

DOI:10.20174/j.juse.2026.02.06

# 基于 UBPSO 算法的隧道围岩力学参数动态反演

罗林<sup>1</sup>,李鹏飞<sup>2</sup>,邢振华<sup>2</sup>,周倩<sup>1</sup>,杨虎<sup>3</sup>

(1. 重庆交通大学 土木工程学院,重庆 400074;2. 中建三局集团有限公司,武汉 430000;  
3. 中建铁路投资建设集团有限公司,北京 100053)

**摘要:**隧道开挖过程中,围岩受扰动而损伤,其岩土参数将发生变化。为准确掌握岩土参数动态变化规律,提出基于边界更新粒子群算法(UBPSO)的隧道围岩力学参数反演方法。针对粒子群算法寻优结果波动性大的问题,提出边界更新粒子群算法。通过动态更新搜索边界上下限、个体历史最优值进行交叉与变异操作和惯性权重自适应更新,实现边界更新粒子群算法高精度、快速寻优。Ackley 函数稳定性测试实验可知,相对于传统粒子群算法,边界更新粒子群算法具有寻优速度快、结果精度高、结果波动性小和不易陷入局部最优值等优点。基于边界更新粒子群算法,建立 MATLAB-PYTHON-ABAQUS 和现场监测数据联合使用的隧道围岩力学参数反分析模型。以铜锣山隧道 YK76+470~YK76+502.5 区段为例,通过该模型反分析隧道拱顶沉降现场监测数据可知,最终崩坡积土层弹性模量从 0.200 GPa 下降至 0.106 GPa、内摩擦角从 14°下降至 12.072°、黏聚力从 22 kPa 下降至 19.373 kPa。

**关键词:**隧道工程;边界更新粒子群算法;岩土参数;动态反分析;反分析模型

中图分类号:TU452;TP183 文献标识码:A 文章编号:1673-0836(2026)02-0437-11

## Dynamic Inversion for the Mechanical Parameters of Tunnel Surrounding Rock Based on UBPSO Algorithm

Luo Lin<sup>1</sup>, Li Pengfei<sup>2</sup>, Xing Zhenhua<sup>2</sup>, Zhou Qian<sup>1</sup>, Yang Hu<sup>3</sup>

(1. College of Civil Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400047, P. R. China;

2. China Construction Third Engineering Bureau Group Co., Ltd., Wuhan 430000, P. R. China;

3. China State Construction Railway Investment & Engineering Group Co., Ltd., Beijing 100053, P. R. China)

**Abstract:** With the excavation of tunnels, the surrounding rock is disturbed and damaged, resulting in changes in its geotechnical parameters. To obtain dynamic variation laws of geotechnical parameters accurately, an inversion method for mechanical parameters of tunnel surrounding rock based on updated boundaries particle swarm optimization (UBPSO) algorithm is proposed. Due to the large fluctuation of optimization results with the particle swarm algorithm, an updated boundaries particle swarm algorithm is proposed. By updating the upper and lower limits of search boundaries dynamically, performing reversal and mutation operations on individual historical optimal values, and updating inertia weights adaptively, the updated boundaries particle swarm algorithm achieves high-precision and fast optimization. The stability test of the Ackley function indicates that compared to the particle swarm optimization algorithm, the updated boundaries particle swarm algorithm has the following advantages, fast optimization speed, high accuracy of results, small fluctuation of outcomes, and less sensitivity to getting stuck in local optima. Based on the updated boundaries particle swarm optimization algorithm, a reverse analysis model for mechanical

收稿日期:2025-05-22(修改稿)

作者简介:罗林(1985—),女,四川泸州人,博士,副教授,主要从事隧道、岩土和结构工程方面的研究。

E-mail:346978265@qq.com

基金项目:国家自然科学基金(42277183)

parameters of tunnel surrounding rock using MATLAB-PYTHON-ABAQUS and on-site monitoring data is established. Taking the YK76+470 to YK76+502.5 section of the Tongluoshan tunnel as an example, the model was used to analyze the on-site monitoring data of the tunnel arch settlement. It was found that the elastic modulus of the colluvial soil layer decreased from 0.200 GPa to 0.106 GPa, the internal friction angle dropped from  $14^\circ$  to  $12.072^\circ$ , and the cohesion value fell from 22 kPa to 19.373 kPa.

**Keywords:** tunnel engineering; updated boundaries particle swarm optimization algorithm; geotechnical parameters; dynamic inversion; inversion analysis model

## 0 引言

准确的岩土参数能够更好地指导隧道支护结构设计,保障其施工和运营期安全。岩土参数确定方法主要有试验法、经验类比法和反分析法。由于崩坡积土体的差异性和不确定性,在实际工程中,通过经验类比法所确定的岩土参数与实际参数存在较大的误差。原位实验受制于实验条件与实验场所,且时间长、费用高,在实际工程中可操作性不强;室内试验原状土难以采取,实验结果与实际的岩土参数会存在较大差异。因此,众多学者通过工程现场量测位移数据反分析来动态确定围岩岩土参数。位移反分析不仅能直接得到符合实际的等效岩土体物理力学参数,而且还能分析影响围岩位移的因素。

2000年,Monmarche等<sup>[1]</sup>为了提高反分析方法的计算效率,将粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)引入工程反分析领域。2006年,高玮<sup>[2]</sup>将粒子群算法引入国内工程反分析领域。自此,粒子群算法在国内外反分析领域迅速发展。但粒子群算法存在容易陷入局部最优解、收敛精度低、甚至不收敛的问题。针对这些问题,众多学者对粒子群智能算法进行了改进,主要有以下三个方面:

(1)粒子群初始搜索速度和粒子初始位置生成方面。粒子群智能算法的初始搜索速度和粒子位置具有较强的随机性,影响了搜索能力和精度,通过改进其生成方式,可以提升算法的效率和精度。李金凤等<sup>[3]</sup>利用混沌运动特性生成初始种群,并且在更新粒子种群位置后对其进行混沌优化,将得到的最优解用于直接搜索,得到目标函数所求最优值。Chen等<sup>[4]</sup>提出先随机初始化种群,再对粒子进行反向学习,取最优粒子作为初始种群,并使惯性权重、加速因子服从正余弦函数变化,以此提高收敛速度。

(2)最优值更新迭代方面。粒子群智能算法

通过学习历史最优值和全局最优值进行个体寻优,但容易受局部最优解的影响,为了提高精度,可以对最优值的更新迭代方法进行优化。苏国韶等<sup>[5]</sup>通过将高斯学习模型引入粒子群算法,通过高斯学习模型对每一次粒子更新后的全局经验进行学习,预测种群所有函数值,比较获得个体历史最优值和全局最优值。夏怡杰等<sup>[6]</sup>将灰狼群算法的阶级制度引入到粒子群算法中,通过协调粒子群个体历史最优值、次优值、第三优值3个群体值得到个体历史最优值和全局历史最优值。毛伟琦等<sup>[7]</sup>对粒子群算法进行了最差粒子改进策略和最优粒子扰动策略,对全局最优值进行小的扰动,获得新的全局最优值。袁克阔<sup>[8]</sup>通过使粒子群算法中的权重非线性动态变化和学习因子异步变化,用速度、位置最优的一半替换掉最差的一半,获取替换后的个体历史最优值和全局最优值。王学武等<sup>[9]</sup>利用离散莱维飞行更新种群,若粒子更新的结果好于更新前,则保留交换后的粒子,计算其最优值,否则放弃交换。漆祖芳等<sup>[10]</sup>通过进行粒子迁徙和对粒子个体历史最优值多次保持不变的粒子进行扰动实现粒子群个体历史最优值自适应变异。张子豪等<sup>[11]</sup>提出繁衍淘汰机制,利用对等级不同的灰狼产生不同权重,对最差的一批予以淘汰,求取保留部分的个体历史最优值和全局最优值。

(3)混合算法方面。不同算法有各自的长处,结合这些优点,可以使新算法,具备快速收敛和高寻优精度的特性。苏明健等<sup>[12]</sup>使粒子群算法结合模拟退火算法以一定概率接受劣解的特点,提高了全局寻优的概率。阮永芬等<sup>[13]</sup>利用粒子群算法确定了满足相关向量机精度要求的最优核函数宽度的方法优化相关向量机,提高了算法的精度。Gong等<sup>[14]</sup>通过PSO算法对双输出最小二乘支持向量机(Dual Output Least Squares Support Vector Machine, DO-LSSVM)进行优化,通过双输出对区间进行预测,建立3个性能评价指标评估预测合理性。Dadvar等<sup>[15]</sup>利用博弈论中得联盟或者合

作模型将差分进化算法 (Differential Evolution, DE) 和 PSO 算法结合起来,利用两者对状态空间的参与,通过合作博弈寻求最佳的解决方案。陈秋莲等<sup>[16]</sup>利用神经网络统一静态和动态障碍物环境,改进的粒子群优化算法可以应用于静态和动态障碍物环境的特性,快速实现搜索路径检测,通过惯性权重和三次样条曲线平滑路径,保持精度的同时,提高算法收敛速度。Zhang 等<sup>[17]</sup>通过集合对分析 (Set Pair Analysis, SPA) 方法,选择最优影响因子,建立基于集合对分析-粒子群优化算法-支持向量机 (Set Pair Analysis-Particle Swarm Optimization-Support Vector Machine, SPA-PSO-SVM) 的预测模型,提高了算法的计算精度。

现有的粒子群优化方法多通过优化粒子群初始种群生成、最优值迭代更新方法和混合算法的方式来解决粒子群收敛精度低、容易陷入局部最小值的问题。但针对解决粒子群算法寻优结果波动性大的相关研究却甚少。基于以上不足,提出边界更新粒子群算法 (Updated Boundaries Particle Swarm Optimization, UBPSO),即在粒子群算法寻优过程中对搜索边界进行动态更新,并在确保粒子群收敛速度的基础上进入局部搜索,从而实现局部高精度搜索。基于边界更新粒子群算法建立反分析模型,根据隧道现场位移监测数据,对浅埋暗挖隧道围岩岩土参数反分析,并分析其随监测断面距掌子面距离的变化规律。将隧道开挖、监控量测和分析反馈相结合,所得结果对后续隧道施工及围岩变形预测具有参考意义,也可为类似工程提供借鉴。

## 1 基本原理

### 1.1 粒子群算法

Kennedy 等<sup>[18]</sup>根据鸟类在觅食过程中的飞行行为提出了粒子群算法。在粒子群算法中,通常将单个粒子群的最优适应度值所对应的位置记为个体历史最优值,整个粒子群最优适应度值所对应的位置记为全局最优值。在确定粒子初始种群的个体历史最优值和全局最优值后,开始迭代计算。分别通过加速常量  $c_1$  和  $c_2$  (在实际的运算中,一般设置  $c_1=c_2$ ,通常取值为 1.5) 学习自身的搜索经验和群体的搜索经验,实现搜索速度更新,获得新的粒子位置。计算每个粒子位置更新后的适应度值,取最优值为粒子群最优适应度值,并分别与上一次所求的适应度值比较,取更优者所对应的位置为迭代后的个体历史最优值和全局最优值。不断更新获得粒子的新速度和新位置,直至达到设定的最大迭

代次数,最终输出全局最优值。

粒子群算法寻优搜索流程如下:

第一步:确定种群规模  $N$ 、最大迭代次数  $T$ 、位置边界范围 ( $ub, lb$ ),解空间维度  $D$ 、加速常量  $C_1$  和  $C_2$ ,惯性权重  $\omega$ ,并初始化每个粒子的初始速度  $v_{ij}(0)$  和初始位置  $x_{ij}(0)$ 。(其中  $i$  表示第  $i$  个粒子 ( $i=1,2,\dots,N$ ),  $j$  表示第  $j$  维 ( $j=1,2,\dots,D$ ))。

第二步:根据适应度函数 (如 Ackley 函数) 计算每个粒子的初始适应度值  $fit_i(0)$ ,取最优值为  $fit_{best}(0)$ ,并记录初始个体历史最优值  $P_{best,i}(0)$  和初始全局最优值  $g_{best}(0)$ 。

第三步:利用速度更新公式和位置更新公式对搜索速度和粒子位置进行更新,获得第  $t$  次迭代更新后的搜索速度  $v_{ij}(t)$  和粒子位置  $x_{ij}(t)$ ,其中  $t$  表示迭代次数 ( $t=1,2,\dots,T$ )。搜索速度更新和粒子位置更新分别如式 (1) 和式 (2) 所示。

$$v_{ij}(t) = \omega(t)v_{ij}(t-1) + C_1r_1[p_{best,ij}(t-1) - x_{ij}(t-1)] + C_2r_2[g_{best}(t-1) - x_{ij}(t-1)] \quad (1)$$

$$x_{ij}(t) = x_{ij}(t-1) + v_{ij}(t) \quad (2)$$

式中:  $r_1$  和  $r_2$  为两个相互独立的取值范围在  $[0,1]$  的随机数;  $P_{best,ij}$  为第  $i$  个粒子第  $j$  维最优值;  $\omega(t)$  为  $t$  次迭代的惯性权重。

第四步:判断更新后的粒子位置是否超过边界范围。若超过,则更新粒子位置,若没有超过,则计算第  $t$  次迭代每个粒子适应度值  $fit_i(t)$ ,取最小值为第  $t$  次迭代群体适应度值  $fit_{best}(t)$ 。

第五步:比较  $fit_i(t)$  和  $fit_i(t-1)$ 。若  $fit_i(t) < fit_i(t-1)$ ,则取第  $t$  次迭代的个体历史最优值  $P_{best,i}(t)$  等于  $fit_i(t)$  所对应的位置,反之则取  $P_{best,i}(t) = P_{best,i}(t-1)$ 。比较  $fit_{best}(t)$  和  $fit_{best}(t-1)$ 。若  $fit_{best}(t) < fit_{best}(t-1)$ ,则取  $fit_{best}(t)$  所对应的粒子位置为第  $t$  次迭代的全局最优值  $g_{best}(t)$ ,反之取  $g_{best}(t) = g_{best}(t-1)$ 。

第六步:判断粒子群迭代次数是否满足最大迭代次数。若满足,输出全局最优值,若不满足,回到第三步。

### 1.2 边界更新粒子群算法

针对解决粒子群算法寻优结果波动性大的问题,提出一种动态更新粒子群边界的粒子群算法。

#### 1.2.1 边界更新

在寻优迭代过程中加入动态的边界控制和自适应的参数调整,通过粒子聚集度量来判断粒子群的聚集程度,是否停止边界更新。当粒子聚集度

达到一定程度后,停止上、下限边界的更新,认为此时粒子群已经进入最优值所在位置的附近领域内,可以进行局部精细搜索。

粒子群的初始状态为最混乱的状态,在此情况下,粒子各维度的初始方差  $\theta_j^2(0)$  处于最大。在迭代过程中,各维度位置的方差计算式为<sup>[19]</sup>:

$$\theta_j^2(t) = \sum_{i=1}^N \left( \frac{P_{\text{best},ij}(t) - P_{\text{best},j}^{\text{avg}}(t)}{f_j(t)} \right)^2 \quad (3)$$

$$f_j(t) = \max(p_{\text{best},ij}(t) - P_{\text{best},j}^{\text{avg}}(t)) \quad (4)$$

式中: $\theta_j^2(t)$ 为第  $t$  次迭代时第  $j$  维粒子聚集程度; $P_{\text{best},j}^{\text{avg}}(t)$ 为第  $t$  次迭代时第  $j$  维个体历史最优值平均值; $f_j(t)$ 为第  $t$  次迭代时第  $j$  维归一化系数,防止  $\theta_j^2(t)$  值过大。

在进入迭代循环后,对粒子群边界进行第一次更新,取个体历史最优位置的最大值更新粒子群搜索边界上限,最小值更新搜索边界下限,其目的是确保最优值始终处于搜索边界内。具体方式为:

$$ub_j(t) = \max(P_{\text{best},ij}(t)) \quad (5)$$

$$lb_j(t) = \min(P_{\text{best},ij}(t)) \quad (6)$$

式中: $ub_j(t)$ 为第  $t$  次迭代下,粒子群第  $j$  维搜索边界上限; $lb_j(t)$ 为第  $t$  次迭代下,粒子群第  $j$  维搜索边界下限。

在边界更新的过程中,为了确保粒子能够顺利进入局部区域进行精细搜索,当粒子聚集度达到一定程度后,表明粒子群已到达最优值所在局部,停止边界更新。粒子群进入局部搜索的最终聚集度  $\theta_j^2$  为:

$$\theta_j^2 = \theta_j^2(0) \times \gamma \quad (7)$$

式中: $\theta_j^2$ 为第  $j$  维最终聚集度; $\gamma$ 为聚集度缩减系数,通常为小于1的数。若  $\gamma$  取值过大,算法不能进入最优值附近领域;若  $\gamma$  取值过小,会导致算法一直处于边界更新状态,难以找到最优值。

通过比较  $\theta_j^2(t)$  与  $\theta_j^2$ , 确定是否进行边界更新,判断粒子群是否进入局部搜索。当  $\theta_j^2(t) > \theta_j^2$  时,继续对粒子群搜索边界进行缩小,使粒子群最终能够进入局部搜索。分别按式(8)和式(9)进行粒子群上下搜索边界更新。

$$ub_j(t) = \alpha \times ub_j(t) \quad (8)$$

$$lb_j(t) = \beta \times lb_j(t) \quad (9)$$

式中: $\alpha, \beta$ 为搜索边界缩减系数,通常  $\alpha$  为小于1的数, $\beta$ 为大于1的数。

当  $\theta_j^2(t) \leq \theta_j^2$  时,粒子群边界不再更新,粒子群进入局部搜索。

### 1.2.2 粒子群的交叉变异操作

为了防止边界更新粒子群算法在运行过程中

陷入局部最优解,使算法能够顺利搜索到目标函数最优值。在算法运行过程中记录全局最优值保持不变的次数,当次数超过预定值后,对个体历史最优值进行交叉和变异操作。随机对处于个体最优位置的粒子位置进行突变,提高边界更新粒子群算法的搜索精度。

当  $g_{\text{best}}(t) \geq g_{\text{best}}(t-1)$ , 记录  $k = k+1$ ,  $k$  为全局最优值保持不变的次数,初始值为零。当  $k$  等于阈值  $\eta$  时,对粒子群进行交叉、变异操作,方法<sup>[20]</sup>如下:

交叉:在  $P_{\text{best},i}(t)$  中随机选择一个位置为交叉点,将  $P_{\text{best},i}(t)$  与  $P_{\text{best},i}(t-1)$  交叉点位置后的部分数值交换。

变异:在交叉操作后的  $P_{\text{best},i}(t)$  中随机选择一个位置为变异点,将  $P_{\text{best},i}(t)$  变异点位置处的数值变异为初始搜索边界内的随机值。

$$P_{\text{best},i}(t) = P_{\text{best},i}^{\text{new}}(t) \quad (10)$$

$$\text{fit}_i(t) = \text{fit}_{i,\text{new}}(t) \quad (11)$$

式中: $P_{\text{best},i}^{\text{new}}(t)$ 为交叉变异后的个体历史最优值; $\text{fit}_{i,\text{new}}(t)$ 为交叉变异后的个体历史最优值所对应的适应度值。

### 1.2.3 惯性权重自适应更新

惯性权重  $\omega(t)$  决定了算法的搜索能力。当  $\omega(t)$  取较大值时,算法具有较强的全局搜索能力,但局部搜索能力相对较弱。当  $\omega(t)$  取较小值时,算法具有较强的局部搜索能力,全局搜索能力相对较低。通过调整惯性权重的值,实现粒子全局搜索和局部搜索能力的恰当平衡。

采用式(12)进行惯性权重更新,第  $t$  次迭代下, $\omega(t)$ 更新方法如下<sup>[21]</sup>:

$$\omega(t) = \omega_{\text{max}} - \frac{(\omega_{\text{max}} - \omega_{\text{min}}) \times t}{T} \quad (12)$$

式中: $\omega_{\text{max}}, \omega_{\text{min}}$ 分别为惯性权重最大值和惯性权重最小值,一般情况下,取值分别为0.9和0.4。

### 1.2.4 边界更新粒子群算法步骤

第一步:初始化参数。确定边界更新粒子群算法所需要的  $N, T, D$  等参数及其取值。

第二步:初始化粒子群搜索速度、粒子位置。在粒子群搜索边界内每个粒子的初始速度  $v_{ij}(0)$  和初始位置  $x_{ij}(0)$ 。

第三步:计算每个粒子的初始适应度值并记录初始个体历史最优值和初始全局最优值。将每一个粒子所对应的初始位置  $x_{ij}(0)$  代入适应度函数中求取初始适应度值  $\text{fit}_i(0)$ , 取最优值为

$fit_{best,i}(0)$ , 并记录初始个体历史最优值  $P_{best,i}(0)$  和初始全局最优值  $g_{best}(0)$ 。

第四步:计算初始粒子群各维度粒子聚集度。按式(3)和式(4)计算粒子各维度的初始聚集度  $\theta_j^2(0)$ 。

第五步:迭代计算。

①更新惯性权重  $\omega(t)$ 。

②更新粒子群搜索速度和粒子位置。根据式(1)进行粒子群速度更新,式(2)进行粒子群位置更新,得到更新后的搜索速度  $v_{ij}(t)$  及粒子位置  $x_{ij}(t)$ 。

③边界检查。在粒子群位置更新后,为确保粒子位置仍在搜索边界上、下限内,需要对粒子群位置进行边界检查。当粒子  $x_{ij}(t)$  第  $j$  维位置超过该位置上、下限时,在上、下限范围内随机生成一个值替换超出边界的值。

④判断是否对个体历史最优值进行交叉变异操作。

⑤更新个体历史最优值和全局最优值。计算更新后的每个粒子的适应度值  $fit_i(t)$ , 选取最优值为  $fit_{best}(t)$ 。记录并储存为粒子个体历史最优值  $P_{best,i}(t)$ 、全局最优值  $g_{best}(t)$ 。比较  $P_{best,i}(t)$  与  $P_{best,i}(t-1)$ ,  $g_{best}(t)$  与  $g_{best}(t-1)$ 。

⑥按式(5)和式(6)进行第一次更新边界。

⑦计算粒子群最终聚集度值  $\theta_j^2$  和第  $j$  维  $\theta_j^2(t)$  值。比较  $\theta_j^2(t)$  与  $\theta_j^2$ , 判断粒子群是否进入局部搜索, 确定是否进行第二次边界更新。若  $\theta_j^2(t) > \theta_j^2$ , 进行第⑧步; 若  $\theta_j^2(t) < \theta_j^2$ , 则重复第五步, 直至满足输出要求。

⑧按式(8)和式(9)进行第二次更新边界上下限, 再回到第五步。

第六步:输出结果。

输出最终群体最优适应度值  $fit_{best}(t)$  与全局最优值  $g_{best}(t)$ 。

边界更新粒子群寻优过程流程图如图 1 所示。

### 1.3 稳定性测试

选取 Ackley 函数对标准粒子群算法和边界更新粒子群进行稳定性测试。Ackley 函数的表达式如式(13)所示, 基本信息如表 1 所示。

$$fit(x_i) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{30} \sum_{i=1}^{30} x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{30} \sqrt{\sum_{i=1}^{30} \cos 2\pi x_i^2}\right) + 20 + e \quad (13)$$

在种群数量为 100, 迭代次数为 100, 维度分别

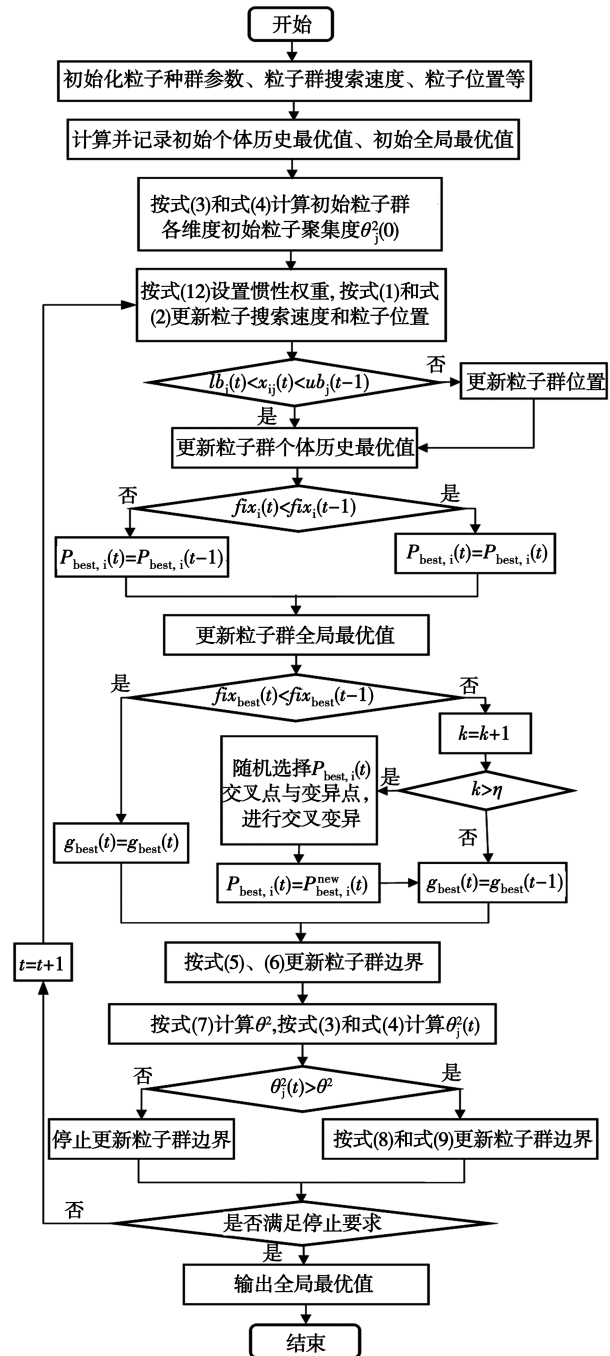


图 1 边界更新粒子群算法流程图

Fig. 1 Flowchart of updated boundaries particle swarm optimization algorithm

为 30 维和 60 维的情况下, 取 10 次寻优计算结果均值为最终结果。粒子群算法和边界更新粒子群算法计算结果分别如表 2。

表 1 函数 Ackley 的基本信息

Table 1 Basic information of Ackley function

函数名称	维度 $D$	变量 $x_i$ 范围	理想最优适应度值
Ackley	30	$(-32, 32)$	0.000

表 2 粒子群算法和边界更新粒子群算法寻优计算结果

Table 2 Calculation results of particle swarm optimization and updated boundaries particle swarm optimization

维度	粒子群			边界更新粒子群		
	<i>avg</i>	<i>var</i>	time/s	<i>avg</i>	<i>var</i>	time/s
30 维	2.875	0.588	0.027	0.042	3.480e-04	0.034
60 维	10.702	0.956	0.068	0.357	0.063	0.058

注: *avg* 表示 10 次寻优最优适应度值  $fit_{best}$  的均值; *var* 表示  $fit_{best}$  的方差; time 表示平均寻优用时。

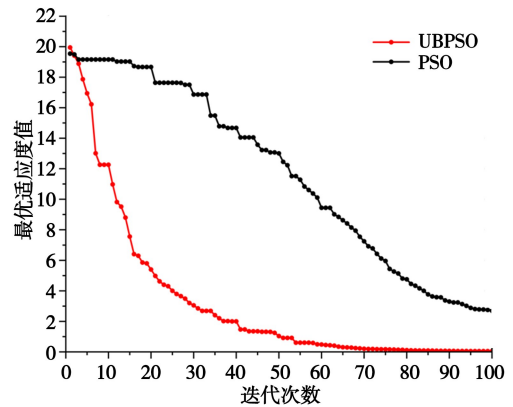
从表 2 可以看出,在  $N=100, T=100$  的情况下,虽然粒子群算法和边界更新粒子群算法 10 次搜索的平均用时相近,但其寻优精度及结果波动性却有较大差别。30 维时,粒子群算法和边界更新粒子群算法 10 次寻优计算的最优适应度均值分别为 2.875 和 0.042;60 维时,粒子群算法和边界更新粒子群算法 10 次寻优计算的最优适应度均值分别为 10.702 和 0.357。相较于粒子群算法,边界更新粒子群算法寻优计算结果精度更高。在进行高维复杂函数寻优时,边界更新粒子群算法依旧能够收敛到函数最优适应度值附近。30 维时,粒子群算法和边界更新粒子群算法 10 次寻优计算结果的方差分别为 0.588 和 3.480e-04;60 维时,粒子群算法和边界更新粒子群算法 10 次寻优计算结果的方差分别为 0.956 和 0.063。相较于粒子群算法,边界更新粒子群算法寻优计算结果波动性更小。从图 2 可以看出,粒子群算法寻优计算的最优适应度值变化呈先慢后快的趋势,而边界更新粒子群算法寻优计算的最优适应度值能快速收敛于理想最优适应度值,边界更新粒子群算法的寻优速度明显快于粒子群算法,且随着维度的升高,两者寻优速度的差值越大。

综上可知,边界更新粒子群算法由于对粒子群边界进行了更新,能够快速搜索到最优适应度值附近领域内,寻优计算结果精度高,结果波动性小。在进行高维复杂函数寻优时,算法依旧能够很快搜索到函数最优适应度值附近。

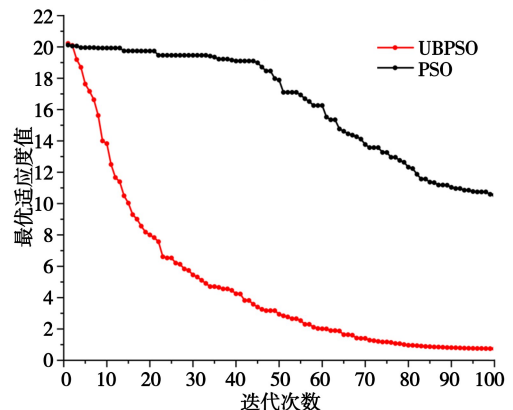
## 2 反分析模型建立

### 2.1 MATLAB-PYTHON-ABAQUS 数据交互及联合使用

ABAQUS/CAE 的内在运行语言是 PYTHON,通过 PYTHON 能够更加方便快捷地读取 ABAQUS 模拟的结果文件 ODB。可以在 MATLAB 里面直接通过调用 ABAQUS/CAE 中 INP 文件修改参数并提交 ABAQUS 计算。



(a) 30维



(b) 60维

图 2 全局适应度值变化曲线

Fig. 2 Variation curve of the global fitness value

MATLAB-PYTHON-ABAQUS 联合使用的具体步骤如下:

第一步:在 ABAQUS/CAE 中建立有限元模型并计算,导出 INP 文件。

第二步:MATLAB 中利用 system 命令调用 PYTHON 脚本提取 ABAQUS 中 ODB 文件并保存为 excel 文件。

第三步:MATLAB 读取 excel 表中的相关结果数据进行适应度函数计算。

第四步:MATLAB 随机选择弹性模量、内摩擦角和黏聚力的参数初始值,修改 INP 文件并提交 ABAQUS 计算。

### 2.2 反分析模型建立

基于边界更新粒子群算法、MATLAB-PYTHON-ABAQUS 联合使用和现场实测数据对拟反分析参数进行反分析,通过 ABAQUS 计算不同参数下的围岩位移值,将数值模拟位移值与实测位移值代入适应度函数计算最小值,得到与实际岩土参数拟合最好的岩土参数。根据现场监控量测数据以边界更新粒子群算法反分析隧道围岩岩土参数为例,具体步骤如下所述,流程图如图 3 所示。



图3 反分析流程图

Fig. 3 Flowchart of inversion analysis

第一步:利用 ABAQUS 软件建模并计算,导出 INP 文件。

第二步:根据工程资料以及相关规范,确定弹性模量、内摩擦角和黏聚力的搜索范围,确定边界更新粒子群算法所需要的  $N$ 、 $T$ 、 $D$  等参数取值。

第三步:初始化粒子群搜索速度  $v_{ij}(0)$  和粒子位置  $x_{ij}(0)$ 。

第四步:MATLAB 随机选择弹性模量、内摩擦角和黏聚力的参数值写入 INP 文件,提交 INP 文件进行隧道开挖模拟。

第五步:MATLAB 运行 system 命令,调用 PYTHON 脚本读取上一步隧道开挖模拟的 ODB 文件,提取相应围岩位移量  $u_m$ 。

第六步:MATLAB 读取相关结果数据,将数值模拟位移量  $u_m$  和实测位移值  $u_c$  代入适应度函数计算初始最优适应度值  $fit_i(0)$ ,记录初始个体历史最优值  $P_{best,i}(0)$  和初始全局最优值  $g_{best}(0)$ 。

假设适应度函数按下式确定:

$$fit(u_m) = \left( \frac{u_c - u_m}{u_c} \right)^2 \quad (14)$$

式中:  $u_c$  为实测位移值;  $u_m$  为数值模拟所得位

移值。

第七步:计算粒子群各维度初始粒子聚集度  $\theta_j^2(0)$ 。

第八步:判断最优适应度值是否满足精度要求,若满足,输出全局最优值,若不满足,则进行第九步。

第九步:迭代计算。

①更新惯性权值  $\omega(t)$ 。

②更新粒子群搜索速度  $v_{ij}(t)$  和粒子位置  $x_{ij}(t)$ 。

③边界检查。

④判断是否对个体历史最优值  $P_{best,i}(t)$  进行交叉变异操作。

⑤更新个体历史最优值  $P_{best,i}(t)$  和全局最优值  $g_{best}(t)$ 。

⑥进行第一次更新边界。

⑦计算粒子群最终聚集度值  $\theta$  和各维度粒子聚集度  $\theta_j^2(t)$  并比较,判断是否进行第二次边界更新。若  $\theta_j^2(t) > \theta^2$ , 进行第⑧步,若  $\theta_j^2(t) < \theta^2$ , 则重复①—⑥步,直至满足输出要求。

⑧进行第二次更新边界。

第十步:判断是否满足停止要求,若满足,则输出全局最优值  $g_{best}(t)$ ,若不满足,则回到第九步。

### 3 工程实例

铜锣山隧道为重庆江北机场 T3 航站楼站—龙骏大道站区间的一部分,两侧与高架线路相接,隧道全长 4 031 m,左右线线间距为 5.5 m,均设置为单洞双线断面,单洞洞跨 17.4~12.9 m,洞高 11.5~12.8 m,隧道底板设计高程 248.660~284.596~273.377 m(人字坡)。其中, YK75+966.164~YK79+934.664 段隧道采用复合式衬砌结构,钻爆法施工。

#### 3.1 隧道数值计算模型

##### 3.1.1 数值模型建立

选取铜锣山隧道 YK6+470~YK76+502.5 区间作为研究对象, V 级围岩,上覆崩坡积土层,地质条件较差。隧道开挖宽度为 13.2 m,高度为 11.7 m,埋深约为 5 m。隧道模型轴线方向为 32.5 m;为了减少边界效应,隧道左右及下方选取距隧道中轴线不小于 3 倍洞跨的距离。模型以隧道轴线方向为  $z$  轴,沿  $z$  轴负方向开挖,垂直于隧道轴线方向的水平方向为  $x$  轴、竖直方向为  $y$  轴,其三维尺寸为 80 m×50 m×32.5 m( $x \times y \times z$ )。计算模型边界条件选用位移边界条件,左右两侧施加  $x$  方向上的约束,前后两侧施加  $z$  方向上的约束,

底部施加  $x, y, z$  3 个方向上的约束,顶部为自由边界。本构模型采用弹塑性模型,通过 Mohr-Coulomb 屈服准则判断是否屈服。隧道衬砌断面和三维数值模型如图 4 所示。隧道围岩、超前支护加固区和初期支护网格划分均采用六面体实体单元,通过 Seed 控制网格尺寸,三维模型共有 100 939 个网格单元。不同部件之间通过 Tie 连接进行约束,协同受力和变形。采用 ODB 导入法,平衡初始应力。

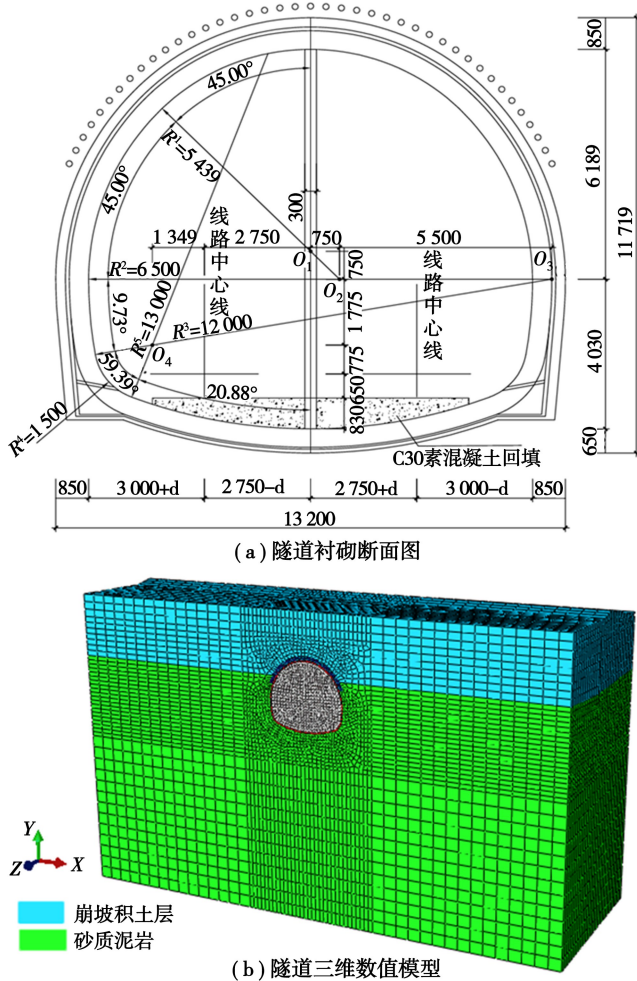


图 4 铜锣山隧道初期支护及三维模型

Fig. 4 Initial support and three-dimensional model of Tongluoshan Tunnel

3.1.2 岩土参数

初期支护采用 250 mm 厚 C25 喷射混凝土、I 18 钢拱架和单层  $\phi 8$  mm@200 mm $\times$ 200 mm 钢筋网联合,将钢拱架和喷射混凝土的弹性模量进行等效弹性模量折算,参数见表 3。拱部 135° 范围内采用  $\phi 42$  mm 超前双排小导管注浆,  $L=3.0$  m, 环向间距 400 mm,纵向间距 1 000 mm。将超前小导管和注浆体的弹性模量和等效重度等效折算到超前支护加固区,等效加固区厚度为 600 mm。相关

围岩和支护参数如表 3 所示。

表 3 物理力学参数表

Table 3 Physical and mechanical parameters

地层	密度/ ( $\text{kg} \cdot \text{m}^{-3}$ )	弹性模 量/GPa	泊松 比	黏聚力 /kPa	内摩擦 角/( $^\circ$ )
崩坡积土层	1 970	0.200	0.30	22	14
砂质泥岩	2 570	1.070	0.39	400	32
初期支护	2 200	28.534	0.20	-	-
等效加固区	2 100	0.674	0.42	200	27

注:回填土和砂质泥岩参数来自现场地勘报告和室内试验。初期支护和等效加固区参数结合规范和经验取值。

3.1.3 开挖及监测

采用 CD 法开挖,根据现场实际情况,确定隧道每天开挖步距为 2.5 m,左导洞上下台阶纵向步距为 2.5 m,左右分部纵向步距为 5.0 m。依次开挖左导洞上台阶、左导洞下台阶、右分部上台阶、右分部下台阶。

3.1.4 监测数据与监测断面距掌子面距离的关系

YK76+470 断面拱顶沉降现场监测数据如表 4 所示。

表 4 YK76+470 断面隧道拱顶沉降现场监测数据

Table 4 On-site monitoring data of tunnel arch crown settlement in YK76+470 section

监测时 间/d	拱顶沉 降/mm	监测时 间/d	拱顶沉 降/mm	监测时 间/d	拱顶沉 降/mm
1	3.4	7	12.4	13	13.4
2	6.1	8	12.7	14	13.4
3	7.8	9	12.9	15	13.5
4	10.0	10	13.2	16	13.6
5	11.4	11	13.1		
6	12.0	12	13.3		

以左导洞上台阶距 K76+470 断面的距离作为监测断面距掌子面的距离,监测天数与监测断面距掌子面距离的对应关系如表 5。

3.2 反分析参数确定及其范围

结合反分析参数取值范围的特性,在进行参数反分析时,取粒子种群数  $N$  为 30、最大迭代次数  $T$  为 30、维度  $D$  为 3、阈值  $\eta$  为 5、聚集度缩减系数  $\gamma$  为 0.1、搜索边界缩减系数  $\alpha$  和  $\beta$  分别为 0.95 和 1。设置的迭代停止准则为最大迭代次数为 30 且数值模拟变形值与实测位移值的相对误差不大于 15% (此时对应的适应度函数值为 0.02)。根据地勘报告可知该段围岩等级为 V 级,崩坡积土层岩土拟反分析参数(弹性模量、内摩擦角和黏聚力)的

取值范围根据《铁路隧道设计规范》(TB 10003—2016)中各级岩质围岩物理力学参数和室内试验确定,具体范围见表 6,其他参数保持不变。

表 5 监测天数与监测断面距掌子面距离的对应关系

Table 5 Corresponding relationship between monitoring days and the distance between the monitoring section and tunnel faces

监测时 间/d	距掌子面 距离/m	监测时 间/d	距掌子面 距离/m	监测时 间/d	距掌子面 距离/m
1	2.5	7	17.5	13	32.5
2	5.0	8	20.0	14	-
3	7.5	9	22.5	15	-
4	10.0	10	25.0	16	-
5	12.5	11	27.5		
6	15.0	12	30.0		

表 6 拟反分析参数取值范围

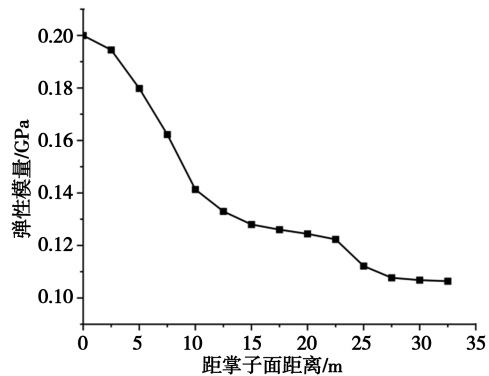
Table 6 Parameter ranges for inversion analysis

拟反分析参数	E/GPa	$\varphi/(\circ)$	c/kPa
取值范围	<5	5~30	0~200

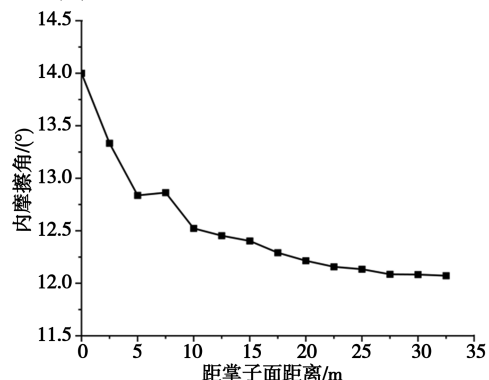
### 3.3 反分析结果

以左导洞上台阶距 K76+470 断面的距离作为监测断面距掌子面的距离,探究崩坡积土层力学参数变化与监测断面距掌子面距离的关系如图 5 和表 7 所示。

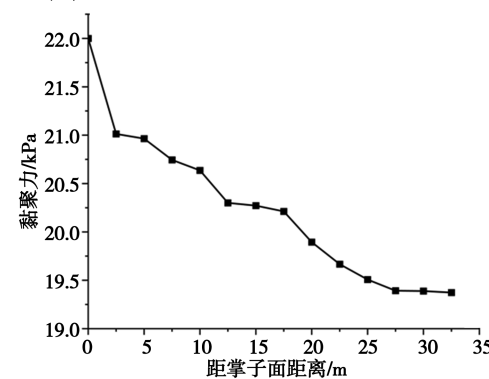
从图 5 可以看出,整个模型开挖完时(监测断面距掌子面距离 32.5 m),弹性模量从 0.2 GPa 下降至 0.106 GPa,下降了约 47%;内摩擦角从 14°下降至 11.847°,下降了 15.379%;黏聚力从 22 kPa 下降至 19.180 kPa,下降了 12.820%。在监测断面距掌子面距离 10 m 内时,隧道开挖对围岩造成的扰动较大,弹性模量、内摩擦角和黏聚力均下降较快。弹性模量从 0.2 GPa 下降至 0.141 GPa,下降 0.059 GPa;内摩擦角从 14°下降至 12.471°,下降了 1.529°;黏聚力从 22 kPa 下降至 20.496 kPa,下降了 1.504 kPa。在监测断面距掌子面距离大于 10m 后,弹性模量、内摩擦角和黏聚力下降速率随着监测断面距掌子面距离变大而逐渐变缓。在监测断面距掌子面距离 27.5 m 时,与监测断面距掌子面距离 10 m 时相比,弹性模量下降 0.033 GPa,内摩擦角下降 0.600°,黏聚力下降 1.279 kPa。当开挖进行到距监测断面距掌子面距离 27.5 m 后,隧道开挖对监测点处的围岩造成扰动较小,弹性模量、内摩擦角和黏聚力变化不大,下降量分别为 0.002 GPa、0.024°和 0.038 kPa,认为达到最终稳定状态。



(a) 弹性模量与监测断面距掌子面距离的关系图



(b) 内摩擦角与监测断面距掌子面距离的关系图



(c) 黏聚力与监测断面距掌子面距离的关系图

图 5 岩土参数与监测断面距掌子面距离的关系图

Fig. 5 Relationship between geotechnical parameters and the distances from the monitoring section to tunnel faces

表 7 基于拱顶沉降的岩土参数动态反分析结果

Table 7 Dynamic inversion analysis results of geotechnical parameters based on tunnel arch settlement data

距掌子面 距离/m	E/ GPa	$\varphi/$ $(\circ)$	c/ kPa	模拟 变形 值/mm	实测 变形 值/mm	相对 误差 /%
2.5	0.194	13.147	21.172	3.220	3.4	5.59
5.0	0.180	12.815	20.763	6.009	6.1	1.49
7.5	0.162	12.780	20.592	8.190	7.8	5.00
10.0	0.141	12.471	20.496	10.488	10.0	4.88
12.5	0.133	12.400	20.251	11.572	11.4	1.51
15.0	0.128	12.282	20.064	11.666	12.0	2.78

续表7

距掌子面 距离/m	$E/$ GPa	$\varphi/$ ( $^{\circ}$ )	$c/$ kPa	模拟 变形 值/mm	实测 变形 值/mm	相对 误差 /%
17.5	0.126	12.262	20.015	12.041	12.4	2.90
20.0	0.124	12.164	19.669	12.307	12.7	3.09
22.5	0.122	11.995	19.397	12.586	12.9	2.43
25.0	0.112	11.967	19.380	13.343	13.2	1.08
27.5	0.108	11.871	19.217	13.240	13.1	1.07
30.0	0.107	11.853	19.181	13.605	13.3	2.29
32.5	0.106	11.847	19.180	13.267	13.4	0.99

## 4 结论与展望

### 4.1 结论

(1) 针对粒子群算法寻优结果波动性大的问题,提出边界更新粒子群算法。在粒子群算法寻优过程中对搜索边界上下限进行动态更新,在确保边界更新粒子群算法收敛精度的基础上能快速进入局部搜索,实现高精度快速寻优。对个体历史最优值进行交叉和变异操作,防止边界更新粒子群算法陷入局部最优解,提高搜索精度。惯性权重自适应更新,实现边界更新粒子群算法全局搜索和局部搜索能力的恰当平衡。

(2) 边界更新粒子群算法具有寻优速度快、结果精度高、结果波动性小和不易陷入局部最优值等优点。通过 Ackley 函数对传统粒子群算法和边界更新粒子群进行稳定性测试,边界更新粒子群算法能快速、高精度、低波动性收敛于最优值,对高维复杂函数寻优同样适用。

(3) 基于边界更新粒子群算法,建立 MATLAB-PYTHON-ABAQUS 和现场监测数据联合使用的隧道围岩岩土参数反分析模型。以铜锣山隧道 YK76+470~YK76+502.5 区间为例,通过该模型反分析隧道拱顶沉降现场监测数据,在适应度函数值为 0.02 和 30 次迭代次数的迭代停止条件下,得到崩坡积土层弹性模量从 0.200 GPa 下降至 0.106 GPa,内摩擦角从  $14^{\circ}$  下降至  $12.072^{\circ}$ ,黏聚力从 22 kPa 下降至 19.373 kPa。

### 4.2 展望

(1) UBPSO 算法引入了一些参数,如,搜索边界缩减系数  $\alpha$ 、 $\beta$ ,聚集度缩减系数  $\gamma$ ,惯性权重最大值  $\omega_{\max}$  和惯性权重最小值  $\omega_{\min}$  等。针对具体问题,最优参数取值有待进一步研究,参数的适应性问题也值得进一步探讨。

(2) 基于 UBPSO 算法的反分析方法是建立

在 MATLAB-ABAQUS-PYTHON 交互的基础上的。其中,ABAQUS 数值计算花费较长时间,可以利用 MATLAB 与 ABAQUS 能够并行计算的特性缩减整个寻优过程所花费的时间,那么在 UBPSO 算法中引入并行计算值得深入探究。

### 参考文献 (References)

- [1] Monmarche N, Venturini G, Slimane M. On how Pachycondyla apicalis ants suggest a new search algorithm[J]. Future Generation Computer Systems, 2000, 16(8): 937-946.
- [2] 高玮. 基于粒子群优化的岩土工程反分析研究[J]. 岩土力学, 2006, 27(5): 795-798. (Gao Wei. Back analysis algorithm in geotechnical engineering based on particle swarm optimization [J]. Rock and Soil Mechanics, 2006, 27(5): 795-798. (in Chinese))
- [3] 李金凤, 杨启贵, 徐卫亚. 基于改进粒子群算法 CHPSO-DS 的面板坝堆石体力学参数反演[J]. 岩石力学与工程学报, 2008, 27(6): 1229-1235. (Li Jinfeng, Yang Qigui, Xu Weiya. Back analyzing mechanical parameters of rockfill based on modified particle swarm optimization CHPSO-DS [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2008, 27(6): 1229-1235. (in Chinese))
- [4] Chen K, Zhou F, Yin L, et al. A hybrid particle swarm optimizer with sine cosine acceleration coefficients[J]. Information Sciences, 2018, 422(1): 218-241.
- [5] 苏国韶, 张克实, 吕海波. 位移反分析的粒子群优化-高斯过程协同优化方法[J]. 岩土力学, 2011, 32(2): 510-515. (Su Guoshao, Zhang Keshi, Lü Haibo. A cooperative optimization method based on particle swarm optimization and Gaussian process for displacement back analysis [J]. Rock and Soil Mechanics, 2011, 32(2): 510-515. (in Chinese))
- [6] 夏怡杰, 杨侃, 夏超, 等. 基于 GWO-PSO 算法的小尺度地区 LID 布设优化模型研究[J]. 水利水电技术(中英文), 2024, 55(3): 90-101. (Xia Yijie, Yang Kan, Xia Chao, et al. Research on the optimization model of LID deployment in small scale regions based on GWO-PSO algorithm [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2024, 55(3): 90-101. (in Chinese))
- [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): 4299-4310. (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): 4299-4310. (in Chinese))

- [8] 袁克阔. 粒子群算法改进及内变量本构模型参数反演[J]. 煤田地质与勘探, 2017, 45(2): 112-117. (Yuan Kekuo. Improved particle swarm optimization and parameter inversion in internal variable constitutive model [J]. Coal Geology & Exploration, 2017, 45(2): 112-117. (in Chinese))
- [9] 王学武, 严益鑫, 顾幸生. 基于莱维飞行粒子群算法的焊接机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2017, 32(2): 373-377. (Wang Xuwu, Yan Yixin, Gu Xingsheng. Welding robot path planning based on Levy-PSO[J]. Control and Decision, 2017, 32(2): 373-377. (in Chinese))
- [10] 漆祖芳, 姜清辉, 周创兵, 等. 基于 v-SVR 和 MVPSO 算法的边坡位移反分析方法及其应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2013, 32(6): 1185-1196. (Qi Zufang, Jiang Qinghui, Zhou Chuangbing, et al. A new slope displacement back analysis method based on v-SVR and MVPSO algorithm and its application[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2013, 32(6): 1185-1196. (in Chinese))
- [11] 张子豪, 靳其兵. 基于社会等级淘汰机制的 GWO\_PSO 算法[J]. 南京理工大学学报, 2021, 45(2): 164-170. (Zhang Zihao, Jin Qibin. GWO\_PSO algorithm based on social rank elimination mechanism [J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2021, 45(2): 164-170. (in Chinese))
- [12] 苏明健, 肖宝弟, 岳丽丽. 基于改进 PSO-SA 算法的城轨列车 ATO 节能优化研究[J]. 传感器与微系统, 2023, 42(10): 64-67. (Su Mingjian, Xiao Baodi, Yue Lili. Research on ATO energy saving optimization of urban rail train based on improved PSO-SA algorithm [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2023, 42(10): 64-67. (in Chinese))
- [13] 阮永芬, 高春钦, 刘克文, 等. 基于粒子群算法优化小波支持向量机的岩土力学参数反演[J]. 岩土力学, 2019, 40(9): 3662-3669. (Ruan Yongfen, Gao Chunqin, Liu Kewen, et al. Inversion of rock and soil mechanics parameters based on particle swarm optimization wavelet support vector machine[J]. Rock and Soil Mechanics, 2019, 40(9): 3662-3669. (in Chinese))
- [14] Gong W P, Tian S, Wang L, et al. Interval prediction of landslide displacement with dual-output least squares support vector machine and particle swarm optimization algorithms [J]. Acta Geotech, 2022, 17(2): 4013-4031.
- [15] Dadvar M, Navidi H, Javadi H H S, et al. A cooperative approach for combining particle swarm optimization and differential evolution algorithms to solve single-objective optimization problems [J]. Applied Intelligence, 2022, 52(15): 4089-4108.
- [16] 陈秋莲, 郑以君, 蒋环宇, 等. 基于神经网络改进粒子群算法的动态路径规划[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2021, 49(2): 51-55. (Chen Qiulian, Zheng Yijun, Jiang Huanyu, et al. Improved particle swarm optimization algorithm based on neural network for dynamic path planning [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2021, 49(2): 51-55. (in Chinese))
- [17] Zhang L, Shi B, Zhu H H, et al. PSO-SVM-based deep displacement prediction of Majiagou landslide considering the deformation hysteresis effect [J]. Landslides, 2021, 18(1): 179-193.
- [18] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [A] // Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks [C]. Perth, WA, Australia, 1995: 1942-1948.
- [19] 凌同华, 秦健, 宋强, 等. 基于改进粒子群算法和神经网络的智能位移反分析法及其应用[J]. 铁道科学与工程学报, 2020, 17(9): 2181-2190. (Ling Tonghua, Qin Jian, Song Qiang, et al. Intelligent displacement back-analysis based on improved particle swarm optimization and neural network and its application [J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2020, 17(9): 2181-2190. (in Chinese))
- [20] 吕昱呈, 莫愿斌. 融入变异交叉的改进天牛须算法求解 TSP 及工程应用[J]. 计算机应用研究, 2021, 38(12): 3662-3666. (Lü Yucheng, Mo Yuanbin. Improved beetle antennae search algorithm with mutation crossover in TSP and engineering application [J]. Application Research of Computers, 2021, 38(12): 3662-3666. (in Chinese))
- [21] 戴文智, 杨新乐. 基于惯性权重对数递减的粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(17): 14-19, 52. (Dai Wenzhi, Yang Xinle. Particle swarm optimization algorithm based on inertia weight logarithmic decreasing [J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(17): 14-19, 52. (in Chinese))