

王文强, 燕波, 齐壮, 等. 基于 GA-Prophet 模型的变电站基坑变形安全预测研究与应用[J]. 水利水电技术(中英文), 2025, 56(4): 107-117. DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2025.04.009

WANG Wenqiang, YAN Bo, QI Zhuang, et al. Research and application of deformation safety prediction for substation foundation pits based on GA-Prophet model[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2025, 56(4): 107-117. DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2025.04.009

# 基于 GA-Prophet 模型的变电站基坑变形安全预测研究与应用

王文强<sup>1</sup>, 燕波<sup>1</sup>, 齐壮<sup>2</sup>, 王飞<sup>3</sup>, 田庆<sup>1</sup>, 王永维<sup>1</sup>, 何文敏<sup>1</sup>, 杨超<sup>4</sup>

(1. 陕西铁路工程职业技术学院, 陕西 渭南 714000; 2. 陕西送变电工程有限公司, 陕西 西安 710014;  
3. 西华大学 能源与动力工程学院, 四川 成都 610039; 4. 三峡大学 三峡库区地质灾害教育部重点实验室, 湖北 宜昌 443002)

**摘要:**【目的】基坑变形的监测是保证基坑施工安全的重要保障, 为提高监测数据的应用价值及确保基坑的施工安全, 以陕西省西安市某 330 kV 变电站基坑工程为项目依托, 基于实际变形监测结果【方法】以均方误差  $MSE$  作为遗传算法(GA)的适应度函数, 对 Prophet 模型中的趋势项、周期项和节假日项(偶发事件项)参数进行优化, 并重点考虑与基坑变形规律相一致的 trend 参数, 构建 GA-Prophet 基坑变形预测模型, 并以  $MAE$ 、 $RSS$ 、 $RMSE$  和  $Theil$  不等系数值为评价指标, 验证本模型的可行性及有效性, 同时使用该模型对基坑水平及竖向变形进行超前预测, 以评价基坑结构的安全状态。【结果】结果表明: GA-Prophet 模型预测结果曲线与实测数据曲线较为接近, 归功于预测模型中选择了符合实际工程位移变化规律的饱和和模型, 以 JC8 测点水平位移预测结果为例, 该模型预测结果的  $MAE$ 、 $RSS$ 、 $RMSE$ 、 $Theil$  不等系数值分别为 0.480、1.310、0.512 和 0.052, 均优于 Prophet、LSTM、ARIMA 和 BP 模型的预测结果; 并且该模型对基坑变形的超前预测结果显示, 各测点水平及竖向变形预测最大值均未超过规范要求的变形报警值, 基坑结构处于安全状态。【结论】该模型对于基坑变形预测具有较好的适用性, 提高了预测结果的准确性, 可用于基坑变形安全预测。

**关键词:** 变电站基坑; 变形监测; 遗传算法; GA-Prophet 模型; 超前预测; 影响因素

DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2025.04.009

开放科学(资源服务)标志码(OSID):

中图分类号: TV551.4

文献标志码: A

文章编号: 1000-0860(2025)04-0107-11



收稿日期: 2024-06-05; 修回日期: 2024-09-27; 录用日期: 2024-10-15; 网络出版日期: 2024-12-26

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(42177132); 四川省自然科学基金项目(24NSFSC4618); 陕西省教育厅服务地方专项科研项目项目(21JC009); 渭南市重点研发计划项目(2023ZDYFJH-424)

作者简介: 王文强(1993—), 男, 讲师, 硕士, 主要从事机器学习算法和土木工程智能监测研究。E-mail: xianwwq@163.com

通信作者: 燕波(1996—), 男, 讲师, 硕士, 主要从事土木工程施工检测及监测研究。E-mail: yanbosxi@163.com

©Editorial Department of Water Resources and Hydropower Engineering. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

## Research and application of deformation safety prediction for substation foundation pits based on ga-prophet model

WANG Wenqiang<sup>1</sup>, YAN Bo<sup>1</sup>, QI Zhuang<sup>2</sup>, WANG Fei<sup>3</sup>, TIAN Qing<sup>1</sup>, WANG Yongwei<sup>1</sup>, HE Wenmin<sup>1</sup>, YANG Chao<sup>4</sup>

(1. Shaanxi Railway Engineering Vocational and Technical College, Weinan 714000, Shaanxi, China; 2. Shaanxi Power Transmission and Transformation Engineering Co., Ltd., Xi'an 710014, Shaanxi, China; 3. The School of Energy and Power Engineering, Xihua University, Chengdu 610039, Sichuan, China; 4. Key Laboratory of Geological Hazards on Three Gorges Reservoir Area, Ministry of Education, China Three Gorges University, Yichang 443002, Hubei, China)

**Abstract:** [Objective] Monitoring the deformation of foundation pits is crucial to ensuring the safe construction of foundation pits. To enhance the application value of monitoring data and ensure the safety of foundation pit construction, this study relies on a 330kV substation foundation pit project in Xi'an, Shaanxi Province, and is based on actual deformation monitoring result. [Methods] Using the mean square error (*MSE*) as the fitness function of the genetic algorithm (*GA*), the trend, seasonality, and holiday (sporadic event) parameters of the Prophet model were optimized, with particular attention to the trend parameters consistent with the deformation pattern of the foundation pit. The GA-Prophet foundation pit deformation prediction model was constructed, and its feasibility and effectiveness were verified using evaluation metrics such as *MAE*, *RSS*, *RMSE*, and *Theil* Inequality Coefficient values. Additionally, this model was employed for the early prediction of horizontal and vertical deformation of the foundation pit to evaluate the safety status of the foundation pit structure. [Results] The result indicate that the prediction curve of the GA-Prophet model closely aligns with the measured data curve, attributed to the adoption of a saturation model that conforms to the actual engineering displacement change pattern in the prediction model. Taking the horizontal displacement prediction result of the JC8 measurement point as an example, the *MAE*, *RSS*, *RMSE*, and *Theil* Inequality Coefficient values of the prediction result were 0.480, 1.310, 0.512, and 0.052, respectively, all superior to the prediction result of the Prophet, LSTM, ARIMA, and BP models. Moreover, the early prediction result of foundation pit deformation by this model show that the maximum predicted values of horizontal and vertical deformation at each measurement point did not exceed the deformation alarm values specified by the standards, indicating that the foundation pit structure is in a safe state. [Conclusion] The model demonstrates good applicability for predicting foundation pit deformation and improves the accuracy of the prediction result. It can be used for the safety prediction of foundation pit deformation.

**Keywords:** substation foundation pit; deformation monitoring; genetic algorithm; GA-Prophet model; advanced prediction; influencing factors

## 0 引言

随着城市化进程的推进, 变电站等城市配套设施建设日渐增多, 建设过程中开挖的基坑数量也迅速增加<sup>[1-5]</sup>。根据《国家电网公司发展战略纲要》要求, “十四五”期间, 中国计划新增 7700 座智能变电站, 且将推进模块化建设、机械化施工等方式以提高经营效率。作为变电站建设的重要部分之一, 基坑工程随着大型变电站对建设等级、影响范围、控制要求的提升, 对建设期监测数据的准确性和时效性也提出了更高的要求。面对日益剧增的变电站基坑建设期间监测问题, 如何进行基坑变形监测自动化预警已成为全球各个国家面临的一大挑战<sup>[6-9]</sup>。

目前, 各国学者们针对基坑变形监测自动化预警进行了较为深入的研究, 并取得一系列成果。张杰生等<sup>[10]</sup>利用 LSTM 算法进行基坑变形预测, 并通过对

多测点和多工况进一步预测验证, 证明了该模型的稳定性和可靠性。胡圣武<sup>[11]</sup>提出用遗传算法的灰色神经网络对基坑沉降观测数据进行处理, 并预测了变形大小。可知遗传算法的灰色神经网络模型的收敛速度较快, 训练时间较短, 预测精度较高, 能满足工程精度的要求。陈家骥等<sup>[12]</sup>将变权缓冲算子结合 DGM(1, 1)模型构造出变权离散灰色模型, 构造 PSO-VWDCM(1, 1)模型, 并结合实际工程监测数据研究不同适应度对基坑变形预测精度的影响。张锦等<sup>[13]</sup>提出了改进型遗传算法, 使得神经网络算法避免陷入局部收敛成功找寻全局最优解, 提高收敛速度, 预测模型在进行隧道拱顶下沉量预测时有着更高的精度、更好的稳定性。李思慧等<sup>[14]</sup>通过 LMD 将时序样本分解为多个分量, 利用 PSO 优化后的 LSSVM 模型对各分量建立非线性基坑变形预测模型, 最后采用滚动预测的方法对各分量进行预测并将结果叠加得到时序样

本的预测值。孙铁军等<sup>[15]</sup>提出了一种基坑边坡变形的灰狼算法(GWO)优化支持向量回归机(SVR)预测模型。通过GWO对SVR预测模型 $c$ 和 $g$ 进行自动寻优,建立了GWO-SVR预测模型,为基坑边坡变形的长期预测提供一种思路和方法。YANG等<sup>[16]</sup>针对基坑开挖过程提出了GWO-ELM模型用于变形预测,并与ELM模型预测结果进行比较,通过实测数据进行验证,结果表明GWO-ELM模型具有较好的泛化能力,提高了预测结果的准确性,是预测基坑开挖变形的有效方法。XU等<sup>[17]</sup>以地铁基坑工程为例,结合影响基坑变形的因素,提出随机森林模型用于基坑变形的预测,并使用K-Fold进行交叉验证,得出基坑深度对变形预测结果有较大影响。LIU等<sup>[18]</sup>构建出PSO-VMD-GRU模型用于预测基坑变形,并与LSTM、GRU、PSO-LSTM等预测模型进行比较,表明所提出的预测模型在平均误差、计算时间等方面优于其他模型,该模型精度可靠,预测结果能够有效指导基坑施工。上述研究表明利用各类算法模型对基坑变形监测数据进行预警分析具有可行性和实用性。但是存在如下问题,一是研究模型的预测准确度仍然有待提高。二是大部分的研究没有考虑到与基坑变形相一致的算法参数,仅仅是利用模型自身进行预测研究,适用性较差。三是以往的研究主要集中在监测数据预警分析,对基坑变形数据的超前预警研究较少,对变形数据的信息价值挖掘不足。

本文针对基坑变形监测预警问题,首先,基于基坑变形监测数据,采用遗传算法(GA)优化Prophet模型对其进行预测和分析。由于基坑监测存在偶发性因素,在考虑了Prophet算法中的趋势项符合地层变形的前提下,利用GA算法对其参数进行优化,以提高基坑变形监测点预测准确度和安全状态判定的有效性。最后,以陕西省西安市某330kV变电站基坑施工期监测结果为例进行实例验证分析,进行基坑变形超前预测,研究成果可为基坑变形安全预测提供参考。

## 1 GA-Prophet 基本原理

### 1.1 Prophet 算法原理

在目前的时间序列<sup>[19-20]</sup>的分析方法中,在进行具体分析时会将时间序列 $P_t(t \geq 0)$ 进行分解,一般分为趋势项、周期项和误差项,它们共同构成了时间序列的预测值,综合所有项表达式如下

$$P_t = S_t + T_t + R_t \quad (1)$$

式中, $S_t$ 为周期项或季节项,这个项捕捉了时间序

列在一定周期(如一周或一年)内的规律性变化; $T_t$ 为趋势项,代表了时间序列在非周期性变化中的长期发展趋势; $R_t$ 为误差项,即包含了模型无法解释的部分,即模型的残差。

基于上述的思想Prophet算法应运而生,首先,Prophet算法在周期项、趋势项、误差项之外,增加了节假日项 $Q_t$ 。具体来说,如果有一个节假日的列表,可以创建一个模型来捕捉这些节假日对时间序列的影响,其公式为

$$P_t = S_t + T_t + Q_t + R_t \quad (2)$$

为了更好地与工程领域的特定特性相融合,本文将此项定义为偶发性事件项,代表那些可能由于工程领域内的偶发因素而导致的基坑变形。

### 1.2 遗传算法原理

由于Prophet模型待确定参数较多,导致最优解获取困难。而遗传算法(GA)具有全局优化搜索特性<sup>[21-22]</sup>。GA模拟了自然界中的复制、交叉和变异等生物现象,从初始种群出发,通过随机选择、交叉和变异操作,生成一批更适应环境的个体,种群在搜索空间中不断进化,最终收敛到一组最适应环境的个体,从而找到问题的优解。其中,适应度函数是遗传算法优化问题的关键。

遗传算法中的适应度函数是用来指导被编码的参数空间进行高效搜索的关键,在本文的Prophet参数优化的过程中,将前27期基坑变形监测周报数据作为训练集,后5期数据作为测试集,将实际值和预测值之间的误差和的均值作为个体适应度值,所以均值越小才符合种群的进化方向,适应度函数的构造公式为

$$f(x) = - \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (actual_i - prediction_i)^2 \right) \quad (3)$$

式中, $x$ 为种群中的一个个体; $f(x)$ 为该个体的适应度值; $n$ 为Prophet算法预测的个体的数量; $actual_i$ 为第 $i$ 个预测步长对应的真实值; $prediction_i$ 为Prophet模型第 $i$ 个预测步长对应的对应值。

由于适应度返回值是负的均方误差(MSE),这意味着MSE越大,适应度值越小,遗传算法在选择个体时,会倾向于选择适应度值较大的个体。在这种方法中,每个个体被选中的概率与适应度成正比,具体公式为

$$p(x_i) = \frac{f(x_i)}{\sum_{j=1}^n f(x_j)} \quad (4)$$

式中, $x_i$ 为种群中的第 $i$ 个个体; $p(x_i)$ 为个体 $x_i$ 被

选中的概率;  $f(x_i)$  为个体  $x_i$  的适应度值;  $f(x_j)$  为  $x_j$  个体的适应度值;  $n$  为群体个体的数目。该算法经过选择、交叉和变异等操作, 在保持种群多样性的同时, 可寻找全局最优参数。

### 1.3 GA-Prophet 模型原理

考虑到工程监测数据样本量少、运算成本有限和时间成本较高的情况, 为了提升 Prophet 模型的预测精度, 本文采用遗传算法对 Prophet 算法进行参数优化, 建立了 GA-Prophet 预测模型, 该模型的预测步骤如下: (1) 将施工现场收集的数据分为训练集和测试集。(2) 对数据进行简单异常值去噪。(3) 对 Prophet 的 3 项待优化的参数进行实数编码, 将编码后的参数组合  $[S_t, T_t, Q_t]$  作为种群个体的染色体。(4) 使用 Prophet 算法在训练集上进行训练, 并将预测值与真实值之间的  $MSE$  作为遗传算法的适应度函数。(5) 使用 GA 对 Prophet 模型的超参数进行优化, 以获取 Prophet 模型的最优参数值。(6) 通过对比各算法验证 GA-Prophet 算法的可行性。(7) 使用优化后的 Prophet 模型对后一个月的基坑沉降进行预测。GA-Prophet 预测模型具体步骤如图 1 所示。

### 1.4 测评标准

采用平均绝对误差 ( $MAE$ ), 残差平方和 ( $RSS$ ), 均方根差 ( $RMSE$ ) 以及  $Theil$  不等系数 ( $Theil$  Inequality Coefficient) 作为本文 GA-Prophet 预测模型的评价指标<sup>[23-24]</sup>, 具体计算公式为

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |f(x_i) - y_i| \quad (5)$$

$$RSS = \sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2 \quad (6)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2} \quad (7)$$

$$Theil = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2}}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i^2 + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f(x_i)^2}} \quad (8)$$

式中,  $n$  为数据样本的个数;  $y_i$  为基坑监测点  $i$  沉降预测值;  $f(x_i)$  为基坑监测点  $i$  实测值;  $MAE$  通过计算所有预测误差的绝对值并取平均值来衡量模型的预测精度,  $MAE$  值越小, 说明预测模型的性能越好;  $RSS$  是所有残差 (即预测值与实际值之间的差值) 的平方之和,  $RSS$  越小, 说明模型的拟合效果越好;  $RMSE$  用来衡量预测值与实际观测值之间的差异, 它是残差平方和 ( $RSS$ ) 的平方根, 表示预测误差的标准差,  $RMSE$  越小, 说明模型的预测误差越小, 模型拟

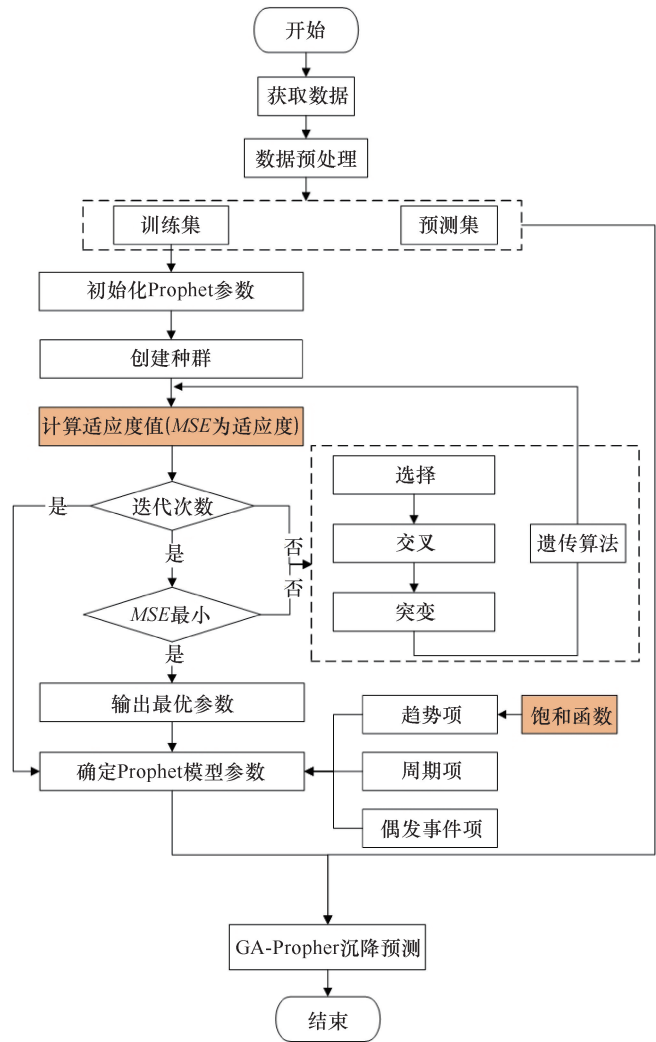


图 1 GA-Prophet 预测模型流程

Fig. 1 Flow chart of GA-Prophet prediction model

合效果越好;  $Theil$  不等系数通过将预测值与实际值的均方根误差与实际值和预测值的均方根之间的比值来衡量模型的预测精度, 系数值通常介于 0 和 1 之间, 越接近 0 表示模型预测效果越好, 越接近 1 表示模型效果较差。

## 2 案例分析

### 2.1 工程概况

陕西省西安市某 330kV 变电站工程, 其基坑深度 5.5 m, 支护设计等级为二级, 支护选型采用“混凝土灌注桩+预应力锚索+自然放坡”。基坑开挖范围内地层为杂填土, 基坑南侧为城市道路、东侧为 330 kV 变电站, 周边建、构筑物较多, 管线广泛分布, 在基坑土体连续开挖过程中, 易导致建、构筑物和市政管线的形变。因此, 基坑施工过程中的变形控制显得格外重要。根据规范及设计要求和现场基坑开

挖及支护情况, 共布设 20 个监测点, 对其水平和竖向位移进行监测, 基坑监测点位如图 2 所示。

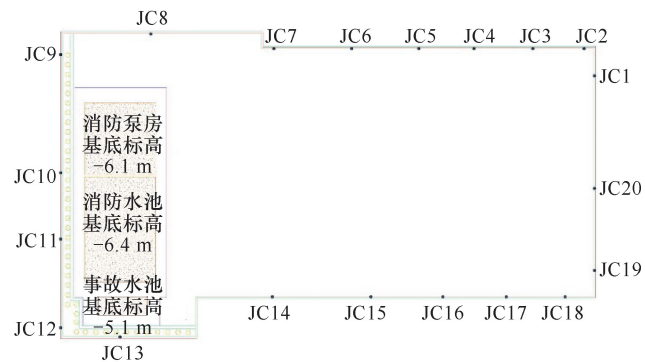


图 2 基坑监测点位示意

Fig. 2 Monitoring point diagram of foundation pit

## 2.2 预测参数获取

限于篇幅, 难以对所有监测点进行全部分析, 分别取基坑同一深度下不同位置监测点的 32 期监测数据为数据来源, 用于本文 GA-Prophet 预测模型的适用性验证。其中, 同一深度下不同位置监测预测对比组, 考虑到东侧基坑边临近消防泵房, 且基坑深度一致, 因此, 以此边 3 个监测点(JC8—JC10, 监测点由南向北展布), 具体信息如表 1 所列, 且本文实验所用监测点已在图 2 中进行红色标记。

表 1 位置监测对比组信息

Table 1 Information table of position monitoring comparison group

监测点序号	基坑深度/m	放坡坡率	监测点位置
JC8	5.5	1 : 1.25	消防泵房、拐点
JC9	5.5	1 : 1.25	消防泵房、平直点
JC10	5.5	1 : 1.25	无建筑物、拐点

## 2.3 预测结果分析

为验证本文所述的 GA-Prophet 预测模型预测结果的有效性, 选取 Prophet<sup>[25]</sup> 模型、LSTM<sup>[26-27]</sup> 模型、ARIMA<sup>[28-29]</sup> 模型及 BP<sup>[30-31]</sup> 模型进行对比分析, JC8—JC10 监测点预测结果对比分析结果如图 3 所示。

由图 3 可知, 5 种预测模型均能够预测出各监测点的变化趋势, 并且从 JC8—JC10 测点预测结果可以看出, (1) 在水平位移预测方面, LSTM 模型预测曲线与实测数据曲线偏差最大, 其次为 BP 模型、Prophet 模型、ARIMA 模型, 而本文所述的 GA-Prophet 模型预测结果曲线与实测数据曲线较为接近, 表明 LSTM 模型对预测基坑水平位移效果不佳, GA-Prophet 模型预测效果较好。(2) 在竖向位移预测方

面, BP 模型预测曲线与实测数据曲线偏差最大, 其次为 ARIMA 模型、LSTM 模型、Prophet 模型, 而 GA-Prophet 模型预测结果曲线与实测数据曲线较为接近, 表明 BP 模型对预测基坑竖向位移效果不佳, GA-Prophet 模型预测效果较好。(3) 综合基坑水平位移、竖向位移预测结果可知, GA-Prophet 在预测精度上相较于其他算法更为稳定。这主要归功于本文选择的趋势函数——饱和模型, 该模型的关键特性是它的 S 形曲线 (sigmoid 曲线), 这个曲线在初期和末期都很平缓, 但在中间部分增长很快, 符合该工程实际监测中基坑位移变化的特征。为进一步验证本文所述 GA-Prophet 模型预测结果的有效性, 通过计算各模型预测结果的 4 种评价指标, 对比分析结果如表 2 所列。

根据表 2 的对比分析结果可知, GA-Prophet 模型在预测基坑水平位移和竖向位移的效果上表现较好, 其 4 项预测评价指标 (*MAE*、*RSS*、*RMSE*、*Theil* 不等系数) 均优于其他模型。在 5 种预测模型中, GA-Prophet 模型表现最佳, 其次依次为 Prophet 模型、ARIMA 模型、LSTM 模型和 BP 模型。以 JC8 测点水平位移的预测结果为例, GA-Prophet 模型的 *MAE*、*RSS*、*RMSE* 和 *Theil* 不等系数分别为 0.480、1.310、0.512 和 0.052, 相较于其他模型, 其预测结果在数值上更为精确。

综上, GA-Prophet 模型在处理基坑变形的趋势特征上表现优异, 通过遗传算法对 Prophet 模型的参数进行全局优化, 显著降低了模型的误差 (如 *MAE*、*RMSE* 和 *Theil* 不等系数), 并在残差平方和 (*RSS*) 上也取得了显著改进。

## 2.4 超前预测结果分析

在验证 GA-Prophet 模型对基坑变形预测有效性的基础上, 本文使用实际测得的 32 期基坑变形周报数据 (JC8—JC10 测点) 作为训练集, 以预测基坑未来一个月 (4 期数据) 的变形情况, JC8—JC10 测点超前预测结果如图 4 所示。为了更深入地揭示预测结果的意义, 本文在预测结果基础上进行了线性拟合, 并且展示了 95% 置信带和 95% 预测带。其中, 置信带的宽窄反映了回归模型在特定区域内预测不确定性的 大小。置信带越窄, 表明模型在该区域的预测更加稳定、可靠, 而置信带越宽, 则表明模型在该区域内的预测不确定性较大。同时, 预测带的宽窄不仅反映了模型对测点未来预测的不确定性, 还包括了未来观测值的残差分布。较窄的预测带表示模型对未来数据的预测更加精确, 而较宽的预测带则意味着未来预测

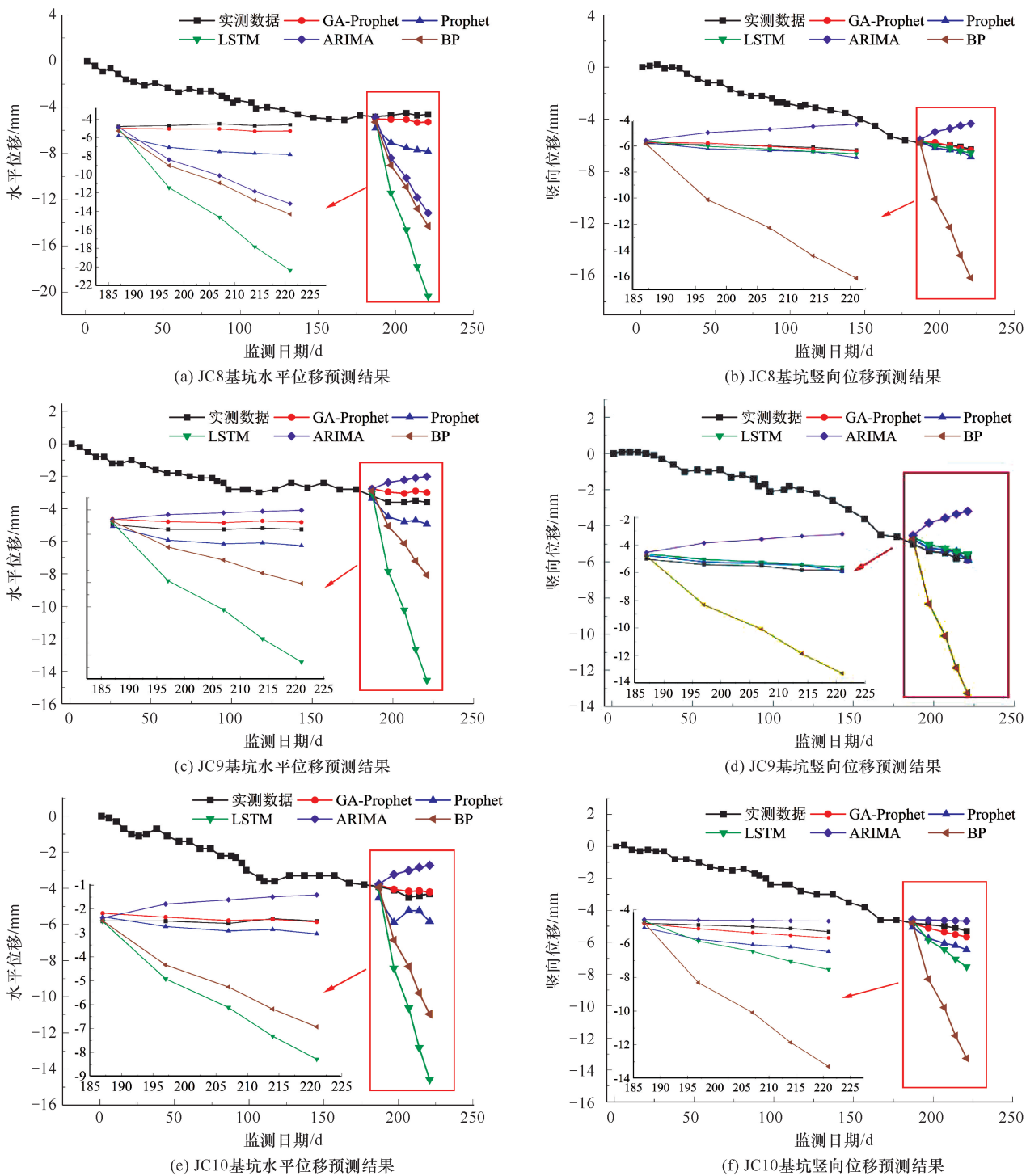


图3 JC8—JC10 监测点预测结果对比

Fig. 3 Comparison of prediction results of JC8—JC10 monitoring points

可能有较大的波动范围。

由图4可知, 基于预测值产生的置信带和预测带的分析结果, 工程人员应特别关注 JC8 的水平位移以及 JC9 的水平和竖向位移。这些观测点的不确定性显著高于其他点, 表明在这些位置, 基坑变形的预测可能受到较多潜在影响因素的干扰。因此, 除了常规的

监测外, 还需要结合现场的施工情况, 深入分析可能的的外部干扰因素, 例如土体性质变化、施工工艺调整或环境因素的影响, 以便采取相应的预防和应对措施, 对于其他不确定性较低的观测点, 模型预测显示其变形趋势较为稳定, 工程人员可以按照常规的观测方式进行监测。这种差异化的监测策略能够提高监测

资源的利用效率,同时确保对关键区域的变形情况进行更为细致和深入地分析。

由图 4 可知,基于预测值产生的置信带和预测带的分析结果,工程人员应特别关注 JC8 的水平位移以及 JC9 的水平和竖向位移。这些观测点的不确定性显著高于其他点,表明在这些位置,基坑变形的预测可能受到较多潜在影响因素的干扰。因此,除了常规的监测外,还需要结合现场的施工情况,深入分析可能的外部干扰因素,例如土体性质变化、施工工艺调整或环境因素的影响,以便采取相应的预防和应对措施,对于其他不确定性较低的观测点,模型预测显示其变形趋势较为稳定,工程人员可以按照常规的观测方式进行监测。这种差异化的监测策略能够提高监测资源的利用效率,同时确保对关键区域的变形情况进

行更为细致和深入地分析。

同时,由表 3 JC8—JC10 测点超前预测第 4 期最终结果可知,整体来看各测点水平和竖向位移预测值及预测速率值数值上均比较小。其中,测点水平位移(正值表示向基坑内侧变形)最终预测值分别为 4.39 mm、4.42 mm、3.66 mm,预测速率值分别为 0.03 mm/d、0.01 mm/d、0.02 mm/d,测点竖向位移(负值表示向下变形)最终预测值分别为 -6.76 mm、-5.46 mm、-6.43 mm,预测速率值分别为 0.06 mm/d、0.02 mm/d、0.07 mm/d。根据《建筑基坑工程监测技术标准》<sup>[32]</sup>(GB 50497—2019)要求,即灌注桩支护形式下,坡顶水平位移速率报警值为 2 mm/d,累计值报警值为 18 mm,坡顶竖向位移速率报警值为 2 mm/d,累计值报警值为 10 mm,由此可知本文采

表 2 预测模型指标对比

Table 2 Prediction model evaluation index comparison table

预测模型指标		GA-Prophet 模型	Prophet 模型	LSTM 模型	ARIMA 模型	BP 模型
JC8 水平位移	MAE	0.480	2.529	9.192	5.009	5.804
	RSS	1.310	35.292	568.764	169.019	219.590
	RMSE	0.512	2.657	10.666	5.814	6.627
	Theil 不等系数	0.052	0.224	0.547	0.394	0.425
JC8 竖向位移	MAE	0.084	0.322	0.224	1.216	5.740
	RSS	0.043	0.659	0.276	9.154	223.734
	RMSE	0.093	0.363	0.235	1.353	6.689
	Theil 不等系数	0.008	0.029	0.019	0.125	0.365
JC9 水平位移	MAE	0.165	1.108	5.852	1.123	3.740
	RSS	0.198	7.230	232.706	7.863	95.799
	RMSE	0.199	1.203	6.822	1.254	4.377
	Theil 不等系数	0.024	0.125	0.455	0.170	0.808
JC9 竖向位移	MAE	0.278	0.892	1.352	0.391	4.649
	RSS	0.488	4.527	11.932	0.859	146.642
	RMSE	0.312	0.952	1.545	0.415	5.416
	Theil 不等系数	0.030	0.087	0.135	0.043	0.358
JC10 水平位移	MAE	0.565	0.962	6.228	1.266	2.916
	RSS	1.616	5.523	265.754	8.019	42.512
	RMSE	0.569	1.051	7.291	1.200	2.497
	Theil 不等系数	0.088	0.132	0.522	0.218	0.302
JC10 竖向位移	MAE	0.214	0.214	0.328	1.807	4.249
	RSS	0.267	0.270	0.560	19.248	122.006
	RMSE	0.231	0.232	0.335	1.962	4.940
	Theil 不等系数	0.021	0.021	0.031	0.213	0.316

表 3 JC8—JC10 测点超前预测结果统计

Table 3 JC8—JC10 measuring point advanced prediction results of statistical tables

监测项目	测点	预测第 1 周/mm	预测第 2 周/mm	预测第 3 周/mm	预测第 4 周/mm	变形预警值/mm	最终预测速率/mm·d <sup>-1</sup>	速率预警值/mm·d <sup>-1</sup>
水平位移	JC8	-4.57	-4.53	-4.48	-4.39	18	0.03	2
	JC9	-4.47	-4.47	-4.56	-4.42		0.01	
	JC10	-5.96	-6.11	-6.26	-6.43		0.02	
竖向位移	JC8	-6.36	-6.49	-6.63	-6.76	10	0.06	2
	JC9	-5.28	-5.37	-5.46	-5.46		0.02	
	JC10	-5.96	-6.11	-6.26	-6.43		0.07	

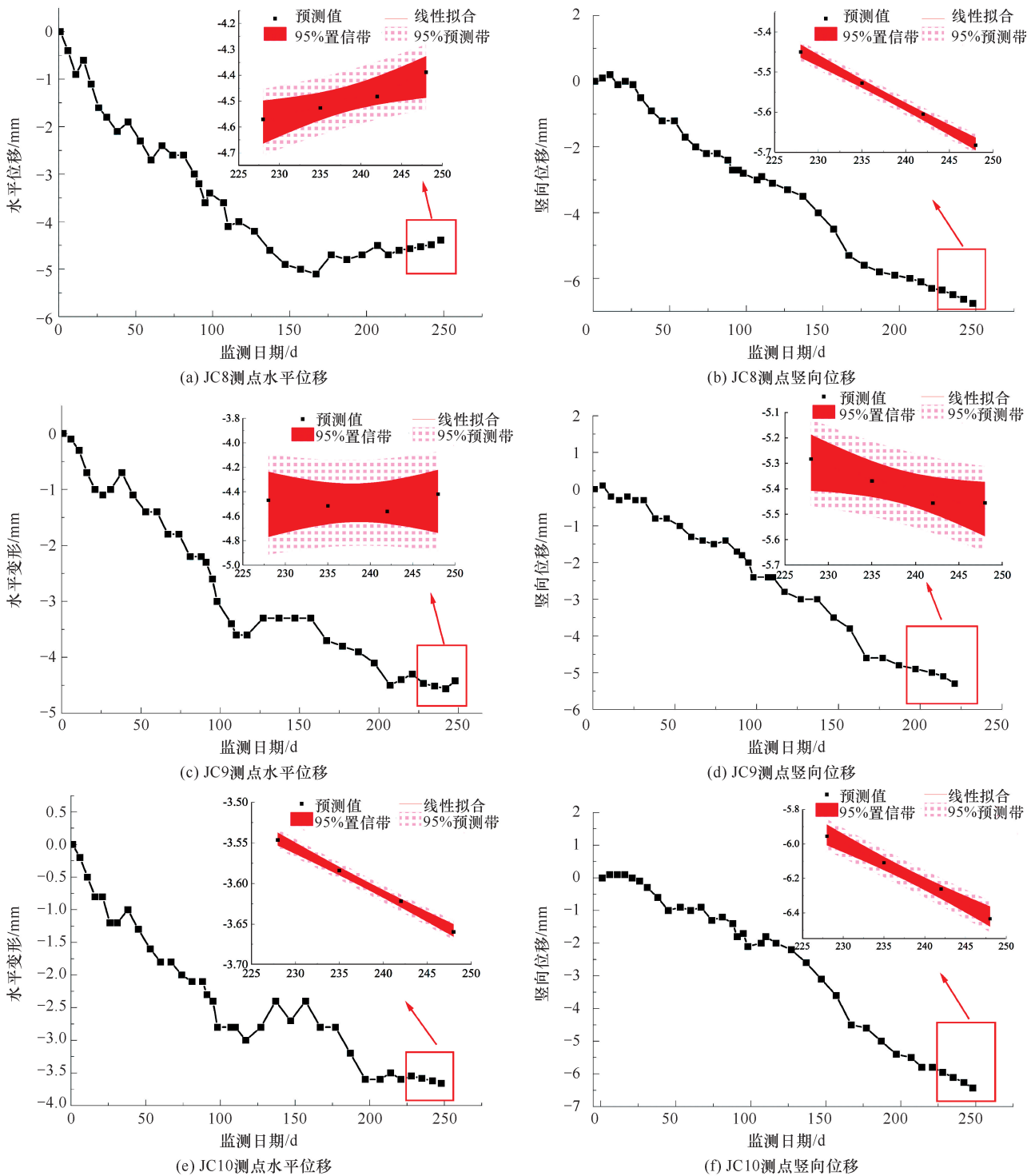


图4 JC8—JC10 测点超前预测结果曲线

Fig. 4 JC8—JC10 measuring point advanced prediction results curve diagram

用的 GA-Prophet 模型对基坑水平和竖向变形超前预测结果均未达到报警值, 满足规范要求, 基坑结构处于安全状态。

### 3 结果讨论

从模型有效性的验证结果来看, 通过工程实例分

析表明, GA-Prophet 模型在预测变电站基坑变形方面的表现明显优于 Prophet、ARIMA、LSTM 和 BP 等模型。具体而言, 采用均方误差 ( $MSE$ ) 作为遗传算法的适应度函数, 对 Prophet 模型进行了优化, 使其更准确地预测基坑的最终沉降量。优化后的 GA-Prophet 模型在各项评估指标上, 如平均绝对误差 ( $MAE$ )、

残差平方和(*RSS*)、均方根误差(*RMSE*)以及 *Theil* 不等系数, 均表现出显著改善, 预测误差更小, 精度更高, 从而验证了模型的有效性。

从模型的超前预测结果来看, 各监测点在未来一个月内的最终沉降值均在标准范围内, 表明基坑结构处于安全状态。然而, 基于置信带和预测带的分析结果, 模型对于部分监测点的预测不确定性呈现出增大的趋势, 尤其在 JC9 测点, 无论是水平位移还是竖向位移, 预测的不确定性都显著提高。这一现象提示监测人员应特别关注 JC9 测点的位移变化, 分析潜在的影响因素, 并根据实际情况调整施工策略, 以确保基坑的长期稳定性和安全性。

综合实验结果来看, GA-Prophet 模型在处理基坑变形的趋势特征上表现出色, 但对于基坑变形安全影响较大的偶发事件(如雨季、地震等)对模型预测结果的影响仍有待进一步研究。结合工程应用, 未来的研究应更多地关注工程所处的周边环境因素, 并考虑偶发事件的发生, 以使 GA-Prophet 模型的预测结果更加贴近工程实际。

## 4 结 论

本文以变电站基坑工程为例, 构建了 GA-Prophet 基坑变形预测模型, 并利用现场监测数据进行分析验证, 研究结论如下。

(1) 基于基坑变形实测数据, 采用遗传算法优化 Prophet 模型, 选择饱和模型作为趋势函数, 使其更加符合基坑变形规律, 建立了 GA-Prophet 变形预测模型, 用于基坑变形的超前预测, 评价基坑结构的安全状态, 为基坑变形的预测提供了一种新的思路, 具有一定的工程实际应用价值。

(2) 分析预测结果得出, GA-Prophet 模型预测结果曲线与实测数据曲线较为接近, 并通过模型评价指标进一步验证, 该模型的预测效果相较 Prophet、LSTM、ARIMA 及 BP 模型在基坑变形结果的准确性及稳定性更为优异。

(3) 在基坑变形的安全超前预测中, 采用提出的 GA-Prophet 模型, 并通过 95% 的置信带和预测带对预测结果进行不确定性分析。对于置信带和预测带明显变宽的观测点, 模型预测的不确定性增大, 提示施工人员需要特别关注这些点的变形情况。此外, 通过对最后一期的预测结果进行分析, 目前的变形值及变形速率均满足相关规范要求, 表明基坑结构变形仍在可控范围内, 整体处于安全状态。

## 参考文献 (References):

- [1] 李海涛, 任光明, 范荣全, 等. 川北某变电站堆积体边坡稳定性及加固措施分析[J]. 成都理工大学学报(自然科学版), 2023, 50(4): 454-464.  
LI Haitao, REN Guangming, FAN Rongquan, et al. Analysis on stability and reinforcement measures of accumulation body slope in a substation in north Sichuan [J]. Journal of Chengdu University of Technology (Science & Technology Edition), 2023, 50(4): 454-464.
- [2] 张肖峰, 许饶, 辛侨. 广东地区地下变电站深基坑工程对周边环境影晌数值分析[J]. 武汉大学学报(工学版), 2022, 55(S1): 22-27.  
ZHANG Xiaofeng, XU Rao, XIN Qiao. Numerical analysis of the impact of deep foundation pit engineering of underground substation in Guangdong on its surroundings [J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2022, 55(S1): 22-27.
- [3] 牟春霖. 智能监测采集仪在城轨基坑监测中的应用[J]. 铁道勘察, 2023, 49(5): 36-41.  
MU Chunlin. Application of intelligent monitoring and collection instrument in monitoring of urban rail foundation pit [J]. Railway Investigation and Surveying, 2023, 49(5): 36-41.
- [4] 刘毅, 王海啸, 王斌, 等. 基于逐工况反演的基坑围护结构变形分析与探讨[J]. 武汉大学学报(工学版), 2024, 57(9): 1221-1231.  
LIU Yi, WANG Haixiao, WANG Bin, et al. Analysis and discussion on deformation of foundation pit retaining structure based on one-by-one working condition inversion [J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2024, 57(9): 1221-1231.
- [5] 曹亮, 李云鹤, 陈帅, 等. 基坑开挖变形特征和影响规律研究[J]. 测绘通报, 2024(8): 160-164.  
CAO Liang, LI Yunhe, CHEN Shuai, et al. Research on deformation characteristics of foundation pit excavation and its influence [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2024(8): 160-164.
- [6] 黄达, 朱双中, 宋宜祥. 基于 LSTM 神经网络的基坑工程智能预警系统研发与应用[J]. 工程地质学报, 2024, 32(2): 667-677.  
HUANG Da, ZHU Shuangzhong, SONG Yixiang, et al. Development and application of intelligent warning system for foundation pit based on LSTM [J]. Journal of Engineering Geology, 2024, 32(2): 667-677.
- [7] 倪小东, 王琛, 唐栋华, 等. 软土地区深基坑超大变形预警及诱因分析[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2022, 53(6): 2245-2254.  
NI Xiaodong, WANG Chen, TANG Donghua, et al. Early-warning and inducement analysis of super-large deformation of deep foundation pit on soft soil [J]. Journal of Central South University (Science and

- Technology), 2022, 53(6): 2245-2254.
- [8] 齐红升, 肖成志, 王子寒, 等. 深基坑智能联网监测与预警系统的研究及开发[J]. 深圳大学学报(理工版), 2020, 37(1): 97-102.  
QI Hongsheng, XIAO Chengzhi, WANG Zihan, et al. Research and development of intelligent network monitoring and warning system for deep foundation pit[J]. Journal of Shenzhen University (Science and Engineering), 2020, 37(1): 97-102.
- [9] 张凤瑞, 张磊. GIS 技术下天津市深基坑监测信息管理系统的设计与实现[J]. 测绘通报, 2016(7): 118-121.  
ZHANG Fengrui, ZHANG Lei. Design and realization of monitoring of Tianjin excavation engineering information management system based on GIS[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2016(7): 118-121.
- [10] 张生杰, 谭勇. 基于 LSTM 算法的基坑变形预测[J]. 隧道建设(中英文), 2022, 42(1): 113-120.  
ZHANG Shengjie, TAN Yong. Deformation prediction of foundation pit based on long short-term memory algorithm [J]. Tunnel Construction, 2022, 42(1): 113-120.
- [11] 胡圣武. 遗传算法的灰色神经网络在基坑变形中的应用[J]. 测绘科学, 2019, 44(3): 91-94.  
HU Shengwu. Study on deformation of foundation pit based on grey neural network model of genetic algorithm[J]. Science of Surveying and Mapping, 2019, 44(3): 91-94.
- [12] 陈家骥, 华建兵, 段国焜, 等. 基于粒子群优化的 DGM(1, 1) 模型在基坑变形安全预测中的研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2019, 15(3): 161-166.  
CHEN Jiaqi, HUA Jianbing, DUAN Yuanyu, et al. Study on DGM(1, 1) model based on particle swarm optimization in predicting deformation safety of foundation pit[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2019, 15(3): 161-166.
- [13] 张锦, 陈林, 赖祖龙. 改进遗传算法优化灰色神经网络隧道变形预测[J]. 测绘科学, 2021, 46(2): 55-61.  
ZHANG Jin, CHEN Lin, LAI Zulong. Tunnel deformation prediction based on grey neural network with improved genetic algorithm[J]. Science of Surveying and Mapping, 2021, 46(2): 55-61.
- [14] 李思慧, 刘海卿. 基于 LMD-PSO-LSSVM 组合模型的深基坑变形预测[J]. 地下空间与工程学报, 2018, 14(2): 483-489.  
LI Sihui, LIU Haiqing. Deep foundation pit deformation prediction based on LMD-PSO-LSSVM model [J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2018, 14(2): 483-489.
- [15] 孙铁军, 李杰, 张豹, 等. 基于 GWO-SVR 模型的基坑边坡变形预测及敏感性分析[J]. 公路, 2022, 67(4): 390-395.  
SUN Tiejun, LI Jie, ZHANG Bao, et al. Prediction and sensitivity analysis of excavation slope deformation based on GWO-SVR model [J]. Highway, 2022, 67(4): 390-395.
- [16] YANG S, YANG Z, ZHANG L, et al. Research on deformation prediction of deep foundation pit excavation based on GWO-ELM model[J]. Electronic Research Archive, 2023, 31: 5685-5700.
- [17] XU Y, ZHAO Y, JIANG Q, et al. Machine-Learning-based deformation prediction method for deep foundation-pit enclosure structure[J]. Applied Sciences, 2024, 14(3): 1273.
- [18] LIU R, ZHANG Q, JIANG F, et al. Research on deformation prediction of VMD-GRU deep foundation pit based on PSO optimization parameters[J]. Materials, 2024, 17(10): 2198.
- [19] ARSLAN S. A hybrid forecasting model using LSTM and Prophet for energy consumption with decomposition of time series data[J]. PeerJ Computer Science, 2022, 8: 1001.
- [20] ARTHUR C, YUDISTIRA N, DEWI C. AutoCyclic: deep learning optimizer for time series data prediction [J]. IEEE Access, 2024, 12: 14014-14026.
- [21] 余凯. 建筑物基坑支护变形 GA-BP 神经网络预警检测研究[J]. 粘接, 2023, 50(8): 158-161.  
YU Kai. Study on GA-BP neural network early warning and detection of foundation pit supporting deformation of buildings[J]. Adhesion, 2023, 50(8): 158-161.
- [22] 孟颂颂, 赵雨顺, 华兴林. 基于 GA-故障树智能分析方法的水闸安全评价应用[J]. 水利发展研究, 2023, 23(8): 24-28.  
MENG Songsong, ZHAO Yushun, HUA Xinglin. Application of GA - fault tree intelligent analysis method to sluice safety evaluation [J]. Water Resources Development Research, 2023, 23(8): 24-28.
- [23] 曹元志, 王熙宇, 覃正固, 等. 基于 Theil 不等系数的 IOWA 算子最优变形组合预测模型[J]. 大地测量与地球动力学, 2018, 38(1): 83-86.  
CAO Yuanzhi, WANG Xiyu, QIN Zhenggu, et al. The optimal deformation combination forecasting model based on the Theil inequality coefficient and the IOWA operator[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2018, 38(1): 83-86.
- [24] 吴泽兵, 谷亚冰, 姜雯, 等. 基于遗传优化算法的井底钻压智能预测模型[J]. 石油钻采工艺, 2023, 45(2): 151-159.  
WU Zebing, GU Yabing, JIANG Wen, et al. Intelligent prediction models of downhole weight on bit based on genetic optimization algorithm[J]. Oil Drilling & Production Technology, 2023, 45(2): 151-159.
- [25] 王震豪, 聂闻, 许汉华, 等. 基于 EEMD-Prophet-LSTM 的滑坡位移预测[J]. 中国科学院大学学报, 2023, 40(4): 514-522.  
WANG Zhenhao, NIE Wen, XU Hanhua, et al. Prediction of landslide displacement based on EEMD-Prophet-LSTM[J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2023, 40(4): 514-522.
- [26] 施彦彤, 郑东健, 赵汉, 等. 基于 CNN-Attention-LSTM 的大坝变形预测模型[J]. 水利水电技术(中英文), 2024, 55(9): 121-132.  
SHI Yantong, ZHENG Dongjian, ZHAO Han, et al. Dam

deformation prediction model based on CNN-Attention-LSTM [J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2024, 55(9): 121-132.

- [27] HE Y, CHEN Q. Construction and application of lstm-based prediction model for tunnel surrounding rock deformation [J]. *Sustainability*, 2023, 15(8): 6877.
- [28] WANG Z, TANG J, HOU S, et al. Landslide displacement prediction from on-site deformation data based on time series ARIMA model[J]. *Frontiers in Environmental Science*, 2023, 11: 1249743.
- [29] 武建. 人工智能技术在水利行业中的应用实践与展望[J]. *水利发展研究*, 2024, 24(8): 44-49.
- WU Jian. Application practice and prospect of artificial intelligence in water sector[J]. *Water Resources Development Research*, 2024, 24(8): 44-49.
- [30] LI Q, CHENG F, ZHANG X. Numerical simulation and deformation prediction of deep pit based on PSO-BP neural network inversion of

soil parameters[J]. *Sensors*, 2024, 24(10): 2959.

- [31] 康凯, 孟雨萱, 郑健, 等. 基于 BP 神经网络的周口店遗址裂缝变形监测数据分析与预测[J]. *安全与环境工程*, 2024, 31(6): 169-178.
- KANG Kai, MENG Yuxuan, ZHENG Jian, et al. Analysis and prediction of crack deformation monitoring data of Zhoukoudian site based on back propagation neural network [J]. *Safety and Environmental Engineering*, 2024, 31(6): 169-178.
- [32] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 建筑基坑工程监测技术标准: GB 50497—2019 [S]. 北京: 中国计划出版社, 2019.
- Ministry of Housing and Urban-Rural Development of the People's Republic of China. *Technical Standard for Monitoring of Building Excavation Engineering: GB 50497—2019* [S]. Beijing: China Planning Press, 2019.

(责任编辑 王璐)