

基于 IFATA-KELM 软岩隧道变形预测方法研究

郭栋梁

(中铁十八局集团第三工程有限公司, 河北 涿州 072750)

摘要: 为实现对软岩隧道变形的准确预测, 提出了一种改进海市蜃楼优化算法 (IFATA) 优化核极限学习机 (KELM) 的软岩隧道变形预测方法。针对海市蜃楼优化算法 (FATA) 存在局部停滞现象, 融合佳点集初始化、自适应莱维飞行传播和量子 t 分布变异策略提出了 IFATA 算法, 提高了算法的寻优性能, 进一步将 IFATA 应用于优化 KELM 模型参数, 以此构建了 IFATA-KELM 软岩隧道变形预测模型。以在建某软岩隧道工程为例, 验证了 IFATA-KELM 模型的有效性和适用性, 结果表明: 对于软岩隧道变形问题, IFATA-KELM 模型预测精度优于 BP、KELM、FATA-KELM 模型, 这也表明了 IFATA-KELM 预测模型具有较强的工程适用性, 为隧道变形预测提供了新的途径。

关键词: 软岩隧道; 变形预测; 海市蜃楼优化算法; 核极限学习机

中图分类号: U456.3

文献标识码: A

Deformation Prediction of Soft Rock Tunnel Based on IFATA-KELM Model

GUO Dongliang

(The Third Engineering Co., Ltd of China Railway 18th Bureau Group, Zhuozhou 072750, Hebei, China)

Abstract: To achieve accurate prediction of deformation in soft rock tunnels, an improved fata morgana algorithm (IFATA) is proposed to optimize the kernel extreme learning machine (KELM) for predicting deformation in soft rock tunnels. The IFATA is proposed to address the issue of local stagnation in the fata morgana algorithm (FATA). It incorporates superior point set initialization, adaptive Levy flight propagation, and a quantum t -distribution mutation strategy. This algorithm enhances optimization performance and further applies IFATA to optimize KELM model parameters, thereby constructing an IFATA-KELM soft rock tunnel deformation prediction model. Taking a soft rock tunnel engineering project under construction as an example, the effectiveness and applicability of the IFATA-KELM model were verified. The results showed that for deformation problems in soft rock tunnels, the prediction accuracy of the IFATA-KELM model was superior to that of the BP, KELM and FATA-KELM models. This also indicates that the IFATA-KELM prediction model has strong engineering applicability and provides a new approach for predicting tunnel deformations.

Key words: soft rock tunnel; deformation prediction; fata morgana algorithm; kernel extreme learning machine

隧道工程在复杂力作用下往往易发生变形, 导致围岩塌方、钢架失稳、开裂等地质灾害。因此, 隧道工程的变形控制对于隧道施工安全至关重要。近年来, 隧道变形预测是隧道工程施工过程中的重要研究问题。目前, 对于隧道变形预测, 研究学者提出了许多方法。周立俊等^[1]采用

GA-SVR 预测方法对地铁隧道沉降可实现较为准确预测。杨文波等^[2]对典型层状软岩隧道围岩变形利用 PSO-SVM 方法实现了 86.36% 的预测准确性。赵永智^[3]利用 LSTM-ARIMA 组合模型对中东某隧道实现了围岩变形趋势的较为准确的拟合。姚凯等^[4]采用 FOA-GRNN 方法对软岩隧道

收稿日期: 2024-09-18

作者简介: 郭栋梁, 工程师, 本科, 研究方向为高速公路隧道施工技术

拱顶沉降和水平收敛进行了准确预测。陈关平等^[5]引入 BP 神经网络对小净距隧道进行沉降预测, 预测误差达 0.6 mm。王峰^[6]构建了 SSA-LSTM 预测模型对软岩隧道施工围岩变形的预测相对误差达 $[-1\%, 2\%]$, 预测效果较好。FA-ELM 方法对隧道拱顶沉降预测误差达 0.308% ~ 6.618%, 预测平均误差达 3.788%, 具有较好的工程适用性^[7]。Bayes-LSTM 模型对某公路隧道围岩变形进行了预测, 与其他方法相比, 最大预测精度提升可达 1.26^[8]。基于以上文献, 面向复杂的隧道变形数据, 采用合适的机器(深度)学习技术参数对于隧道变形预测具有重要影响, 同时, 利用元启发式算法来优化机器(深度)学习技术参数是一种提高隧道变形预测精度的有效手段, 但其准确度和适用性仍然存在限制。

因此, 为改善软岩隧道变形预测精度, 文中通过设计佳点集初始化, 自适应莱维飞行传播和量子 t 分布变异算子提出了改进海市蜃楼优化算法(improved fata morgana algorithm, IFATA); 利用 IFATA 优化 KELM 模型参数, 搭建了 IFATA-KELM 软岩隧道变形预测模型。最后, 以福建省普通国省干线公路 G235(纵五)线大田县境德州至溪柏林段工程为例, 验证了所提 IFATA-KELM 模型有效性和工程应用性, 为软岩隧道变形预测问题提供了一种新的途径。

1 KELM 模型

KELM 模型是在 ELM 模型^[9]基础上改进而来的, 具有较强的学习泛化能力^[10]。若设 ELM 模型分为输入层 E , 隐含层 Y 和输出层 O 。当 $(x_i, y_i) \in P_N \times P_M (i = 1, 2, \dots, E)$ 的输出为 Q 时, ELM 模型输出具体计算如下:

$$f_{EM}(x) = \sum_{i=1}^E \beta_i h_i(x) \beta = Q \quad (1)$$

$$M = h(x) =$$

$$\begin{bmatrix} g(w_1 x_1 + b_1) & \cdots & g(w_k x_1 + b_k) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g(w_1 x_E + b_1) & \cdots & g(w_k x_E + b_k) \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\beta = M^+ Q \quad (3)$$

$$M^+ = M^T (MM^T)^{-1} \quad (4)$$

式中: M —隐含层矩阵, M^+ —隐含层广义矩阵, K —隐含层上神经元个数, g —ELM 模型激活函数, β —连接权重值, w —权向量, b —隐含层上神经元偏置。

在 ELM 模型中引入核函数可建立 KELM 模

型, 该模型输出具体计算如下:

$$f_{KM}(x) = h(x) M^T \left(\frac{I}{C} + MM^T \right)^{-1} T$$

$$= \begin{bmatrix} J(x, x_1) \\ \vdots \\ J(x, x_E) \end{bmatrix} \left(\frac{I}{C} + \Omega_{KM} \right)^{-1} T \quad (5)$$

$$\Omega_{KM(i,j)} = j(x_i, x_j) \quad (6)$$

$$\Omega_{KM} = H(x) H^T \triangleq J(x_i, x_j) \quad (7)$$

式中: I 和 T —单位矩阵, C —正则化系数, J —核函数矩阵, j —核函数。

2 改进海市蜃楼优化算法

2.1 海市蜃楼优化算法

海市蜃楼优化算法(fata morgana algorithm, FATA)是一种求解连续多类型优化问题的高效群智能算法。它通过模拟海市蜃楼的形成过程, FATA 主要包含初始化阶段、海市蜃楼滤光策略(light filtering principle, MLF)和光传播策略(light propagation strategy, LPS)^[10]。

(1) 初始化阶段: 光个体初始位置由式(8)计算。

$$x_{i,j} = L_{bj} + (U_{bj} - L_{bj}) \cdot \text{rand}, i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, \text{Dim} \quad (8)$$

式中: x_i —第 i 个光位置, L_{bj} 和 U_{bj} —搜索空间的下限和上限, rand — $[0, 1]$ 内随机数, n —光个体数量, Dim —维数。

(2) 海市蜃楼滤光策略。在 FATA 算法中, 首先, 根据种群质量确定种群为其他光, 或者海市蜃楼光来执行不同的搜索方法见式(9)。

$$x_i^{\text{next}} = \begin{cases} L_b + (U_b - L_b) \cdot \text{rand} & \text{if } \text{rand} < P \\ x_{\text{best}} + x_i \cdot \text{Para}_1 & \text{if } \text{rand} \leq P \text{ and } \text{rand} < q \\ x_{\text{rand}} + [0.5 \cdot (\alpha + 1)(U_b - L_b) - \alpha x_i] \cdot \text{Para}_2 & \text{if } \text{rand} \leq P \text{ and } \text{rand} \geq q \end{cases} \quad (9)$$

式中: x^{next} —经过 MLF 策略产生的新个体, x_{best} —当前最佳个体, P —光种群质量因子(见式(10)), q —个体质量因子(见式(11)), α —全反射因子, $\alpha \in [0, 1]$, rand — $[0, 1]$ 内随机数, Para_1 — $[-2, 2]$ 内的第一阶段反射因子, Para_2 — $[-150, 150]$ 内的第二阶段反射因子。

$$P = \frac{S - S_{\text{worst}}}{S_{\text{best}} - S_{\text{worst}}} \quad (10)$$

$$q = \frac{\text{fit}_i - \text{fit}_{\text{worst}}}{\text{fit}_{\text{best}} - \text{fit}_{\text{worst}}} \quad (11)$$

式中: S —基于种群质量函数 $f(x)$ 由定积分原则计算的面积, S 值越小, 人口质量越好; S_{best} —最佳的人群质量因子, S_{worst} —最差的人群质量因子, fit_i —当前个体 x 的适应度值, fit_{worst} —当前最差适应度值, fit_{best} —当前最优适应度值。

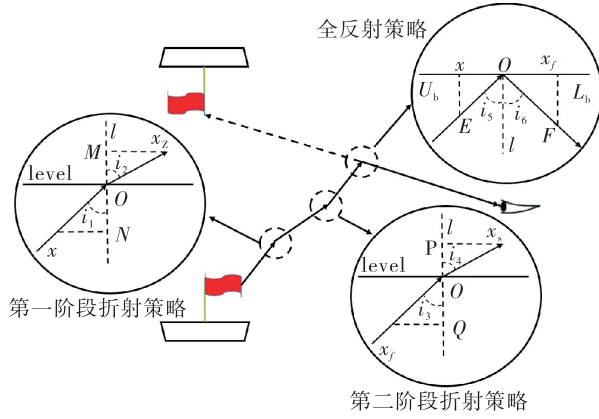


图1 光传播策略

(3) 光传播策略。在 FATA 算法中, 光传播策略利用第一阶段折射策略 (第一半相位)、第二阶段折射策略 (第二半相位) 和全反射策略来更新光个体的位置, 如图 1 所示。第一阶段折射策略 (第一半相位) 更新光个体位置见式 (12) ~ (14)。

$$x^{\text{next}} = x_{\text{best}} + x_z \quad (12)$$

$$x_z = x \cdot \text{Para}_1 \quad (13)$$

$$\text{Para}_1 = \frac{\sin i_1}{C \cdot \sin i_2} = \tan \theta \quad (14)$$

式中: x —光第一阶段的位置, x_z —光的第一阶段折射位置, Para_1 — $[-2, 2]$ 内的第一阶段反射因子, θ —变化角度, $\theta \in [0, 1]$, C —常数。

第二阶段折射策略 (第二半相位) 更新光个体位置见式 (15) ~ (17)。

$$x^{\text{next}} = x_{\text{rand}} + x_s \quad (15)$$

$$x_s = x_f \cdot \text{Para}_2 \quad (16)$$

$$\text{Para}_2 = \frac{\sin i_5}{C \cdot \sin i_6} = \frac{1}{\tan \theta} \quad (17)$$

式中: x_f —光第二阶段的位置, x_s —光的第二阶段折射位置, Para_2 — $[-150, 150]$ 内的第二阶段反射因子, x_{rand} —随机搜索个体, C —常数。

全反射策略更新光个体位置见式 (18) ~ (21)。

$$x^{\text{next}} = x_f = 0.5 \cdot (\alpha + 1) (U_b - L_b) - \alpha x \quad (18)$$

$$\alpha = \frac{F}{E} \quad (19)$$

$$x_0 - x_f = \frac{F(x - x_0)}{E} \quad (20)$$

$$x_0 = \frac{U_b - L_b}{2} + L_b = \frac{U_b + L_b}{2} \quad (21)$$

式中: x_0 —光处于 $[L_b, U_b]$ 间的中心位置, α —全反射因子, $\alpha \in [0, 1]$, E —入射光到水平面的距离, F —反射光到水平面的距离。

2.2 改进海市蜃楼优化算法 (IFATA)

(1) 佳点集初始化策略。FATA 算法原始的种群初始化方式易造成种群个体均匀分布性差, 会降低算法初期搜索性能。因此, 引入了佳点集初始化策略来改善 FATA 算法种群的分布均匀性。具体实现过程如下^[12]:

步骤 1: 根据式 (22) 和 (23) 生成佳点集种群。

$$P_n(k) = \{(r_1^n, k), (r_2^n, k), \dots, (r_n^n, k), 1 \leq k \leq n\} \quad (22)$$

$$r = \{2\cos(2\pi k/p), 1 \leq k \leq s\} \quad (23)$$

式中: p 为 $(p-s)/2 \geq s$ 满足的最小素数。

步骤 2: 按照式 (24) FATA 算法初始种群。

$$x_{i,j} = L_{bj} + (U_{bj} - L_{bj}) \times \{r_{i,j} \times k\} \quad (24)$$

(2) 自适应莱维飞行传播策略。为增强 FATA 算法局部搜索能力, 利用自适应莱维飞行传播策略丰富 FATA 算法搜索代理的搜索范围和多样性, 提升其收敛速度和精度, 见式 (25) ~ 式 (27)。

$$\xi = (\xi_u - \xi_l)(l_u - l)/l_u + \gamma_l \quad (25)$$

式中: ξ_u —非线性因子的上限, ξ_l —非线性因子的下限, l_u —最大迭代次数, l —当前迭代次数。

$$\text{Levy}(\lambda, \eta) \approx \lambda^{-\eta} \quad (26)$$

式中: λ —莱维飞行搜索步长, $\eta \in (1, 3]$ 。

在 FATA 中, 当执行完光传播策略后, 对种群个体执行自适应莱维飞行扰动策略种群个体位置更新见式 (27)。

$$x^{\text{next}} = \begin{cases} x^{\text{next}}(1 + \gamma \times \text{Levy}(\beta)) & \text{if rand} < 0.5 \\ x^{\text{next}}(1 - \gamma) & \text{else} \end{cases} \quad (27)$$

(3) 量子 t 分布变异算子。采用量子 t 分布变异算子对 FATA 算法当前最优种群个体 x_{best} 进行变异。通过量子旋转^[13]方法实现种群个体的旋转, 见式 (28) 和式 (29)。

$$\begin{cases} X_\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{\text{Dim}}] \parallel x_{\text{best}} \parallel \\ X_\beta = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{\text{Dim}}] \parallel x_{\text{best}} \parallel \end{cases} \quad (28)$$

式中: $\alpha_j = x_j^{\text{best}} / \|x_{\text{best}}\|$, $\beta_j = P_j / \sqrt{(1 - x_j^{\text{best}} / \|x_{\text{best}}\|)^2}$ 。

$$\langle Z_R \rangle = \begin{bmatrix} \cos\varphi & -\sin\varphi \\ \sin\varphi & \cos\varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{\text{Dim}} \\ \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{\text{Dim}} \end{bmatrix} \quad (29)$$

式中: $\varphi \in [0, 2\pi]$ 范围内的角度。

最优种群个体 x_{best} 扰动由式 (30) 计算。

$$x_{\text{best}} = \begin{cases} x_{\text{best}} + \text{trnd}(l) \times X_{\alpha} \\ x_{\text{best}} + \text{trnd}(l) \times X_{\beta} \\ x_{\text{best}} + \text{trnd}(l) \times X_{R_{\alpha}} \\ x_{\text{best}} + \text{trnd}(l) \times X_{R_{\beta}} \end{cases} \quad (30)$$

式中: $X_{R_{\alpha}}$ 和 $X_{R_{\beta}}$ 表示旋转后映射到量子位的解空间中的点, $\text{trnd}(l)$ 一自由度 l 的 t 分布方差因子^[14]。

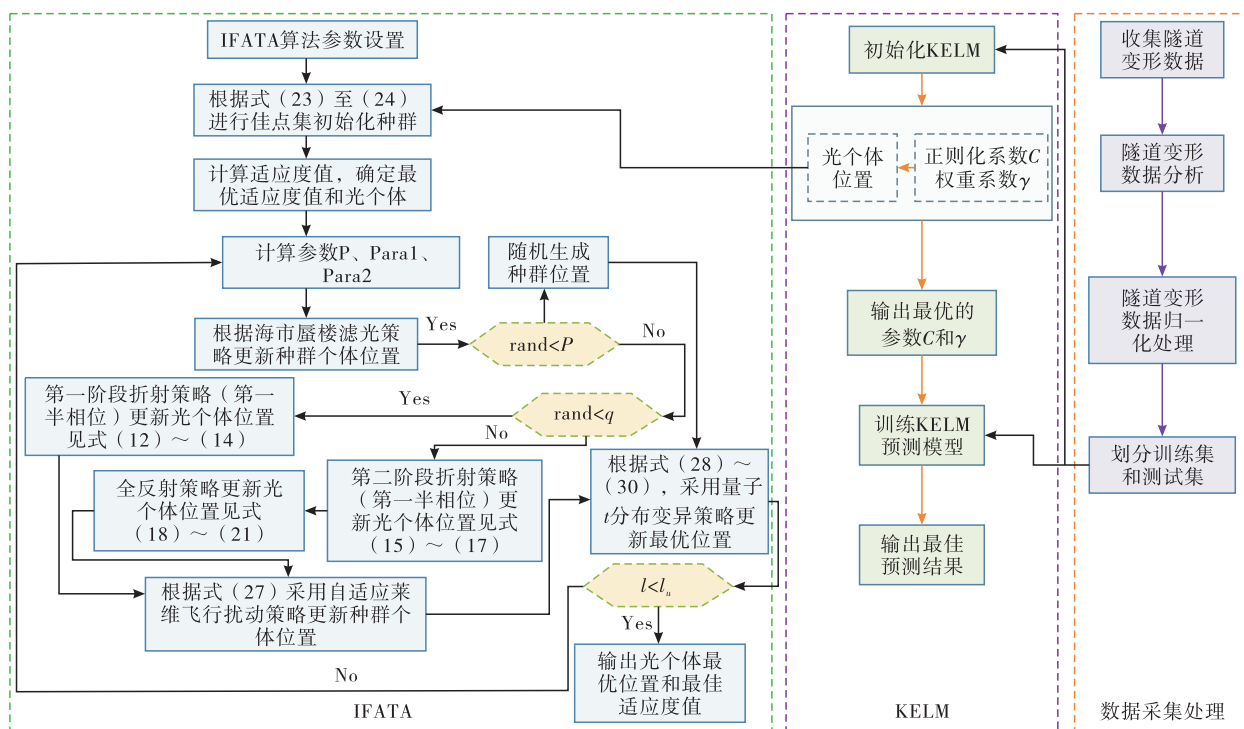


图2 IFATA-KELM 软岩隧道变形预测模型

3 IFATA-KELM 软岩隧道变形预测模型

IFATA-KELM 软岩隧道变形预测模型流程 (见图2) 及步骤如下。

(1) 搭建隧道变形数据集, 对其进行归一化处理见式 (31), 划分训练集和测试集。

$$x_{\text{new}}(l) = \frac{x(l) - \min[x(l)]}{\max[x(l)] - \min[x(l)]} \quad (31)$$

式中: $x_{\text{new}}(l)$ —第 l 个隧道变形归一化数据, $x(l)$ —第 l 个隧道变形原始数据。 $\max[x(l)]$, $\min[x(l)]$ — $x(l)$ 的最大值和最小值。

(2) 初始化 IFATA 算法和 KELM 模型的 C 和 γ 参数。

(3) 以最小均方误差为适应度函数, 通过 IFATA 算法寻优计算, 判断是否满足 $l > l_u$, 若是则终止计算, 记录最优 KELM 预测模型。

(4) 判断是否满足 $l < l_u$, 若不是, 则返回步骤3, 重复计算。

(5) 在获得最优 KELM 模型基础上, 对隧道变形进行预测。

(6) 对隧道变形预测结果分析并输出。

4 工程应用

为验证 IFATA-KELM 隧道变形预测方法的有效性, 选用 BP、KELM、FATA-KELM 和 IFATA-KELM 模型对 G235 (纵五) 线大田县境德州至溪柏林段在建软岩隧道某断面变形进行预测比较分析。图3给出了该在建软岩隧道某断面纵向-横向-竖向变形监测数据。图4所示为基于 IFATA-KELM 模型的该在建软岩隧道某断面纵向-横向-竖向变形预测结果比较。由图4可知, IFATA-KELM 预测模型在不同方向上的变形预测结果较准确, 整体预测误差在 $0 \sim 0.053 \text{ mm}$ 内, 保持良好的预测性。

图5给出了四种预测模型 BP、KELM、FATA-KELM 和 IFATA-KELM 在纵向-横向-

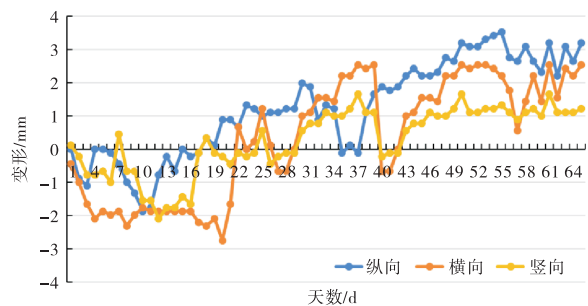
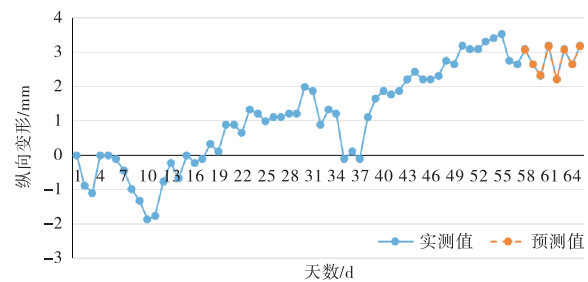
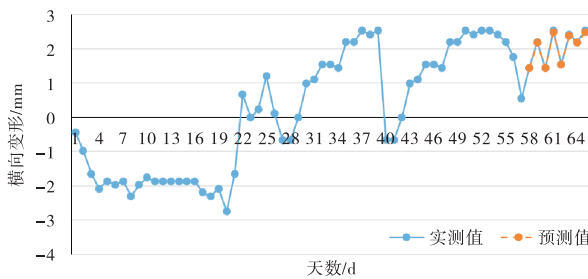


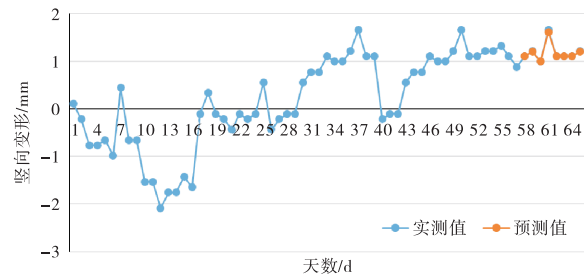
图3 在建软岩隧道工程实例中某断面纵向 - 横向 - 竖向变形监测数据



(a) 纵向变形



(b) 横向变形

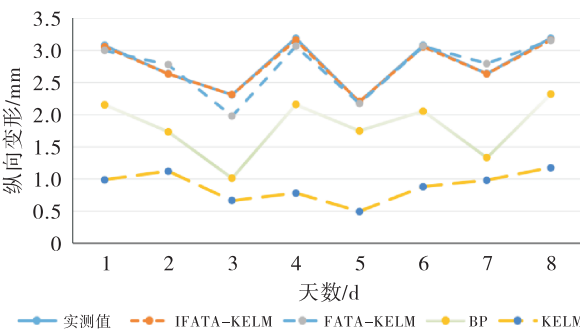


(c) 竖向变形

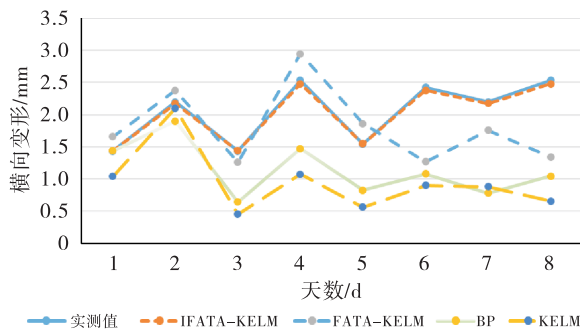
图4 基于 IFATA-KELM 模型的软岩隧道工程实例变形预测结果

竖向上的软岩隧道变形预测结果。由图 5 可知，BP、KELM、FATA-KELM 和 IFATA-KELM 均体现出了较强的预测效果，但 IFATA-KELM 预测精度较高，明显优于 BP、KELM、FATA-KELM 模型。

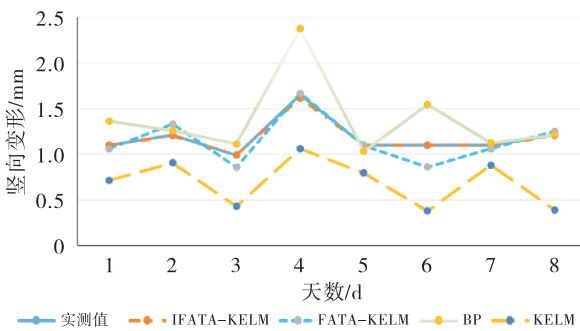
表 1 列出了在不同指标最大误差（ME）、均



(a) 纵向变形预测结果比较



(b) 横向变形预测结果比较



(c) 竖向变形预测结果比较

图5 四种预测模型在软岩隧道工程实例中变形预测结果比较

方根误差（RMSE）和平均绝对误差（MAE）上四种预测模型对软岩隧道变形的预测实验结果。根据表 1 的数据，IFATA-KELM 模型在纵向、横向和竖向上的预测结果相较于 BP、KELM、FATA-KELM 方法更为准确，展现出卓越的预测泛化能力。综上所述，在软岩隧道变形预测方面，IFATA-KELM 模型表现出良好的预测泛化能力。进一步说明了佳点集初始化策略可增加 IFATA 初始种群个体数量，获得了较快的初始搜索效率；而量子 t 分布扰动策略和自适应莱维飞行传播搜索策略使 IFATA 算法的综合收敛能力和预测泛化性能得以提升。

表1 四种预测模型预测实验统计结果比较

方向	模型	RSME/mm	MAE/mm	ME/mm
纵向	IFATA-KELM	0.018 9	0.015 3	0.029 4
	FATA-KELM	0.148 7	0.112 5	0.33
	BP	1.007	0.974 6	1.305
	KELM	1.925 7	1.902 9	2.404
横向	IFATA-KELM	0.033 3	0.027 4	0.052 7
	FATA-KELM	0.643 8	0.511 1	0.444 7
	BP	1.022 5	0.889 5	1.484 5
	KELM	1.213 7	1.078 4	1.877 5
竖向	IFATA-KELM	0.013 8	0.007 9	0.037 3
	FATA-KELM	0.108 5	0.078 6	0.131 5
	BP	0.318 0	0.210 7	0.723 7
	KELM	0.529 3	0.488 6	0.821 3

5 结论

本文设计了一种改进海市蜃楼优化算法(IFATA)。该算法融入了佳点集初始化策略、自适应莱维飞行传播策略和量子 t 分布变异算子,提高了KELM参数优化能力。同时提出了IFATA-KELM隧道变形预测方法,可实现软岩隧道变形预测,具有较好的工程适用性。工程实例预测结果表明,与BP、KELM、FATA-KELM方法相比,IFATA-KELM模型在软岩隧道沿不同方向上的变形预测效果较好,预测精度达 $0 \sim 0.053$ mm,IFATA-KELM模型的整体预测泛化能力较强,在纵向、竖向、横向上变形预测性能均优于BP、KELM、FATA-KELM模型。

参考文献:

- [1]周立俊,黄腾,王思捷,等.基于GA-SVR的地铁隧道沉降预测[J].地理空间信息,2021,19(3):115-117,8.
- [2]杨文波,王宗学,田浩晟,等.基于PSO-SVM算法的层状软岩隧道大变形预测方法[J].隧道与地下工程灾害防治,2022,4(1):29-37.
- [3]赵永智.基于LSTM-ARIMA模型的隧道围岩变形预测方法研究[J].国防交通工程与技术,2024,22(4):21-26.
- [4]姚凯,朱向阳,张克宏,等.基于FOA-GRNN的软岩隧道围岩变形预测模型[J].地下空间与工程学报,2019,15(S2):908-913.
- [5]陈关平,苏锐,温琦.基于BP神经网络的小净距隧道沉降预测[J].低温建筑技术,2024,46(4):68-70.
- [6]王锋.基于SSA-LSTM模型的软岩隧道变形特征智能预测及应用研究[J].现代隧道技术,2024,61(1):56-66.
- [7]何伟.基于FA-ELM模型的隧道拱顶沉降预测研究[J].科学技术创新,2023(4):173-177.
- [8]刘智,李欣雨,李震,等.基于Bayes-LSTM的公路隧道围岩变形预测方法研究[J].中外公路,2024,44(1):166-176.
- [9]王瑶,张孟航,王伟,等.基于ISSA-ELM模型的温室环境参数预测研究[J].辽宁石油化工大学学报,2024,44(4):75-81.
- [10]夏晶晶,陈振.融合核极限学习机与PSR的混沌交通流预测[J].计算机工程与设计,2024,45(6):1880-1887.
- [11]QI A, ZHAO D, HEIDARI A A, et al. FATA: An efficient optimization method based on geophysics[J]. Neurocomputing, 2024(607): 128289.
- [12]ZHANG L P, WANG S, ZHU D, et al. DNA sequence optimization design of arithmetic optimization algorithm based on billiard hitting strategy[J]. Interdisciplinary sciences: computational life sciences, 2023, 15(2): 231-248.
- [13]XIONG H, WU Z, FAN H, et al. Quantum rotation gate in quantum-inspired evolutionary algorithm: A review, analysis and comparison study. Swarm and evolutionary computation, 2018;42,43-57.
- [14]WU R, HUANG H, WEI J, et al. An improved sparrow search algorithm based on quantum computations and multi-strategy enhancement[J]. Expert systems with applications, 2023, 215: 119421.