,TL-DBO的优化精度和收敛速度普遍优于其它算法。本构模型参数标定结果表明,与DBO相比,TL-DBO的最优适应度值整体比DBO低,平均无效运行率由DBO的8.75%降至4.17%。

(3) 基于TL-DBO标定的本构模型参数,使得本构模型模拟的应力-应变曲线与试验数据具有良好的-一致性,能够有效捕捉内侵蚀砂土的力学特性和典型应力应变特性。但本构模拟数值与试验曲线之间存在一定的偏差,未来的研究将着重于通过动态调整参数范围,以改善解空间的探索效果,并优化目标函数的设计,构建多目标优化框架,从而提高求解精度与效率。此外,进一步的探索可集中于将其他全局优化方法与TL-DBO相结合,增强改进算法的鲁棒性和适用性。

## 参考文献:

- [1] 范家玮,张玉芳,周文皎.黄土铁路路堤滑坡破坏机制与防治技术研究[J]. 防灾减灾工程学报, 2024, 44(4): 772-783.  
Fan J W, Zhang Y F, Zhou W J. Research on the failure mechanism and prevention technology of loess railway embankment landslide[J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2024, 44(4): 772-783.(in Chinese)
- [2] 刘红军,武闻禹,耿林,等.全风化花岗岩滑坡稳定性与降雨关系分析[J]. 防灾减灾工程学报, 2024, 44(2): 322-332.  
Liu H J, Wu W Y, Geng L, et al. Analysis of the relationship between stability of fully weathered granite landslides and rainfall[J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2024, 44(2): 322-332.(in Chinese)
- [3] Knabe T, Schweiger H F, Schanz T. Calibration of constitutive parameters by inverse analysis for a geotechnical boundary problem[J]. Canadian Geotechnical Journal, 2012, 49(2): 170-183.
- [4] 李守臣.岩石类脆性材料细观本构模型参数反演方法研究进展[J]. 力学研究, 2020, 9(2): 61-69.  
Li S J. Review of parameter inversion approaches in meso constitutive models for rock brittle materials[J]. International Journal of Mechanics Research, 2020, 9(2): 61-69. (in Chinese)
- [5] Levasseur S, Malecot Y, Boulon M, et al. Soil parameter identification using a genetic algorithm[J]. International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics, 2008, 32(2): 189-213.
- [6] 张宏洋,韩鹏举,马聪,等.基于改进粒子群算法的土石坝动力参数反演研究[J]. 水利水电技术, 2023, 54(6): 110-123.  
Zhang H Y, Han P J, Ma C, et al. Research on back analysis of dynamic parameters of earth-rock dam based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2023, 54(6): 110-123. (in Chinese)
- [7] Calvillo M, Finno R J. Selecting parameters to optimize in model calibration by inverse analysis[J]. Computers and Geotechnics, 2004, 31(5): 410-424.
- [8] Yin Z Y, Hicher P Y. Identifying parameters controlling soil delayed behaviour from laboratory and in situ pressuremeter testing[J]. International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics,

- 2008, 32(12): 1515-1535.
- [9] Wang T L, Zhang K Y, Liu Z H, et al. Prediction and explanation of debris flow velocity based on multi-strategy fusion stacking ensemble learning model[J]. *Journal of Hydrology*, 2024, 638: 131347.
- [10] Papon A, Riou Y, Dano C, et al. Single-and multi-objective genetic algorithm optimization for identifying soil parameters[J]. *International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics*, 2012, 36(5): 597-618.
- [11] 陈家琦, 岑威钧, 李邓军, 等. 基于改进ACMPSO并行算法的土石坝本构参数反演[J]. *水利水电科技进展*, 2021, 41(3): 66-71.  
Chen J Q, Cen W J, Li D J, et al. Inversion of constitutive parameters of earth-rock dams based on improved ACMPSO parallel algorithm[J]. *Advances in Science and Technology of Water Resources*, 2021, 41(3): 66-71. (in Chinese)
- [12] 李守巨, 于申, 李德, 等. 遗传算法的堆石料非线性本构模型参数反演方法[J]. *辽宁工程技术大学学报(自然科学版)*, 2013, 32(9): 1199-1203.  
Li S J, Yu S, Li D, et al. Genetic-algorithm-based procedure for parameter estimation of nonlinear constitutive model for rockfill materials[J]. *Journal of Liaoning Technical University (Natural Science)*, 2013, 32(9): 1199-1203. (in Chinese)
- [13] Yin Z Y, Jin Y F, Huang H W, et al. Evolutionary polynomial regression based modelling of clay compressibility using an enhanced hybrid real-coded genetic algorithm[J]. *Engineering Geology*, 2016, 210: 158-167.
- [14] Yin Z Y, Jin Y F, Shen S L, et al. An efficient optimization method for identifying parameters of soft structured clay by an enhanced genetic algorithm and elastic-viscoplastic model[J]. *Acta Geotechnica*, 2017, 12: 849-867.
- [15] Rokonuzzaman M, Sakai T. Calibration of the parameters for a hardening-softening constitutive model using genetic algorithms[J]. *Computers and Geotechnics*, 2010, 37(4): 573-579.
- [16] 方火浪, 沈扬, 郑浩, 等. 砂土三维多重机构界面模型[J]. *岩土工程学报*, 2017, 39(7): 1189-1195.  
Fang H L, Shen Y, Zheng H, et al. Three-dimensional multi-mechanism bounding surface model for sands[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2017, 39(7): 1189-1195. (in Chinese)
- [17] Xue J K, Shen B. Dung beetle optimizer: A new meta-heuristic algorithm for global optimization[J]. *The Journal of Supercomputing*, 2023, 79(7): 7305-7336.
- [18] Xue J K, Shen B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. *Systems Science and Control Engineering*, 2020, 8(1): 22-34.
- [19] Dehghani M, Hubálovský Š, Trojovský P. Northern goshawk optimization: a new swarm-based algorithm for solving optimization problems[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 162059-162080.
- [20] Mirjalili S, Mirjalili S M, Lewis A. Grey wolf optimizer[J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69: 46-61.
- [21] Mirjalili S, Lewis A. The whale optimization algorithm[J]. *Advances in Engineering Software*, 2016, 95: 51-67.
- [22] Zhang Y, Qiu J B, Zhang Y G, et al. The establishment of a constitutive model of sand under monotonic loading by adopting the support vector machine (SVM)[J]. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2022, 47(4): 4421-4435.
- [23] Peng K, Nait Amar M, Ouair H, et al. Automated design of a new integrated intelligent computing paradigm for constructing a constitutive model applicable to predicting rock fractures[J]. *Engineering with Computers*, 2022, 38(1): 667-678.
- [24] Shi H Q, Hou Q, Xu Z, et al. Summary and application analysis of optimization algorithm test function[J]. *Computer Science and Application*, 2021, 11(11): 2633-2645.
- [25] Correia Dos Santos R N, Caldeira L M M S, Maranhão Das Neves E. Experimental study on crack filling by upstream fills in dams[J]. *Géotechnique*, 2015, 65(3): 218-230.
- [26] Wang X W, Xu Y S. Permeability property variation in sandy soil induced by suffusion via a horizontal seepage laboratory test[J]. *Acta Geotechnica*, 2023, 18(10): 5285-5298.
- [27] Jin W, Deng Z Z, Wang G, et al. Internal erosion experiments on sandy gravel alluvium in an embankment dam foundation emphasizing horizontal seepage and high surcharge pressure[J]. *Water*, 2022, 14(20): 3285.
- [28] Cai G D, Chen L, Teng Y Z, et al. Investigation on drained mechanical properties of sandy soil after internal erosion with an erosion-stress coupling apparatus[J]. *KSCCE Journal of Civil Engineering*, 2023, 27(2): 480-494.
- [29] Chen C, Zhang L M, Chang D S. Stress-strain behavior of granular soils subjected to internal erosion[J]. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 2016, 142(12): 06016014.

(本文编辑:池营营)