

基于人工智能算法的基坑变形预测模型构建与工程验证

杨继位

天津市建筑设计研究院有限公司, 天津 300074

DOI:10.61369/ERA.2025070034

摘要： 本文聚焦基坑变形预测，对比了传统方法与人工智能算法，阐述了基于人工智能算法的模型构建，经工程验证其预测性能良好。但实际应用中存在数据获取、模型复杂度、模型适应性问题，分别提出多源数据融合、模型简化与算法优化、增加训练数据多样性及调整模型结构等解决策略。研究表明，人工智能算法与工程实际深度融合可有效提升基坑变形预测水平，但仍需不断改进以适应复杂工程需求。

关键词： 基坑变形预测；人工智能算法；组合预测模型；工程验证

Construction and Engineering Verification of a Foundation Pit Deformation Prediction Model Based on Artificial Intelligence Algorithms

Yang Jiwei

Tianjin Architecture Design and Research Institute Co., Ltd., Tianjin 300074

Abstract： This paper focuses on the prediction of foundation pit deformation, comparing traditional methods with artificial intelligence algorithms, and elaborating on the construction of a model based on artificial intelligence algorithms. The model has demonstrated good prediction performance through engineering verification. However, there are issues such as data acquisition, model complexity, and model adaptability in practical applications. To address these issues, strategies such as multi-source data fusion, model simplification and algorithm optimization, increasing the diversity of training data, and adjusting the model structure are proposed. Research indicates that the deep integration of artificial intelligence algorithms and engineering practice can effectively improve the level of foundation pit deformation prediction, but continuous improvement is still needed to meet the demands of complex engineering projects.

Keywords： foundation pit deformation prediction; artificial intelligence algorithm; combined prediction model; engineering verification

引言

随着城市化进程的加速，城市建设与基础设施建设规模不断扩大，基坑工程作为各类建筑工程的重要组成部分，在保障项目顺利实施方面占据着关键地位。无论是高层建筑的地下室施工，还是地铁、隧道等地下交通设施的建设，都离不开基坑工程的有力支撑。然而，基坑开挖过程中，由于土体的应力释放与重新分布，不可避免地会导致基坑变形。这种变形若超出一定范围，将对周边环境及工程本身产生严重危害。例如，周边建筑物可能因基坑变形而出现倾斜，道路可能产生开裂，甚至引发基坑坍塌等工程事故，威胁人员生命财产安全。因此，对基坑变形进行深入研究，并采取有效措施加以控制，具有重要的现实意义。

一、相关概述

（一）基坑变形预测传统方法

基于土力学理论的计算方法是基坑变形预测的传统手段之一。弹性理论法假设土体为弹性介质，依据弹性力学原理计算基坑变形，其适用于土体应力应变关系处于弹性阶段的情况。然而，实际工程中土体往往具有复杂的非线性特性，该方法难以准确反映土体的真实变形行为。弹塑性理论法则考虑了土体的弹塑

性变形特性，通过屈服准则和本构关系来描述土体的应力应变关系，在理论上更为贴近实际土体的力学行为。

数值模拟方法可以对基坑开挖产生的变形的分布规律与变化趋势进行预测，但基坑开挖结束后地层和围护结构还在缓慢变形，受参数和模型等条件的限制，数值模拟对于基坑开挖后的施工阶段无法较好的进行预测。机器学习方法可以更准确的预测单个点的变化趋势，同时可以对基坑开挖结束后的施工阶段进行有效预测，但需要一定数量的数据作为支撑^[1]。

（二）人工智能算法在基坑变形预测中的应用现状

在基坑变形预测领域，多种人工智能算法各有优劣。BP神经网络应用广泛，学习能力强，能处理复杂非线性关系，适用于受多种因素影响的基坑变形问题，但易陷入局部最优，训练时间长，尤其是处理大规模数据集时更为明显。LSTM神经网络作为循环神经网络变体，能有效处理基坑变形的时间序列数据，其特殊门控结构解决了传统循环神经网络的梯度问题^[9]。不过，它的结构复杂，参数调整难度大。支持向量机算法基于统计学习理论，在基坑变形预测中，能较好解决小样本、非线性问题，通过核函数提升预测准确性^[3]。但该算法参数选择困难，不同参数组合对模型性能影响大，且缺乏统一有效的参数选择方法。随机森林算法由多个决策树构成，抗过拟合能力强，对数据噪声鲁棒性好，能处理高维数据。决策树算法则易于解释，可直观展示特征对基坑变形的影响，但容易过拟合，对数据微小变化敏感。

二、基于人工智能算法的基坑变形预测模型构建

（一）组合预测模型的构建

组合预测模型通过集成多源预测方法的互补优势，在提升基坑变形预测精度与鲁棒性方面展现出显著优势。研究表明，针对基坑变形过程中表现出的强非线性、时空耦合特性及施工扰动不确定性，组合模型相较于单一模型体系具有更优的适应能力^[4-5]。以典型的极限学习机（Extreme Learning Machine, ELM）与灰色模型GM(1,1)构建的混合预测系统为例，其通过引入熵权法动态分配模型权重，实现了预测结果均方根误差降低56.3%、预测稳定性指数提升1.45倍的显著改进。该成果经Kolmogorov-Smirnov检验证实（ $p < 0.01$ ），其预测残差分布较单一模型更趋近正态性，印证了组合模型在复杂工况下的科学有效性^[6]。

（二）遗传算法优化预测模型

遗传算法（Genetic Algorithm, GA）凭借其全局搜索特性与自适应优化机制，在解决神经网络结构参数多模态优化问题上展现出显著优势。研究表明，采用自适应交叉变异策略的GA-BP混合模型，其基坑位移预测均方根误差（RMSE）较传统BP网络降低42.7%，经Shapiro-Wilk正态性检验（ $p > 0.05$ ），预测残差方差缩减率达63.8%^[7-8]。进一步地，通过构建基于Pareto前沿的多目标GA-SVM耦合框架，在深圳地铁某深基坑工程中实现位移预测平均绝对百分比误差（MAPE）稳定在4.5%以内，较单一SVM模型收敛速度提升2.3倍^[10]。该混合模型通过Bootstrap重采样验证（ $n=1000$ ），其95%置信区间覆盖率达98.7%，印证了算法融合对模型鲁棒性与泛化能力的协同增强效应。

三、工程验证与案例分析

（一）富水砂层地铁深基坑变形智能预测

上海轨道交通18号线某地铁站深基坑工程作为研究对象，其基坑开挖尺寸为长158m×宽28m×深22.5m，支护结构采用厚1.2m、深45m的地下连续墙搭配四道混凝土支撑。该工程处于典

型富水砂层地质条件，渗透系数达 $2.5 \times 10^{-3} \text{cm/s}$ ，地下水位埋深1.8m^[9]。

在模型构建方面，采用LSTM-ARIMA混合模型，模型输入包含10维特征，分别为日开挖深度增量（ Δh_t ）、前3日位移序列（ $u_{t-3:t}$ ）、竖向应力（ σ_v ）、渗透系数（ k ）、位移变化率（ $\partial s / \partial t$ ）、温度（ T ）、大气压力（ P ）、支撑轴力、降雨量以及振捣强度。时间步长设定为7天，运用多任务学习方式同步预测地表沉降、墙体位移及支撑应力。

从验证结果来看，该混合模型预测性能出色。在最大沉降量方面，LSTM-ARIMA模型预测值为48.2mm，单一LSTM模型为53.7mm，现场实测峰值为49.5mm；位移滞后时间上，LSTM-ARIMA模型 ≤ 2 小时，单一LSTM模型为5—8小时；暴雨工况误差方面，LSTM-ARIMA模型为6.3%，单一LSTM模型为12.8%。通过14天滑动时间窗实现动态参数更新，在基坑开挖至15m深度时，成功预警南侧墙体位移突增，预测值23.1mm与实测值24.8mm接近。经Wilcoxon符号秩检验（ $p=0.013$ ），该混合模型预测结果与实测数据分布一致性显著优于单一模型。

（二）GA-ELM优化模型在复杂地层中的应用

广州某跨江隧道明挖段深基坑工程存在诸多难点，其地层交替明显，上部是厚度8m、不排水抗剪强度 $c_u=15\text{KPa}$ 的淤泥质土，下部为岩溶发育的灰岩；并且该工程紧邻珠江潮汐影响区，日水位波动幅度可达1.2m。针对这些问题，对模型进行了优化。在算法改进上，采用自适应遗传算法（AGA）对极限学习机（ELM）进行优化，其中交叉概率 P_c 依据种群多样性指标从0.6动态调整至0.8，同时引入模拟退火机制以防止早熟收敛^[10]。在特征选择方面，借助Relief-F算法筛选出关键参数，其重要性排序为孔隙水压力>支护刚度>溶洞填充率。

通过对比验证可知该优化模型性能优越。在性能对比中，GA-ELM模型的平均绝对百分比误差（MAPE）为3.8%，训练时间为46秒，泛化误差波动率为0.12；而传统ELM模型的MAPE为7.2%，训练时间28秒，泛化误差波动率0.37；BP神经网络的MAPE达9.5%，训练时间132秒，泛化误差波动率0.41。在工程实际应用中，当发生岩溶突水事件（单日涌水量1200m³）时，该模型通过实时修正渗透系数（从 $1.2 \times 10^{-5} \text{cm/s}$ 调整至 $8.7 \times 10^{-5} \text{cm/s}$ ），能将后续3天的位移预测误差控制在5%以内。经F检验（ $F=4.32$, $P < 0.05$ ），该模型在不同地层区段的预测方差具有显著一致性，展现出良好的工程价值。

四、模型应用问题与解决策略

（一）数据获取问题

在实际工程中，获取高质量的基坑变形监测数据面临诸多困难。一方面，监测设备故障是常见问题。例如，自动化监测设备可能因长时间运行出现部件老化、损坏，导致数据采集不准确或中断。现场试验中采用自动化监测专用设备进行深层水平位移监测时，若设备传感器出现故障，将直接影响监测数据的完整性与准确性。另一方面，环境影响也不容忽视。复杂的地质条件、恶

劣的气象因素等，都可能干扰监测数据的获取。如在地质结构复杂的区域，土壤的不均匀沉降可能会使监测设备发生位移，从而影响数据的精确性；强风、暴雨等恶劣天气则可能影响监测设备的稳定性与数据传输。

针对这些问题，可采取相应解决措施。设备维护至关重要，定期对监测设备进行巡检、保养与校准，及时发现并修复潜在故障，确保设备始终处于良好运行状态。同时，采用多源数据融合的方法，利用不同类型、不同位置的监测设备获取数据，相互验证与补充。例如，结合地面监测、地下监测以及遥感监测等多源数据，提高监测数据的可靠性与完整性。

（二）模型复杂度问题

模型复杂度对计算资源有着较高要求。复杂的人工智能模型，如层数较多、节点数庞大的神经网络，需要大量的计算资源进行训练与推理。在实际工程现场，往往受限于计算设备的性能，难以满足复杂模型实时运行的需求。例如，一些高端的图形处理单元（GPU）或张量处理单元（TPU）虽能加速模型计算，但成本高昂且部署困难，不适用于所有工程现场。此外，模型复杂度过高还会导致训练时间过长，影响工程决策的及时性。在基坑工程实时监测与预测中，需要快速获取变形预测结果以指导施工，复杂的模型可能无法在短时间内完成训练并给出预测。

为解决这些问题，可从模型简化与优化算法两方面入手。模型简化方面，通过剪枝算法去除模型中冗余的节点与连接，降低模型复杂度，同时保留模型的主要特征与预测能力。优化算法则致力于提高模型的计算效率，如采用更高效的优化器，减少训练迭代次数，从而缩短训练时间，使模型更适用于工程现场实时应用。

（三）模型适应性问题

模型在不同地质条件、工程规模等情况下存在适应性差异。

不同地质条件对基坑变形影响显著，例如在软土地质区域，基坑变形可能更为明显且规律与坚硬地质区域不同。若模型仅基于某一种地质条件下的数据训练，应用于其他地质条件时，预测精度可能会大幅下降。同样，工程规模的不同也会改变基坑变形的特征，大型基坑与小规模基坑在受力、变形模式上存在区别，模型难以同时适应不同规模的工程。

为提高模型适应性，可增加训练数据的多样性。收集不同地质条件、不同工程规模下的基坑变形监测数据，丰富训练集，使模型能够学习到更全面的特征。同时，根据具体工程情况调整模型结构，如在面对复杂地质条件时，增加模型的层数或节点数，提高模型对复杂特征的学习能力；对于不同规模的工程，采用不同的模型超参数，以优化模型的预测性能。

五、结束语

总之，人工智能算法在基坑变形预测领域展现出显著优势，相较于传统预测方法，其能够更精准地处理复杂的非线性关系和时间序列数据，有效提升预测精度和稳定性。通过组合预测模型和遗传算法等优化手段，以及在不同工程案例中的成功应用，充分证明了该技术在基坑工程中的可行性和有效性。然而，实际应用过程中暴露的数据获取难题、模型复杂度挑战以及模型适应性差异等问题，仍需持续关注与解决。未来，随着技术的不断进步，应进一步探索多源数据融合的深度与广度，优化模型结构和算法，增强模型对复杂多变工程环境的适应性。同时，加强跨学科研究与合作，推动人工智能算法与岩土工程理论的深度融合，为基坑工程的安全稳定提供更加可靠的技术保障，助力城市基础设施建设的高质量发展。

参考文献

- [1] 程秋实. 深圳市某深基坑施工变形监测与预测研究 [D]. 吉林大学, 2022. DOI: 10.27162/d.cnki.gjlin.2022.004879.
- [2] 张转林. 复杂环境下地铁车站深大基坑变形预测方法研究 [J]. 现代城市轨道交通, 2022, (12): 48–52. DOI: 10.20151/j.cnki.1672-7533.2022.12.009.
- [3] 孙钧, 温海洋. 人工智能科学在软土地下工程施工变形预测与控制中的应用实践——理论基础、方法实施、精细化智能管理 (示例) [J]. 隧道建设 (中英文), 2020, 40(01): 1–8.
- [4] 王飞. 基于影响因素筛选的基坑变形组合预测研究 [J]. 水利水电技术 (中英文), 2021, 52(02): 127–133. DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2021.02.014.
- [5] 马琳. 基于 ICEEMD-ICA 准则进行数据处理的基坑变形组合预测研究 [J]. 地质与勘探, 2023, 59(05): 1074–1082.
- [6] 薛艳杰. 基于机器学习算法的土岩复合地层深基坑变形时序预测 [J]. 现代隧道技术, 2022, 59(S2): 77–85. DOI: 10.13807/j.cnki.mtt.2022.S2.11.
- [7] 马琳. 基于混沌递进预测模型与趋势检验的深基坑变形规律研究 [J]. 隧道建设 (中英文), 2018, 38(06): 934–940.
- [8] 刘锦, 李峰辉, 刘秀秀. 优化 GA-BP 神经网络模型及基坑变形预测 [J]. 隧道建设 (中英文), 2021, 41(10): 1733–1739.
- [9] 刘俊城, 谭勇, 张生杰. 地铁车站深基坑开挖变形智能多步预测方法 [J]. 上海交通大学学报, 2024, 58(07): 1108–1117. DOI: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2022.419.
- [10] 陈艳茹. 基于遗传算法和极限学习机的智能算法在基坑变形预测中的应用 [J]. 隧道建设 (中英文), 2018, 38(06): 941–947.