

DOI:10.11918/202503073

基于变形动态预测的岩质边坡力学参数反演方法

张荣洲,王述红,董福瑞,高晨翔,侯钦宽

(东北大学 资源与土木工程学院,沈阳 110819)

摘要: 岩体力学参数是岩质边坡稳定性综合评判的重要指标之一。现有参数反演方法主要基于稳定状态下的最终变形值,难以反映实际边坡变形过程中的非线性时变特征。为此,本文提出一种基于边坡变形动态预测的岩体力学参数反演方法。首先,引入乌鸦搜索算法(crow search algorithm, CSA)优化在线序极限学习机(online sequential extreme learning machine, OSELM)的权值和阈值参数,分别构建 CSA-OSELM 变形动态预测和参数反演模型;其次,采用分段3次 Hermite 插值和小波分解方法预处理实测变形数据,提取趋势项变形;再次,利用变形动态预测模型获取边坡的最终变形值,并代入反演模型输出力学参数;最后,以新疆京希-巴拉克矿区南侧边坡工程为例开展验证分析。结果表明:CSA-OSELM 模型在预测精度与稳定性方面均优于其他模型;将反演所得力学参数代入数值模型进行正演计算,计算值与实测变形值的平均误差为 6.21%,进一步验证了本文方法的实用性和可靠性。研究成果可为实际工程中快速获取岩体力学参数提供一种新的技术途径。

关键词: 岩质边坡;变形动态预测;参数反演;乌鸦搜索算法;在线序极限学习机

中图分类号: TU452

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2026)05-0168-12

Inversion method for mechanical parameters of rock slopes based on dynamic prediction of deformation

ZHANG Rongzhou, WANG Shuhong, DONG Furui, GAO Chenxiang, HOU Qinkuan

(School of Resources and Civil Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China)

Abstract: Mechanical parameters of rock mass are one of the important indicators for the comprehensive stability assessment of rock slopes. Existing parameter inversion methods are mainly based on the final deformation values under stable conditions, making it difficult to reflect the nonlinear and time-varying characteristics in the actual slope deformation process. To this end, this paper proposed an inversion method for the mechanical parameters of rock mass based on the dynamic prediction of slope deformation. Firstly, the crow search algorithm (CSA) was introduced to optimize the weight and threshold parameters of the online sequential extreme learning machine (OSELM), and the CSA-OSELM dynamic deformation prediction and parameter inversion models were constructed, respectively. Secondly, piecewise cubic Hermite interpolation and wavelet decomposition methods were adopted to preprocess the measured deformation data to extract the trend term deformation. Thirdly, the dynamic deformation prediction model was used to obtain the final deformation value of the slope, which was substituted into the inversion model to output the mechanical parameters. Finally, verification analysis was carried out by taking the southern slope project of the Jingxi-Barak mining area in Xinjiang as an example. The results show that the CSA-OSELM model outperforms other models in prediction accuracy and stability; by substituting the mechanical parameters obtained from the inversion into the numerical model for forward calculation, the average error between the calculated values and the measured deformation values is 6.21%, which further verifies the practicality and reliability of the method in this paper. The research results can provide a new technical approach for rapidly obtaining mechanical parameters of rock mass in practical engineering.

Keywords: rock slope; dynamic deformation prediction; parameter inversion; crow search algorithm; online sequential extreme learning machine

合理确定岩体的力学参数,对于岩体工程的设计和施工以及分析岩体的稳定性均具有十分重要的

意义^[1-2]。测定岩体力学参数常用的方法是原位测试和室内试验,但原位测试存在成本高、周期长的缺

收稿日期: 2025-03-25;录用日期: 2025-07-27;网络首发日期: 2025-07-31

网络首发地址: <https://link.cnki.net/urlid/23.1235.T.20250731.0951.002>

基金项目: 国家自然科学基金(52408417)

作者简介: 张荣洲(2001—),男,硕士研究生;王述红(1969—),男,教授,博士生导师

通信作者: 王述红,shwangneu@126.com

点,室内试验存在取样困难、缺乏代表性、尺寸效应等问题。参数反演法以其准确、高效、低成本等优势,成为解决复杂工程问题不可或缺的手段。孙志彬等^[3]基于强度折减法与极限分析上限定理,结合边坡临界滑动面方程和深度计算公式,反分析边坡力学参数。Bertuzzi^[4]结合经验公式和数学模型,基于澳大利亚悉尼两条隧道的变形监测数据反演估算岩体弹性模量。李一鸣等^[5]改进经典 Oliver-Pharr 公式,结合数控岩石压痕试验装置和精细化三维数值仿真,实现反演获取岩石塑性参数。受数值模型简化和局限性等因素影响,传统参数反演方法难以确定岩体力学参数与变形之间复杂的不确定关系^[6]。随着计算机和人工智能技术的不断发展,众多学者使用粒子群、人工鱼群、萤火虫和连续蚁群等算法优化机器学习模型反演岩体力学参数^[7-11],大幅度提高了参数反演的精度。这类参数反演方法的本质是通过大量样本数据训练机器学习模型,建立岩体力学参数与变形间的非线性映射关系。因此,反演参数的准确性建立在变形值可靠的基础上。采用边坡变形发展过程中的监测数据进行参数反演误差较大,以往研究者多使用岩体最终变形值进行反演。然而,在实际工程中,岩坡受人工开挖扰动的影响较大,力学参数原位测试难以开展且短时间内无法得到岩体最终变形值。如果能够利用前期已有变形数据预测岩体最终变形值,进一步代入反演模型获取准确的力学参数,则可以提前开展有效的边坡加固措施,具有巨大经济和安全效益。同样,基于算法和机器学习的变形预测方法也得到了广泛应用^[12-16],但现阶段二者仍存在一些弊端:1)常用的寻优算法存在鲁棒性不佳、早熟收敛现象和容易陷入局部最优解的问题;2)因设备误差、信号干扰等因素,现场实测变形数据常不完整,有限的数据可能导致模型训练不足,增加预测误差;3)已往研究多仅对非连续的监测数据进行插值处理,而噪声序列项变形的存在会降低预测精度;4)传统“静态”预测模型(支持向量机、极限学习机等)只能一次性学习全部初始数据,时效性较差,无法捕捉复杂的动态变化和准确预测边坡后期变形规律。

针对上述问题,本文采用分段3次 Hermite 插值法将实测数据等距化,结合善于捕捉信号局部特征的小波分解方法,提取趋势项变形。然后引入寻优能力强大的乌鸦搜索算法(CSA)和具备时间序列处理能力的在线贯序极限学习机(OSELM),分别构建 CSA-OSELM 变形动态预测和参数反演模型,提出一种基于边坡变形动态预测的岩体力学参数反演方法。最后,将本文方法应用于节理发育成熟的新

疆京希-巴拉克采区南侧边坡,对比实测与数值模型正算最终变形值,进一步验证本文所提方法的实用性和可靠性。

1 算法基本原理与模型构建

1.1 乌鸦搜索算法

乌鸦搜索算法^[17]是由 Askarzadeha 于 2016 年提出的一种新型的元启发式优化器。CSA 受乌鸦行为的启发,基本思路为乌鸦将多余的食物储存在藏身之处,并在需要食物时将其取回。假设在 d 维空间中包含 N 只随机分布的乌鸦。每个乌鸦表示一个问题的可行解决方案, d 是决策变量的数量,则乌鸦种群可表示为

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1^1 & \cdots & x_d^1 \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ x_1^N & \cdots & x_d^N \end{bmatrix} \quad (1)$$

假设在迭代过程中,乌鸦 i 在每一轮会选择 1 只乌鸦 j 进行跟踪,乌鸦 j 想要寻找其最优位置,乌鸦 i 决定跟随乌鸦 j 接近乌鸦 j 的最优位置。乌鸦 i 的位置此时有以下两种情况。

情况 1:乌鸦 j 未发现乌鸦 i ,则乌鸦 j 继续前往食物隐藏地,由式(2)可以得到乌鸦 i 的新位置为

$$x_i^{t+1} = x_i^t + r_i \cdot l_{Fi}^t \cdot (m_j^t - x_i^t) \quad (2)$$

式中: x_i^{t+1} 为第 i 只乌鸦在第 $t+1$ 轮的位置; x_i^t 为第 i 只乌鸦在第 t 轮的位置; m_j^t 为第 j 只乌鸦在第 t 轮的最优位置; r_i 为第 i 只乌鸦的随机概率,大小分布在(0,1)之间; l_{Fi}^t 为第 i 只乌鸦在第 t 轮的跟随飞行距离。

图 1 为该情况下的示意图以及 l_F 对搜索能力的影响。 l_F 值较小会导致局部搜索, l_F 值较大导致全局搜索。如图 1(a)所示,当 $l_F < 1$ 时,乌鸦 i 的下一个位置 x_i^{t+1} 位于 x_i^t 和 m_j^t 两点之间的虚线上;如图 1(b)所示,当 $l_F > 1$ 时,乌鸦 i 的下一个位置 x_i^{t+1} 位于 m_j^t 两点外侧的虚线上。

情况 2:乌鸦 j 发现了乌鸦 i ,则乌鸦 j 为了保护自己的最优位置不被盗取,乌鸦 j 会随机去一个位置误导乌鸦 i 。

综合以上两种情况,乌鸦 i 在跟随乌鸦 j 时得到的新位置为

$$x_i^{t+1} = \begin{cases} x_i^t + r_i \cdot l_{Fi}^t \cdot (m_j^t - x_i^t), & r_j \geq P_{aj}^t \\ \text{a random position}, & r_j < P_{aj}^t \end{cases} \quad (3)$$

式中: r_j 为第 j 只乌鸦的随机概率; P_{aj}^t 为乌鸦 j 在迭代 t 轮时的警觉概率。可知,通过降低警觉概率值,CSA 会倾向于在局部区域内进行搜索,在该区域内可以找到当前的良好解决方案。因此,使用较小的

警觉概率值会增加搜索的强度。另一方面,随着认知概率值的增加,CSA 将更倾向于在全局范围内探索,增强结果多样化。

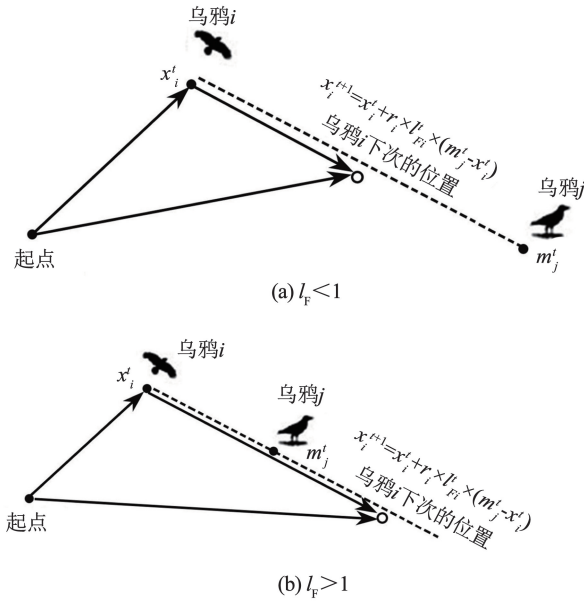


图 1 乌鸦飞行路线

Fig. 1 Flight path of crow

1.2 在线贯序极限学习机模型

在线贯序极限学习机是极限学习机 (extreme learning machine, ELM) 的一种在线序列学习版本,具有较强的泛化能力和预测功能。相较 ELM 模型,OSELM 模型可在线处理数据,通过序列式的方式,逐步利用新获得数据更新模型,从而适应流数据或动态环境下的学习需求。

OSELM 模型扩展了 ELM 模型,主要包括初始化和在线学习两个阶段。

1) 初始化阶段

设定隐含层节点数为 m , 初始训练子集 $\psi_0 = \{(a_i, b_i) | i = 1, 2, \dots, M_0\}$, 且 $M_0 \geq m$, 激励函数为 $f(x)$, 由式(4)可求得初始隐含层输出权值 β_0 为:

$$\beta_0 = N_0 E_0^T R_0 \quad (4)$$

式中: E_0 为隐含层初始输出矩阵, $N_0 = [E_0^T E_0]^{-1}$, $R_0 = [b_1, b_2, \dots, b_{M_0}]^T$ 。

2) 在线学习阶段

设定 n 为训练集数据的批次数, 令初始 n 为 0, 则第 $n + 1$ 批训练数据, 按照式(5)和式(6)计算其新的隐含层输出权值和输出矩阵:

$$N_{n+1} = N_n - \frac{N_n e_{n+1}^T e_{n+1} N_n}{1 + e_{n+1}^T N_n e_{n+1}} \quad (5)$$

$$\beta_{n+1} = \beta_n + N_{n+1} E_{n+1}^T (R_{n+1}^T - E_{n+1} \beta_n) \quad (6)$$

式中: $e_n = [F(c_1, d_1, a_n), \dots, F(c_m, d_m, a_n)]$, $F(c_m, d_m, a_n) = f_m(a_n)$, c_m, d_m 分别为第 m 个隐含层节点的输入权值和阈值。

1.3 CSA-OSELM 边坡变形动态预测模型

工程中边坡变形常呈现高度非线性和非稳态特征。因此,在保存原有模型学习的基础上,需要对样本数据集进行及时更新。引入具有在线学习能力的 OSELM 模型到岩体变形预测中,其能够利用新获得的变形数据不断更新网络模型,实现动态预测。然而,OSELM 模型的性能容易受到初始随机参数的影响,易导致模型泛化能力有限、稳定性差和过拟合。鉴于此,本文运用全局搜索能力强、稳定高效的乌鸦搜索算法,优化 OSELM 模型的权值和阈值,构建具有较高计算精度和稳定性的 CSA-OSELM 变形预测模型。具体建模流程如图 2 所示。

1) 算法参数初始化。初始化乌鸦搜索算法的相关参数,主要包括乌鸦位置、种群数量、最大迭代次数、警觉概率、飞行长度、记忆矩阵等。

2) 建立 OSELM 模型。确定 OSELM 各层的神经元节点个数,随机初始化生成输入权值和隐含层阈值。使用初始批次数据 (乌鸦位置) 训练 OSELM 模型,计算每个解的适应度值。

3) 不断迭代更新乌鸦的位置,直至达到最大迭代次数,输出最终乌鸦位置和记忆,作为最优的 OSELM 的输入权值和隐含层阈值。

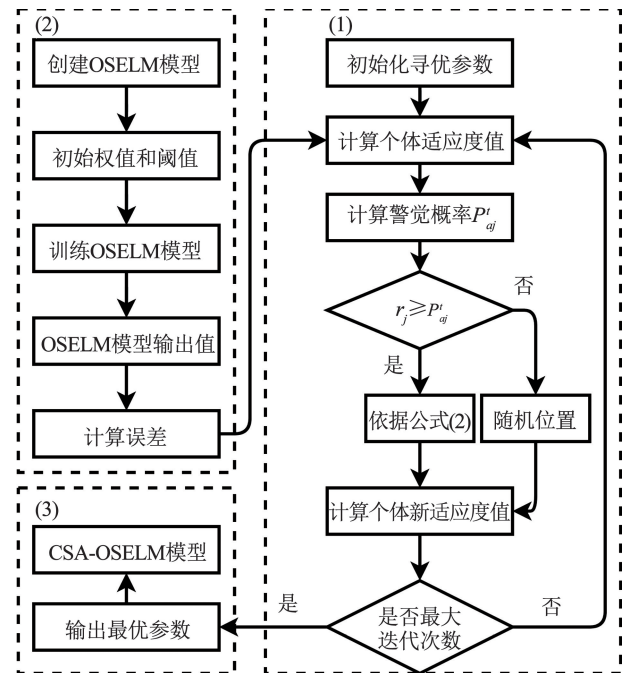


图 2 CSA-OSELM 建模流程

Fig. 2 Modeling process of CSA-OSELM

1.4 CSA-OSELM 岩体力学参数反演模型

鉴于 CSA-OSELM 模型具备动态环境适应能力和高效稳定的搜索优势,本研究构建了相应的岩体力学参数反演模型,其训练流程如下:

1) 构建与实际边坡相符的离散元模型,监测点

布置与工程实际一致;

2)采用拉丁超立方体抽样、均匀设计和正交实验设计生成300组参数样本,通过数值模拟计算对应监测点变形值,构建参数-变形值训练集和测试集;

3)以变形值为输入、岩体力学参数为输出,通过样本学习建立非线性映射关系,经多次试算确定最优网络参数。

2 CSA-OSELM 变形动态预测模型性能检验

2.1 模型性能评价指标

本文采用决定系数 R^2 、平均相对误差 E_{mr} 、均方根误差 E_{rms} 和对称平均绝对百分比误差 E_{smap} , 4项常用指标衡量 CSA-OSELM 变形预测模型和参数反演模型的效果。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^u (h_i - h'_i)^2}{\sum_{i=1}^u (h_i - \bar{h})^2} \quad (7)$$

$$E_{mr} = \frac{1}{u} \sum_{i=1}^u \frac{|h_i - h'_i|}{h_i} \quad (8)$$

$$E_{rms} = \sqrt{\frac{1}{u} \sum_{i=1}^u (h_i - h'_i)^2} \quad (9)$$

$$E_{smap} = \frac{100\%}{u} \sum_{i=1}^u \frac{|h_i - h'_i|}{(|h_i| + |h'_i|)/2} \quad (10)$$

式中: u 为测试样本数量; h'_i 、 h_v 和 \bar{h}_v 分别为模型预测值、测试样本实际值和测试样本实际平均值。

2.2 实测变形预处理手段

由于施工中易出现测站接收器损坏及卫星失锁等情况,现场监测数据常是间断的。为提高模型训

练效率和预测精度,需要先插值处理实测变形数据。相较于3次样条插值法,分段3次 Hermite 插值法可在很大程度保留原始数据的基础上,还具有更灵活光滑、节点需求少和稳定性高的优势,故将分段3次 Hermite 插值法应用于本文对实测变形数据进行等距化处理中。

小波分解^[18]是一种对信号进行多尺度分析的方法,可以将信号分解成不同频率的成分,从而更好地捕捉信号的局部特征。因此,本文采用小波分解方法对插值后数据进行降噪处理,将时序预测数据分解为高频随机项变形 $P(t)$ 和低频趋势性变形 $Q(t)$ 。趋势项变形反映了岩体在地质条件、岩石性质和施工方法影响下的长期变化,随机项变形体现了各种随机因素的综合干扰。

$$S(t) = P(t) + Q(t) \quad (11)$$

式中: t 为监测时间; $S(t)$ 为边坡累计变形值; $P(t)$ 为高频随机项变形; $Q(t)$ 为低频趋势性变形。

2.3 CSA-OSELM 模型工程验证

2.3.1 工程背景

新疆金川京希-巴拉克金矿位于新疆伊犁哈萨克自治州伊宁县北部的科古尔琴山南麓。本研究以该矿区南侧边坡为研究对象,其地形地貌特征如图3所示。研究区南侧边坡具有典型的高陡边坡特征,岩性以凝灰质砂岩为主。通过现场调查发现,该边坡岩体破碎程度较高,节理、裂隙等结构面发育成熟。结合区域气候特征分析,该地区常年受高海拔寒风和季节性融水侵蚀作用的影响,导致边坡稳定性显著降低,岩体易发生变形破坏。根据矿山实际生产需求,边坡开挖采用自上而下分台阶方式进行,共划分为10个台阶,每个台阶高度控制在约13 m。具体变形监测点布置如图4所示。

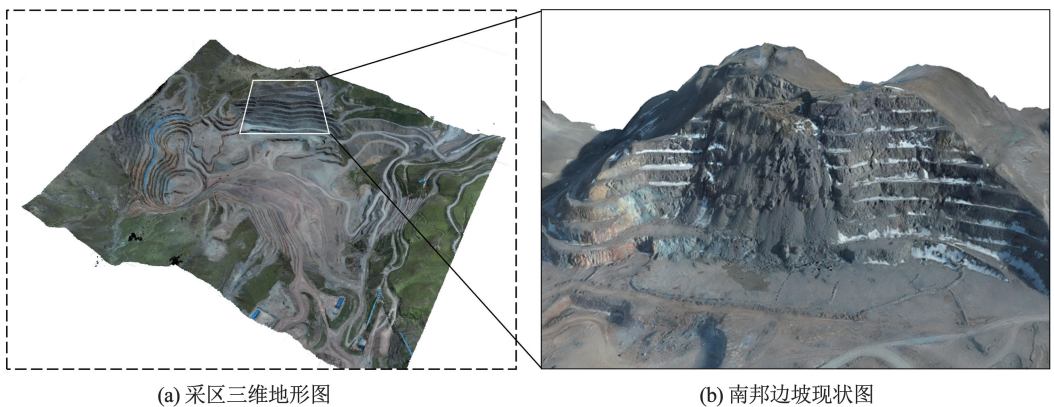


图3 采区基本信息

Fig. 3 Basic information of mining area

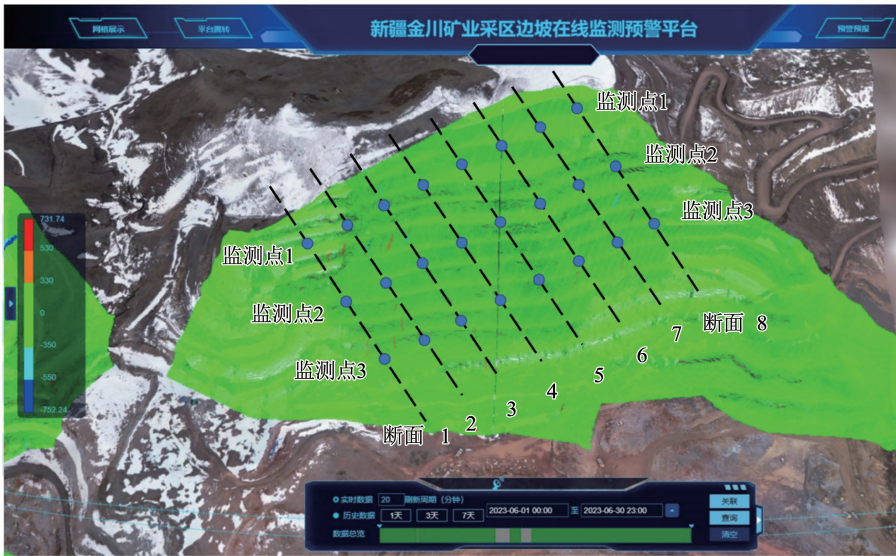


图 4 变形监测点布置

Fig. 4 Arrangement of deformation monitoring points

2.3.2 模型检验

定义断面 1 的 1,2,3 监测点分别为 D1-1, D1-2, D1-3, 选择监测点 D1-1, D1-2, D1-3 处于变形后期阶段 50 d 的实测变形值进行分析, 检验 CSA-OSELM 变形动态预测模型的性能。针对该断面变形监测值为非等距时序数据, 采用上述分段 3 次 Hermite 插值法对原始数据进行等距化处理, 处理后的数据如图 5 所示。

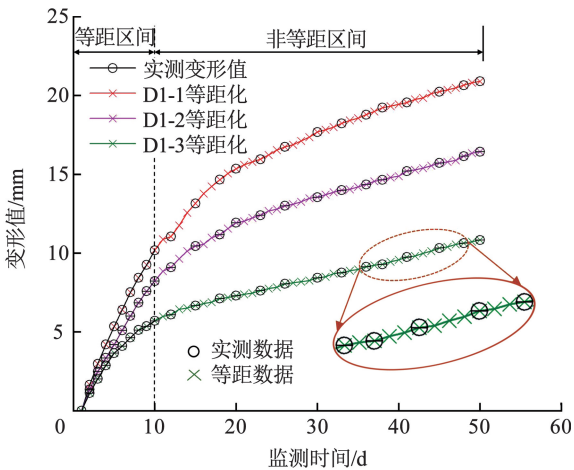


图 5 断面 1 变形等距化处理

Fig. 5 Equidistant processing of deformation for section 1

观察图 5 可知, 该断面变形速率逐渐变慢, 但变形的收敛趋势并不明显, 不利于模型预测。采用小波分解方法将插值处理后的数据分解为高频随机项变形和低频趋势项变形。通常, 训练集与测试集的比例取 7:3, 模型预测精度最佳^[19], 故取监测点前 35 d 变形值为训练集, 后 15 d 为测试集。断面 1 各个监测点提取的随机项变形和趋势项变形如图 6 所示。观察图 6 可知, 该断面随机项变形在前 12 d 变

化剧烈, 而后进入平稳波动阶段, 且浮动数值在 ± 0.35 mm 以内, 为平稳噪声序列, 其存在会降低预测真实性及精度。因此, 模型检验及后续参数反演时均不考虑随机项变形预测, 将趋势项变形作为该断面最终变形值。

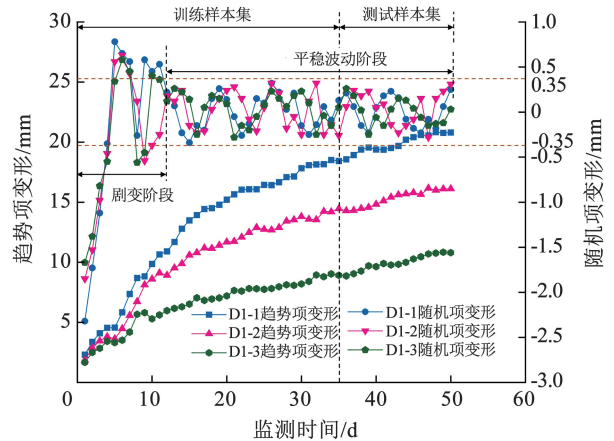


图 6 断面 1 变形小波分解

Fig. 6 Wavelet decomposition of deformation for section 1

设定乌鸦搜索算法参数如下: 乌鸦数量为 20 只, 最大迭代次数 $t_{max} = 100$, 警觉概率 $P_a = 0.7$, 随机概率 $r = 0.6$, 发现者比例为 70%, 跟踪者比例为 30%。经多次试算后, 确定激活函数采用“sig”函数, 隐含层神经元数量为 12, 单次学习 3 个数据, 初始样本训练集为 15。

采用本文提出的 CSA-OSELM 模型对断面 1 各监测点趋势项变形进行预测, 并与传统 ELM 模型和 OSELM 模型预测结果进行对比, 3 种模型预测结果如图 7 所示。观察测试样本集可知, CSA-OSELM 模型的预测效果最好, ELM 模型预测效果最差。这主要是因为已有监测数据常处于不同变化阶段, 而传

统“静态”ELM 模型只能一次性学习全部数据,处理复杂非线性问题的能力有限,导致预测结果呈现阶段线性变化,误差逐渐增大。“动态”OSELM 模型可在线处理数据,通过在线学习新获取的监测数据,更新模型的网络结构,合理判断变形规律和预测变形值。此外,借助乌鸦搜索算法强大的寻优能力,搜索 CSA-OSELM 模型的最优权值和阈值,提升预测精度。

进一步计算各模型测试集样本趋势项变形预测误差,计算结果见表 1,可以看到,相较 ELM 和 OSELM 模型,CSA-OSELM 模型的 3 项误差指标计算结果均最小。其中 D1-1 监测点的 E_{mr} 、 E_{rms} 和 E_{smap} 的 3 项误差指标分别为 0.043 3、0.056 3 和 0.325 4。这进一步表明 CSA-OSELM 模型预测趋势项变形的精度更高,有利于后续开展参数反演工作。

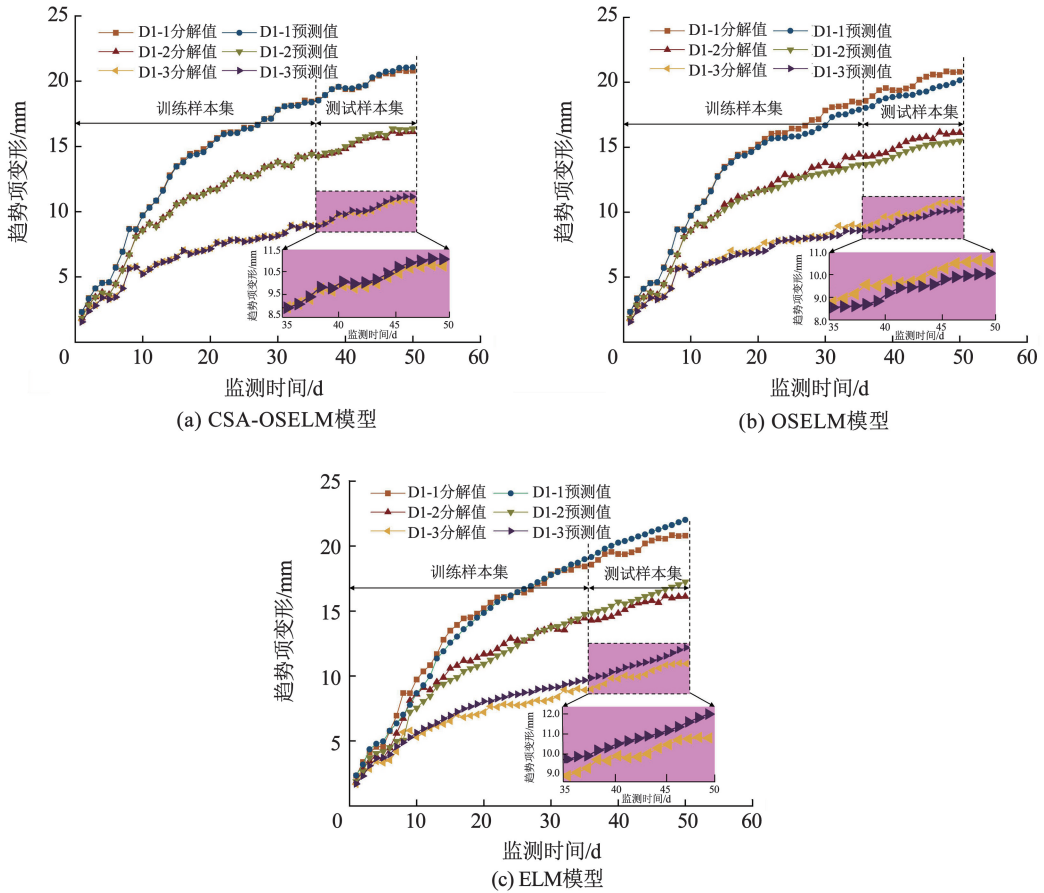


图 7 3 种模型趋势项变形预测结果

Fig. 7 Prediction results of trend term deformation for three models

表 1 测试集样本趋势项变形预测误差

Tab. 1 Prediction error of trend term deformation for test set samples

模型	监测点 D1-1			监测点 D1-2			监测点 D1-3		
	E_{mr}	E_{rms}	E_{smap}	E_{mr}	E_{rms}	E_{smap}	E_{mr}	E_{rms}	E_{smap}
ELM	0.424 2	0.512 3	3.275 4	0.445 3	0.523 2	3.563 4	0.412 3	0.489 2	2.867 4
OSELM	0.173 2	0.191 2	0.986 1	0.153 2	0.167 5	0.854 7	0.160 5	0.173 3	0.912 4
CSA-OSELM	0.043 3	0.056 3	0.325 4	0.052 8	0.068 6	0.356 4	0.076 2	0.097 5	0.438 7

3 基于变形动态预测的参数反演方法

3.1 参数反演方法及验证流程

本文提出一种基于边坡变形动态预测的岩体力学参数反演方法,具体流程如图 8 所示。

步骤 1) 边坡变形预测:对实测变形数据进行预处理,并输入 CSA-OSELM 模型,预测边坡最终变

形值。

步骤 2) 反演样本构建:在参数取值范围内生成 300 组参数样本,通过 3DEC 数值模拟计算对应变形值,构建反演模型训练集。

步骤 3) 参数反演与验证:将预测变形值输入训练好的 CSA-OSELM 反演模型,输出力学参数,并通过 3DEC 正算验证其与实测变形的一致性。

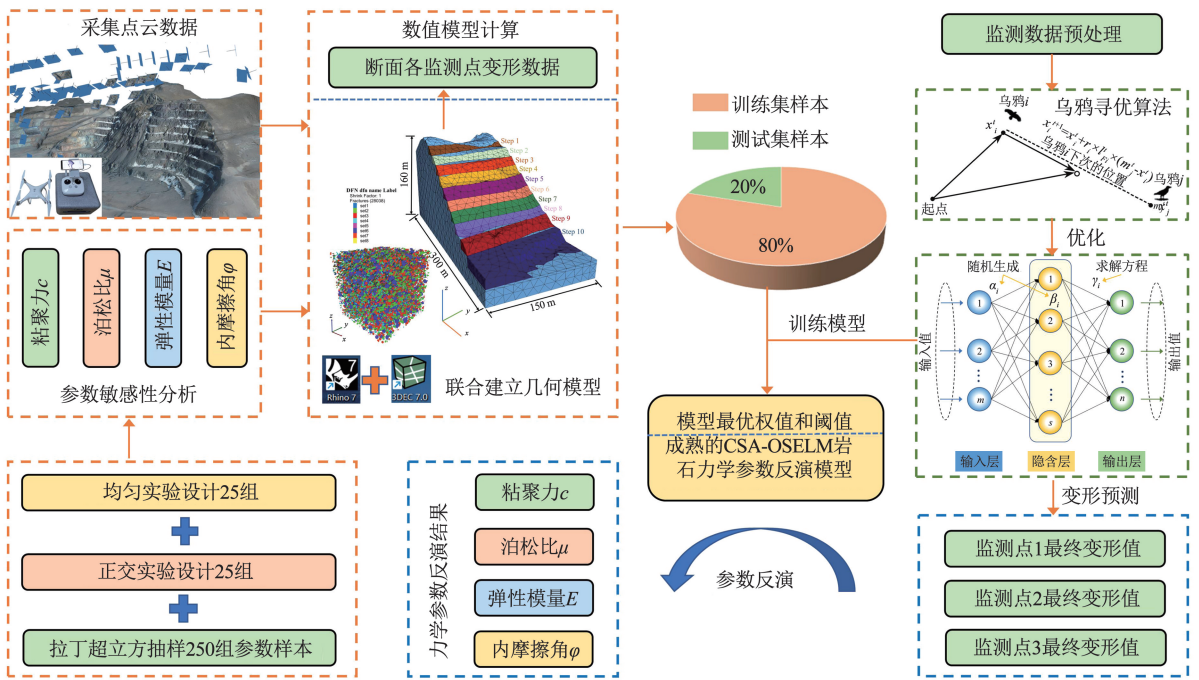


图 8 基于变形动态预测的岩体力学参数反演方法

Fig. 8 Inversion method for mechanical parameters of rock mass based on dynamic prediction of deformation

3.2 反演模型样本构造

采区岩体被大量结构面切割成为碎裂的岩块,堆积体松散,存在滑坡隐患,人工接触测量难以开展。因此,采用无人机摄影测量方法采集岩体信息,构建三维地质模型,多尺度无人机图像采集如图 9 所示。本文采用“RHINO-GRIDDLE-3DEC”联合建模方法,建立了与京希-巴拉克南侧研究区域边坡地貌高度吻合的三维数值计算模型。具体流程如下:首先将无人机获取的点云数据导入 Rhino 软件,确定研究区域边界并剔除冗余数据,建立基于多重曲面的实体模型;其次,根据工程地质报告提供的分阶开挖方案,在 Rhino 中对实体模型进行相应部位的切割处理,形成台阶状开挖块体;最后,利用 Rhino 完成初步网格划分,再通过 GRIDDLE 进行优化网格划分,最终导出 3DEC 兼容的文件格式。

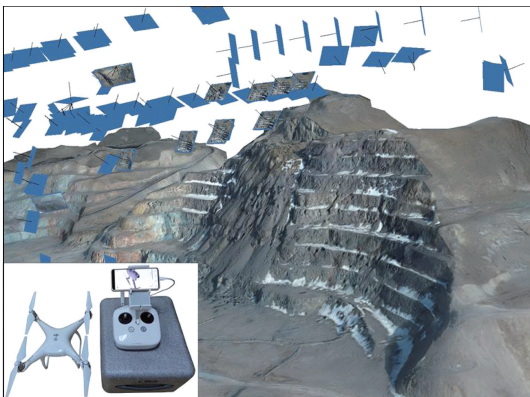


图 9 多尺度无人机图像采集

Fig. 9 Image acquisition of multi-scale unmanned aerial vehicle

基于研究区域实际情况,采用传统人工测量与无人机摄影测量相结合的方法采集边坡岩体结构面信息。以现场实测的 198 个结构面为基础,运用基于 t-SNE 的多参数分步聚类方法进行分组^[20]。结果表明,实测结构面按产状可划分为 8 个优势组(见表 2),其分组结果能够较好地反映岩体随机结构面的几何特征、空间分布及物理力学性质。基于优势分组结果和工程地质勘察资料,采用随机裂隙网络(DFN)生成符合统计规律的随机结构面,以模拟真实岩体的裂隙分布特征。在 DFN 建模过程中需注意:由于 3DEC 不允许块体被部分切割,为确保计算模型边界外的圆盘中心结构面仍能有效切割块体,需将随机结构面的生成范围从模型边界向外扩展至少一个最大圆盘直径。为提高计算效率,剔除尺寸小于 3 m 的微型结构面,最终保留 28 038 条主要结构面。数值模型中,节理采用区域接触弹塑性本构模型,岩块采用摩尔-库伦本构模型。边界条件设定为底部及四周约束、顶部自由,初始应力场为自重应力场,监测点布设与实际施工现场一致。最终建立的南侧边坡 3DEC 数值模型如图 10 所示,模型尺寸为横向宽 150 m,纵向长 300 m,高 160 m,用不同颜色标示开挖区域岩体。通过对现场取样,将基于室内试验获得的凝灰质砂岩力学参数代入数值计算模型,并采用块体 1 至块体 10 的依次移除过程模拟分步开挖方法(自上而下分 10 个步骤完成)。待模型变形稳定后,提取断面 1~8 监测点 1 的位移数据,将其与现场实测值进行对比分析,结果详见

表 3。对比结果表明,数值模拟结果与实测数据吻合良好,验证了所建模型的可靠性。

表 2 结构面分组结果

Tab.2 Grouping results of structural planes

组号	倾向/(°)	倾角/(°)	迹长/m	数量/个
1	265.29	61.21	5.56	16
2	198.41	36.78	6.43	37
3	205.34	71.22	4.95	15
4	62.73	60.91	3.58	27
5	90.45	45.52	7.65	20
6	130.52	50.14	9.67	38
7	160.34	55.36	8.63	34
8	310.62	39.56	5.24	11

采用控制变量法对每种岩体力学参数进行敏感性分析,依据力学参数对岩体变形的敏感性分析结

果,选取粘聚力 c 、泊松比 μ 、弹性模量 E 和内摩擦角 φ 这 4 种力学参数开展参数反演^[21]。根据采区实测地质勘测报告,该区域岩体 4 种力学参数取值范围分别为:粘聚力 0.2 ~ 2.5 MPa,泊松比 0.1 ~ 0.4,弹性模量 1 ~ 30 GPa,内摩擦角 25° ~ 60°。为确保机器学习模型的训练效果和泛化能力,进而使反演模型达到预期精度,本文采用拉丁超立方体抽样技术、均匀设计和正交实验设计方法构建 300 组参数样本^[6]。其中,以拉丁超立方体抽样技术生成的 250 组参数样本为主要样本。为进一步填充整个参数取值区间,采用均匀设计和五水平四因素 L25(5⁴) 正交实验设计方法分别生成 25 组参数样本。利用 MATLAB 将样本顺序打乱,最终部分参数的 300 组样本如图 11 所示。

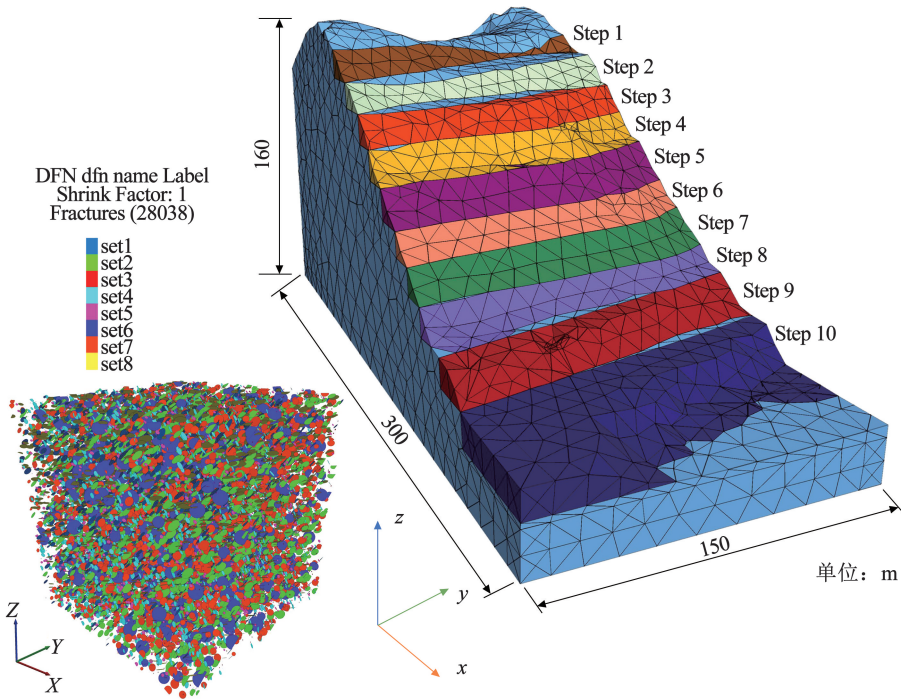


图 10 边坡 3DEC 数值模型

Fig. 10 3DEC numerical model of slope

表 3 各断面监测点 1 处模型计算与实测变形值对比

Tab.3 Comparison of calculated and measured deformation values of models at monitoring point 1 of each section

断面	模型计算变形值/mm	实测变形值/mm	误差/%
1	22.15	23.17	4.40
2	20.22	21.45	6.08
3	15.99	17.12	7.07
4	14.98	15.65	4.47
5	18.17	19.12	5.23
6	15.97	16.98	6.32
7	18.35	18.98	3.43
8	21.43	21.79	1.68

观察图 11 可知,300 组参数样本数据涵盖整个岩体参数范围且分布均匀。计算可知,300 组力学参数的平均值分别为: $c = 1.338$ MPa; $\mu = 0.263$; $E = 16.235$ GPa; $\varphi = 41.758^\circ$;其取值区间的平均值分别为 $c = 1.350$ MPa; $\mu = 0.250$; $E = 15.500$ GPa; $\varphi = 42.500^\circ$ 。两组数据非常接近,这表明生成的 300 组参数样本合理有效,可以用于后续数值模拟计算。将 300 组参数样本依次代入数值模型进行计算,并记录各监测点的变形值。整理统计各组参数及其对应变形值,构建参数反演样本集。

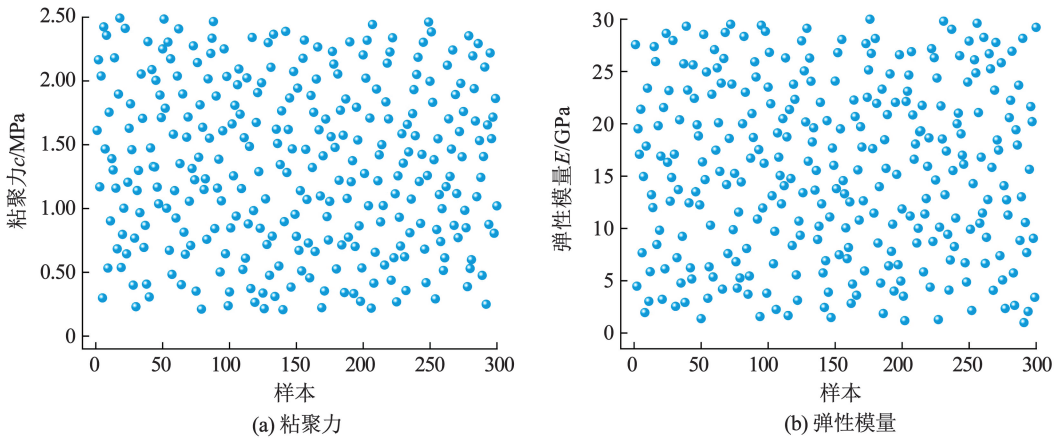


图 11 部分参数样本分布

Fig. 11 Sample distribution of partial parameters

3.3 反演模型性能检验

从 300 组参数样本集中随机选取 80% 作为训练样本集,其余 20% 作为测试样本集。以监测点变形值为 CSA-OSELM 参数反演模型的输入值,4 种力学参数为输出值。将训练样本集依次代入反演模型进行学习,建立变形值与力学参数间的非线性映射关系,并经过多次试算,最终确定反演模型的最佳网络参数。

为检验 CSA-OSELM 反演模型的优越性和精

度,将测试样本集的 60 组数据,分别依次代入基于随机梯度下降法优化的 BP 神经网络(SGD-BP)、基于粒子群算法优化的支持向量机(PSO-SVM)、基于狼群算法优化的在线贯序极限学习机(GWO-OSELM)和 CSA-OSELM 的 4 种反演模型计算岩体力学参数。将 4 种反演模型参数计算值与真实值作对比,并选用 E_{mr} 、 E_{rms} 、 E_{smap} 和 R^2 评价指标衡量模型性能,最终结果如图 12 所示。为了更好地观察不同模型误差分布特征,在图 12 中标注了误差范围线。

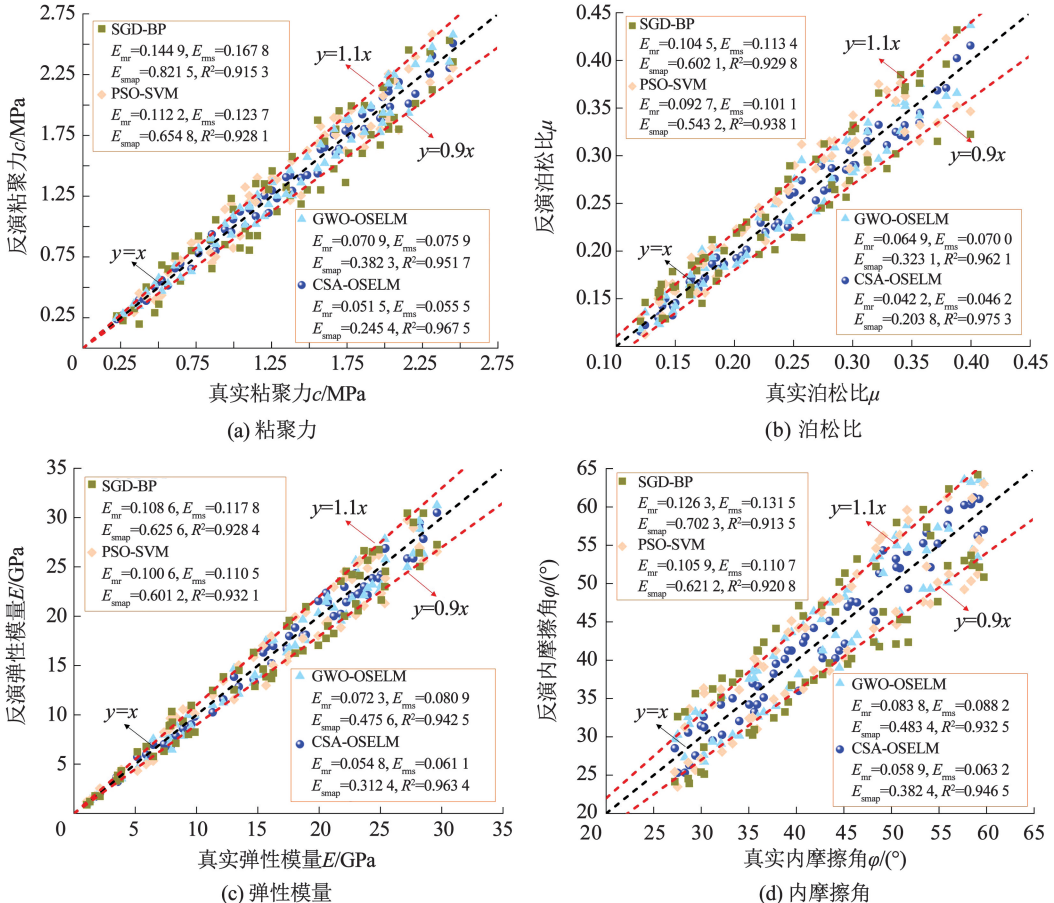


图 12 4 种模型反演参数与真实参数对比

Fig. 12 Comparison of inversion parameters of four models with real parameters

观察图 12 可知,GWO-OSELM 和 CSA-OSELM 反演模型的参数计算值,均匀且集中分布在 $y = x$ 直线的两侧,更接近参数真实值,而 SGD-BP 和 PSO-SVM 反演模型的参数计算值分布较分散。这表明具有在线学习能力的在线贯序极限学习机,在参数反演时比传统“静态”模型效果更好。进一步对比 4 种模型的误差评价指标,CSA-OSELM 模型反演 4 种参数的评价指标均最优,说明相较狼群算法,使用乌鸦搜索算法优化权值和阈值的 OSELM 模型反演精度更高。其中,CSA-OSELM 模型反演泊松比的误差最小,4 项误差评价指标分别为 $E_{mr} = 0.042 2$, $E_{rms} = 0.046 2$, $E_{smap} = 0.203 8$, $R^2 = 0.975 3$ 。结果表明,CSA-OSELM 模型具有较高的精度和稳定性,可以准确反演岩体力学参数。

3.4 参数反演方法的准确性验证

为进一步验证基于变形动态预测和 CSA-OSELM 模型的岩体力学参数反演方法在实际工程中的可靠性和适用性,将其应用到京希-巴拉克南侧研究区域边坡进行工程实践。将全球卫星导航系统(GNSS)接收器安装在南侧边坡 8 个断面的关键部位(从左至右依次为断面 1~8,从上至下依次为监测点 1~3),通过接收卫星信号,确定监测点的三维坐标,实时获取监测点的变形变化数据。监测点布置见图 4。整理系统中全部断面各个监测点前 35 d 的变形值,先采用分段 3 次 Hermite 插值法对数据进行等距化处理,再用小波分解方法将插值后变形分解为趋势项变形和随机项变形。将各监测点前 35 d 趋势项变形依次代入 CSA-OSELM 变形预测模型,将趋于稳定时的变形数据记为最终变形值。以各断面每组最终变形值作为输入值,依次代入 CSA-OSELM 模型反演计算各力学参数,各断面参数反演结果见表 4。将各断面力学参数反演结果依次代入

3DEC 数值模型进行正算,达到稳定状态时提取各监测点最终变形值。当卫星系统中各断面监测点变形趋于稳定时,记录此时数据为边坡实测最终变形值,结果见表 5。最后,将边坡实测与正算最终变形值进行对比,对比结果如图 13 所示。

表 4 力学参数反演结果

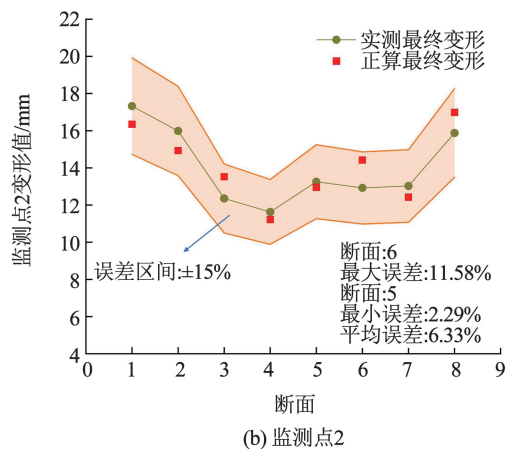
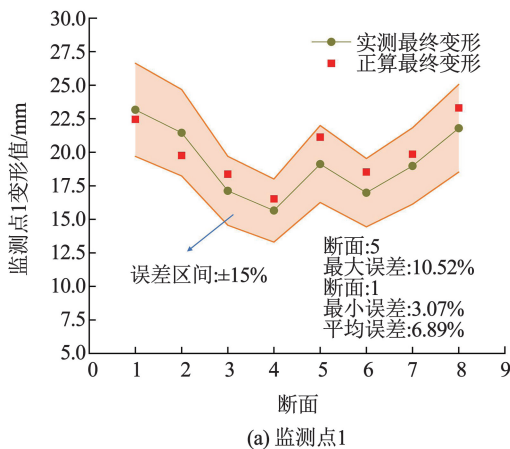
Tab. 4 Inversion results of mechanical parameters

监测断面	反演结果			
	c/MPa	μ	E/GPa	$\varphi/(\text{°})$
断面 1	0.584	0.235	5.698	30.563
断面 2	0.635	0.256	5.941	32.265
断面 3	0.801	0.347	7.514	36.478
断面 4	0.869	0.384	7.930	37.651
断面 5	0.789	0.330	6.963	34.615
断面 6	0.874	0.428	8.314	39.657
断面 7	0.814	0.346	7.325	36.245
断面 8	0.597	0.245	6.231	33.658

表 5 监测点实测最终变形值

Tab. 5 Measured final deformation values at monitoring points

监测断面	实测最终变形值/mm		
	监测点 1	监测点 2	监测点 3
断面 1	23.17	17.32	12.98
断面 2	21.45	15.99	10.88
断面 3	17.12	12.35	7.25
断面 4	15.65	11.63	6.25
断面 5	19.12	13.26	7.74
断面 6	16.98	12.92	6.84
断面 7	18.98	13.02	8.03
断面 8	21.79	15.88	10.93



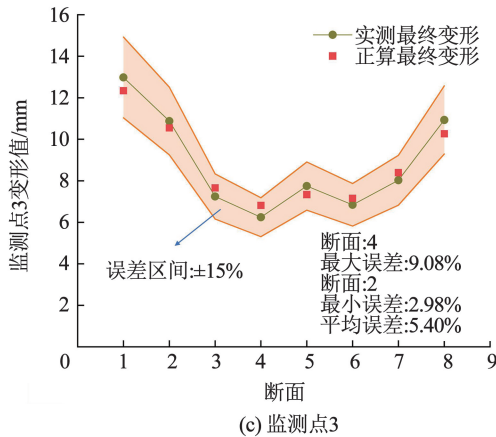


图 13 实测与正算最终变形值对比

Fig. 13 Comparison between measured and forward-calculated final deformation values

由图 13 可知,监测点 1、2、3 处正算变形与实测变形最大误差分别为 10.52%、11.58%、9.08%,均在 15% 的误差范围内。这可能是由于无人机采集的岩体信息不全、GNSS 监测变形存在误差、数值模型存在简化和局限性造成的。此外,监测点 1、2、3 处变形平均误差分别为 6.89%、6.33%、5.40%,均在工程允许误差范围内。研究结果进一步表明,基于 CSA-OSELM 模型和变形动态预测的岩体力学参数反演方法,在实际岩土工程应用中具有较高的准确性和稳定性。

4 结 论

准确获取岩体力学参数,对于边坡稳定性分析及设计加固方案至关重要。本文提出了一种基于变形动态预测的岩体力学参数反演方法,可更早地获取边坡岩体力学参数,为边坡加固设计提供指导,缩短工期。

1) 基于全局寻优能力强大的乌鸦搜索算法和具备动态学习能力的在线贯序极限学习机,CSA-OSELM 变形预测和参数反演模型的准确性更高、稳定性更好,可为基于变形动态预测的岩体力学参数反演方法的合理性提供模型保证。

2) 采用分段 3 次 Hermite 插值法对现场实测变形数据进行等距化处理,再运用小波分解方法提取趋势项变形,既可有效保留原始数据,又可实现对其有效降噪处理,大幅提升了 CSA-OSELM 动态模型变形预测精度。

3) 通过对比 SGD-BP、PSO-SVM、GWO-OSELM 和 CSA-OSELM 模型反演结果的 E_{mr} 、 E_{rms} 、 E_{smap} 和 R^2 值,检验 CSA-OSELM 模型的性能。结果表明,CSA-OSELM 模型参数反演结果的各项误差指标均最小,可为实际工程中获取岩体力学参数提供一种新的机器学习方法。

4) 将基于 CSA-OSELM 模型和变形动态预测的岩体力学参数反演方法应用于京希-巴拉克南侧边坡中,并将反演参数代入数值模型正算最终变形值与实测最终变形值进行对比。监测点误差均在 $\pm 15\%$ 的误差范围内,最大误差为 11.58%,最小误差为 2.29%,平均误差为 6.21%,表明本文方法反演得到的力学参数是合理的。

参考文献

- [1] 姜光成, 胡乃联, 洪根意, 等. 基于 GSI 值量化和修正方法的岩体力学参数确定[J]. 岩土力学, 2018, 39(6): 2211
JIANG Guangcheng, HU Nailian, HONG Genyi, et al. Determination of rock mass mechanical parameters based on quantification and correction method of GSI value[J]. Rock and Soil Mechanics, 2018, 39(6): 2211. DOI: 10.16285/j.rsm.2016.2174
- [2] 刘春. 岩体 REV 和力学参数的数值模拟[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2009, 41(4): 236
LIU Chun. Numerical simulation on REV and mechanics parameters of rock [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2009, 41(4): 236
- [3] 孙志彬, 杨小礼, 张胜, 等. Mohr-Coulomb 准则下基于滑动面深度的边坡参数反分析方法[J]. 岩土力学, 2014(5): 1323
SUN Zhibin, YANG Xiaoli, ZHANG Sheng, et al. Slope back analysis based on slip surface depth under Mohr-Coulomb criterion[J]. Rock and Soil Mechanics, 2014(5): 1323. DOI:10.16285/j.rsm.2014.05.007
- [4] BERTUZZI R. Back-analysing rock mass modulus from monitoring data of two tunnels in Sydney, Australia [J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, 2017, 9(5): 877. DOI: 10.1016/j.jmge.2017.05.005
- [5] 李一鸣, 赵高峰, 赵晓豹, 等. 基于数控岩石压痕试验装置的岩石力学参数反演研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2023, 42(8): 1973
LI Yiming, ZHAO Gaofeng, ZHAO Xiaobao, et al. Study on back analysis of rock mechanical parameters based on the digital control rock indentation equipment[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2023, 42(8): 1973. DOI:10.13722/j.cnki.

- jrm. 2022. 1001
- [6] SUN Junlong, WU Shunchuan, WANG Han, et al. Inversion of surrounding rock mechanical parameters in a soft rock tunnel based on a hybrid model EO-LightGBM [J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2023, 56(9): 6691. DOI: 10.1007/s00603-023-03387-z
- [7] ZHUANG D Y, MA K, TANG C A, et al. Mechanical parameter inversion in tunnel engineering using support vector regression optimized by multi-strategy artificial fish swarm algorithm [J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2019, 83: 425. DOI: 10.1016/j.tust.2018.09.027
- [8] ZHANG Yan, SU Guoshao, LIU Baochen, et al. A novel displacement back analysis method considering the displacement loss for underground rock mass engineering [J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2020, 95: 103141. DOI: 10.1016/j.tust.2019.103141
- [9] GHORBANI E, MOOSAVI M, HOSSAINI M F, et al. Determination of initial stress state and rock mass deformation modulus at Lavarak HEPP by back analysis using ant colony optimization and multivariable regression analysis [J]. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 2021, 80(1): 429. DOI: 10.1007/s10064-020-01936-2
- [10] WANG J X, SUN J, KOU H J, et al. Multiparameter inversion early warning system of tunnel stress-seepage coupling based on IA-BP algorithm [J]. *Advances in Civil Engineering*, 2021, 2021(1): 19
- [11] WANG Xianyan, CUI Hwei, XU Hailiang, et al. Inversion study of mechanical parameters of tunnel surrounding rock based on similar test [J]. *Advances in Civil Engineering*, 2023, 2023(1): 8. DOI: 10.1155/2023/2862550
- [12] 唐超, 陈妍颖, 李庶林, 等. 基于自适应变异粒子群算法改进 OGM(1,N) 及其在排土场变形预测中的应用 [J]. *岩石力学与工程学报*, 2020, 39(增刊1): 3197
TANG Chao, CHEN Yanying, LI Shulin, et al. The application of improved OGM(1, N) in waste dump deformation prediction based on adaptive particle mutation swarm optimization [J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2020, 39(S1): 3197. DOI: 10.13722/j.cnki.jrme.2019.1022
- [13] 洪宇超, 钱建固, 叶源新, 等. 基于时空关联特征的 CNN-LSTM 模型在基坑工程变形预测中的应用 [J]. *岩土工程学报*, 2021, 43(增刊2): 108
HONG Yuchao, QIAN Jiangu, YE Yuanxin, et al. Application of CNN-LSTM model based on spatiotemporal correlation characteristics in deformation prediction of excavation engineering [J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2021, 43(S2): 108. DOI: 10.11779/CJGE2021S2026
- [14] 王述红, 朱宝强. 山岭隧道洞口段地表沉降时序预测研究 [J]. *岩土工程学报*, 2021, 43(5): 813
WANG Shuhong, ZHU Baoqiang. Time series prediction for ground settlement in portal section of mountain tunnels [J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2021, 43(5): 813. DOI: 10.11779/CJGE202105004
- [15] CHEN Renpeng, ZHANG Pin, KANG Xin, et al. Prediction of maximum surface settlement caused by earth pressure balance (EPB) shield tunneling with ANN methods [J]. *Soils and Foundations*, 2019, 59(2): 284. DOI: 10.1016/j.sandf.2018.11.005
- [16] ZHANG Pin, WU Huaina, CHEN Renpeng, et al. Hybrid metaheuristic and machine learning algorithms for tunneling-induced settlement prediction: A comparative study [J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2020, 99: 103383. DOI: 10.1016/j.tust.2020.103383
- [17] ASKARZADEH A. A novel metaheuristic method for solving constrained engineering optimization problems: Crow search algorithm [J]. *Computers & Structures*, 2016, 169: 1. DOI: 10.1016/j.compstruc.2016.03.001
- [18] GUO Jian, DING Lieyun, LUO Haibin, et al. Wavelet prediction method for ground deformation induced by tunneling [J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2014, 41: 137. DOI: 10.1016/j.tust.2013.12.009
- [19] 朱宝强, 王述红, 张泽, 等. 基于时间序列与 DEGWO-SVR 模型的隧道变形预测方法 [J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2021, 55(12): 2275
ZHU Baoqiang, WANG Shuhong, ZHANG Ze, et al. Prediction method of tunnel deformation based on time series and DEGWO-SVR model [J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2021, 55(12): 2275. DOI: 10.3785/j.issn.1008-973X.2021.12.007
- [20] 李新正, 王述红, 侯钦宽, 等. 基于 t-SNE 的多参数岩体结构面分步聚类方法 [J]. *岩土力学*, 2024, 45(5): 1540
LI Xinzheng, WANG Shuhong, HOU Qinkuan, et al. A stepwise clustering method of rock discontinuities dominated by multivariate parameters based on t-SNE [J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2024, 45(5): 1540. DOI: 10.16285/j.rsm.2023.0897
- [21] 王述红, 董福瑞. 基于变形预测和参数反演的山岭隧道围岩稳定性分析 [J]. *岩土工程学报*, 2023, 45(5): 1024
WANG Shuhong, DONG Furui. Stability analysis of surrounding rock of mountain tunnels based on deformation prediction and parameter inversion [J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2023, 45(5): 1024. DOI: 10.11779/CJGE20220288

(编辑 吕雪梅)