

基于时空特征的基坑变形预测分析

程庆军¹, 董明豹², 马辰旭¹, 刘艳冬¹, 卢兰萍¹

(1. 河北工程大学 土木工程学院, 邯郸 056038; 2. 中煤光华地质工程有限公司, 邯郸 056038)

摘要: 为对基坑开挖引起的变形进行更准确的预测, 研究了一种聚类分析与时间序列预测相结合的沉降预测模型, 利用密度峰值聚类算法 (DPC) 对具有类似变形模式特征的监测点进行空间分类, 提取各个监测点之间的空间相关性, 用以找出监测点中的聚类中心, 构建了结合卷积神经网络 (CNN), 长短时记忆神经网络 (LSTM), 科尔莫哥罗夫-阿诺德网络 (KAN) 的建筑物变形预测模型, 该模型优化了长短时记忆神经网络的特征提取能力和其泛用性, 将聚类中心监测点数据输入进行预测。结果表明: 该模型在平均绝对误差和均方根误差较其他模型更低的情况下, 拟合系数都维持在 90% 以上, 精准度和适用性均得到提升, 更适用于基坑施工过程中的变形预测, 对实际基坑工程具有很大的现实指导意义。

关键词: 神经网络; 科尔莫哥罗夫-阿诺德网络; 密度峰值聚类; 沉降预测

中图分类号: TU434 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-8249 (2026) 01-0123-05

DOI: 10.19860/j.cnki.issn1005-8249.2026.01.022

Foundation Pit Deformation Prediction Analysis based on Spatio-temporal Features

CHENG Qingjun¹, DONG Mingbao², MA Chenxu¹, LIU Yandong¹, LU Lanping¹

(1. School of Civil Engineering, HeBei University of Engineering, Handan 056038, China;

2. Middling Coal Guanghua Geological Engineering Co., Ltd., Handan 056038, China)

Abstract: To make more accurate predictions of the deformation caused by foundation pit excavation, a settlement prediction model combining cluster analysis and time series prediction was studied. The density peak clustering (DPC) algorithm was used to spatially classify monitoring points with similar deformation pattern characteristics, extracting the spatial correlation between each monitoring point to identify the cluster centers among the monitoring points. A building deformation prediction model combining convolutional neural network (CNN), long short-term memory (LSTM), and Kolmogorov-Arnold network (KAN) was constructed. This model optimized the feature extraction ability and generalization of the LSTM and input the data of the cluster center monitoring points for prediction. The results show that, with lower mean absolute error and root mean square error compared to other models, the fitting coefficient of this model remains above 90%, improving both accuracy and applicability. It is more suitable for deformation prediction during foundation pit construction and has significant practical guiding significance for actual foundation pit projects.

Key words: neural network; kolmogorov-arnold network; density peak clustering; settlement forecast

作者简介: 程庆军 (2001—), 男, 硕士研究生, 研究方向: 岩土工程。

通信作者: 卢兰萍 (1964—), 女, 硕士, 教授, 研究方向: 岩土工程。

收稿日期: 2025-03-31

研究与应用

0 引言

近年来,随着我国经济的迅猛发展,地下空间不断被开发利用,深基坑工程在城市建设中占据主流地位,由于复杂施工环境以及可能存在不当施工工艺等因素的影响,使得基坑施工过程中存在着基坑坍塌、周边建筑倒塌等风险,要避免施工事故,关键在于掌握基坑的变形特性^[1-2],因此对基坑变形进行预测对于确保施工安全和降低对周围环境的影响至关重要。

随着人工智能技术的发展,基于神经网络^[3-4]对基坑变形^[5]提出的预测理论^[6]开始出现,并在实施过程中取得了良好的效果。方庆等^[7]依托南京某深基坑工程实例,利用改进卷积和长短时记忆神经网络的组合模型对地下连续墙的水平位移进行精准预测,证明神经网络是解决基坑变形预测的有效方法;张文松等^[8]基于自注意力机制和深度学习提出一种能捕捉沉降数据时空特性的深度注意力组合预测模型,研究成果可为地铁基坑周边地表沉降提供稳定预测;刘锦等^[9]通过改进现有 GA-BP 神经网络预测模型在训练样本预处理和隐含层结构设计方面的不足,使其能对不同深度基坑的水平位移进行准确预测;Chen 等^[10]通过利用混凝土拱坝的铅垂仪的变形监测数据提出了一种时空聚类方法;Shen 等^[11]利用上海地铁 10 号线现场监测数据,提出一种基于形状的 K 质心聚类算法,对盾构隧道运营期的长期变形进行研究;王楚鑫等^[12]采用动态时间弯曲方法作为数据间的距离度量,利用聚类算法结合粒模型理论对地面沉降发展模式进行分析,研究成果可为地面沉降灾害的预测与防控提供理论参考;贾磊等^[13]针对当前基坑开挖引发建筑物沉降预测模型存在精度不足、收敛速度慢、易陷入局部最优等缺点,构建基于 IAO-LSSVM 的建筑物沉降预测模型,并将该预测模型在深圳华强南某地铁基坑工程中进行了验证;刘灿锋等^[14]首次提出将 Transformer 与 Kolmogorov-arnold 网络相结合的方法对数据进行预测,为进一步研究 KAN 模型及相应基础理论提供了实验佐证;洪宇超等^[15]为了更准确地预测基坑工程领域的复杂时间序列,提出一种以多个监测点的监测数据构成的多维时间序列作为输入的 CNN-LSTM 的组合神经网络模型,结果表明考虑时空关联性的组合模型精度高于仅考虑时间关联性的单一 LSTM 模型。

综上所述,大多数研究都只对单一测点的数据进行预测,而将监测网与基坑整体相联系的研究少之又少。以邯郸市第二医院迁建项目为例,利用密度峰值聚类算法对具有相似变形模式的监测点进行分类。通过结合卷积神经网络、长短时神经网络、科尔莫哥罗夫-阿诺德网络的组合预测模型,对聚类中心监测点进行预测,通过改进模型与传统模型预测的结果对比分析验证模型的准确性和稳定性,为以后的实际应用提供理论基础和技术准备。

综上,大多数研究都只对单一测点的数据进行预测,而将监测网与基坑整体相联系的研究少之又少。以邯郸市第二医院迁建项目为例,利用密度峰值聚类算法对具有相似变形模式的监测点进行分类。通过结合卷积神经网络、长短时神经网络、科尔莫哥罗夫-阿诺德网络的组合预测模型,对聚类中心监测点进行预测,通过改进模型与传统模型预测的结果对比分析验证模型的准确性和稳定性,为以后的实际应用提供理论基础和技术准备。

1 工程分析

1.1 工程概况

以邯郸市第二医院迁建项目为实例,基坑为二级基坑,主要采用上部土钉墙支护,下部桩锚支护结合的支护体系。根据设计要求分别对支护结构水平位移、垂直沉降、地下水位、周边地表竖向位移、周边地表裂缝进行监测,其监测点布置如图 1 所示。

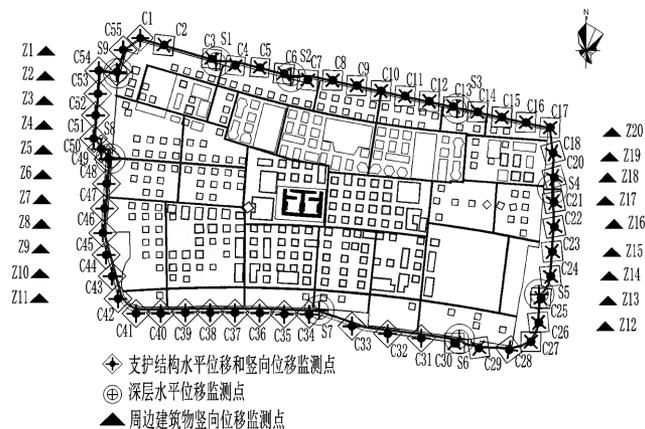


表 1 土层参数
Table 1 Soil layer parameters

| 层号 | 土层名称 | 土层厚度 /mm | 黏聚力 /kPa | 内摩擦角 / (°) | 泊松比 |
|----|------|----------|----------|------------|------|
| 1 | 杂填土 | 0.5 | 5.0 | 5.0 | 0.28 |
| 2 | 粉土 | 4.5 | 9.0 | 10.3 | 0.25 |
| 3 | 粉质黏土 | 3.0 | 12.3 | 12.0 | 0.32 |
| 4 | 粉土 | 3.0 | 10.9 | 12.8 | 0.25 |
| 5 | 粉质黏土 | 3.0 | 12.6 | 14.1 | 0.32 |
| 6 | 粉土 | 2.0 | 14.6 | 13.0 | 0.25 |
| 7 | 粉质黏土 | 2.0 | 16.6 | 14.7 | 0.32 |
| 8 | 粉土 | 3.0 | 16.8 | 14.5 | 0.25 |
| 9 | 粉质黏土 | 3.0 | 16.6 | 14.7 | 0.32 |

形数据来预测第 6 次的竖向位移。共构建出 72 组数据为数据集，其中前 58 期数据为测试集，后 14 期数据为验证集。在此训练模型中，输入神经元为 5 个，竖向位移为输出层，神经元只有 1 个。选取卷积核大小为 5×1 ，滑动步长为 1，采用最大池化法进行池化，Adam 算法为模型的优化算法，为了避免模型过拟合，LSTM 层设置 1 个隐藏层，神经元为 64 个，训练轮次定为 1 000 轮，学习率设置为 0.000 1，损失函数采用均方误差 (MSE)。

评价指标采用均方根误差 (RMSE) 和平均绝对误差 (MAE)，用 R^2 来评价模型的拟合是否合理，各评价指标表达式见表 2。均方根误差与平均绝对误差两项指标越接近零，模型精度越好。 R^2 则越接近 1，模型的拟合效果越好，表 2 中 n 为样本数据总数； y_i 为每期监测数据； \hat{y}_i 为预测的数据； \bar{y}_i 为监测数据的平均值。

表 2 评价指标
Table 2 Evaluation indicators

| 评价指标 | 计算公式 |
|--------|---|
| 均方根误差 | $MSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$ |
| 平均绝对误差 | $MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i - \hat{y}_i $ |
| 拟合优度 | $R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}$ |

2 结果分析

2.1 聚类结果分析

将 20 个监测点的监测数据作为样本输入，对基坑所有监测点进行空间聚类分析。利用熵权法确定了 AQED 和 ISED 权重分别为 0.424 和 0.576，截止

距离取 0.2。

通过对沉降监测点进行区域聚类分析，得到决策图如图 2 所示。选择局部密度与相对距离都大的点作为聚类中心，每个聚类中心用不同的颜色表示，监测点分别为 Z3、Z6、Z14、Z20。

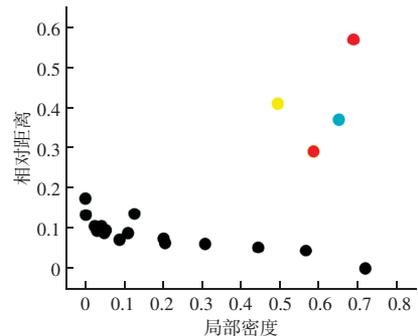


图 2 决策图

Fig. 2 Decision diagram

根据各监测点的空间特征，将其分为 4 个集群，分类结果见表 3。通过基坑监测点平面布置图可以观察到，位于聚类中心点约 40 m 范围内的点往往位于同一集群中，拥有相同的沉降模式，他们周围的荷载，土体参数以及基坑在此处的支护方式相同。

表 3 聚类结果
Table 3 Clustering result

| 集群 | 周边建筑物监测点 |
|------|------------------------------|
| 聚类 1 | Z1, Z2, Z3, Z4 |
| 聚类 2 | Z5, Z6, Z7, Z8, Z9, Z10, Z11 |
| 聚类 3 | Z12, Z13, Z14, Z15, Z16 |
| 聚类 4 | Z17, Z18, Z19, Z20 |

2.2 预测结果分析

将四个监测点预测结果的评价指标与传统 LSTM 和 CNN-LSTM 模型进行比较，结果见表 4。三个预测模型最后预测性能都较好，在某个监测点上传统模型的预测效果优于最终改进的模型，但是对于所有监测点，CNN-LSTM-KAN 模型都具有最好的拟合系数且平均绝对误差与均方根误差大部分都处于最低的数值，将 Z14 监测点周边建筑物竖向位移的单点连续变形值的预测结果进行分析，其预测值分布与相对误差展示如图 3 所示。

三种模型的预测都有一定精准度但 LSTM 网络的预测值较原始数据来说过于偏大，而结合了 CNN 后的 LSTM 网络虽然精准度有所上升但预测值相较于原始数据来说又过于偏小，最后引入线性层的网络，

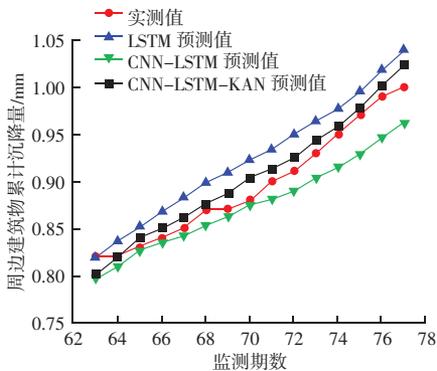
研究与应用

与 Z14 监测点的原始数据曲线基本吻合, 变化趋势基本一致。而相对误差的表现也与预测值对比分析的基本一致, LSTM 偏大, 引入 CNN 后又偏小, 最后引入线性层后误差在 0 上下浮动, 证明该网络模型具有良好的稳定性, 预测值和实际值之间具有更小的残差, 非线性拟合效果更好, 并且预测值的离散程度和波动范围更小, 拟合效果更为突出。

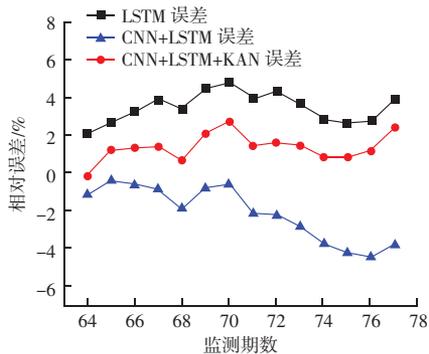
表 4 各模型性能评价

Table 4 Performance evaluation of each model

| 监测点 | 网络模型 | 平均绝对误差 (MAE) | 均方根误差 (RMSE) | 拟合系数 (R ²) |
|-----|--------------|--------------|--------------|------------------------|
| Z3 | LSTM | 0.042 | 0.045 | 85 |
| | CNN-LSTM | 0.039 | 0.034 | 88 |
| | CNN-LSTM-KAN | 0.025 | 0.028 | 92 |
| Z6 | LSTM | 0.067 | 0.084 | 77 |
| | CNN-LSTM | 0.043 | 0.052 | 85 |
| | CNN-LSTM-KAN | 0.054 | 0.063 | 90 |
| Z14 | LSTM | 0.029 | 0.031 | 73 |
| | CNN-LSTM | 0.020 | 0.024 | 83 |
| | CNN-LSTM-KAN | 0.013 | 0.014 | 94 |
| Z20 | LSTM | 0.035 | 0.041 | 78 |
| | CNN-LSTM | 0.024 | 0.039 | 82 |
| | CNN-LSTM-KAN | 0.008 | 0.007 | 95 |



(a) 预测值对比



(b) 相对误差对比

图 3 各模型对比

Fig. 3 Comparison of various models

3 结论

基于邯郸市第二医院迁建项目的周边建筑物沉降监测数据, 利用 DPC 聚类算法将 20 个监测点进行聚类分析选出代表监测点, 通过构建的改进神经网络模型。将该模型对几个监测点进行变形预测得出了以下结论:

(1) 采用密度峰值算法对基坑周边建筑物沉降数据进行聚类, 降低了逐个监测点进行预测的计算复杂度。

(2) 将 CNN 的特征提取能力融入进时序预测模型中, 再将线性层变更为可学习的单变量函数取代线性权重, 提出的 CNN-LSTM-KAN 模型在基坑开挖过程中可用于周边建筑物沉降的稳定预测, 并拥有很好的准确性。

(3) 用 MAE、RMSE、R² 三种评价指标对模型性能进行了评估, 并将用相同数据输入到另两种传统模型得出的评价指标与该模型的进行对比, 再选取 Z14 监测点的历史监测数据进行具体分析, 证明该预测模型具有很好的准确性和拟合效果, 更加适用于基坑预测项目。

然而聚类分析主要利用的基坑历史变形监测数据, 未能将土体参数, 支护结构等数据融入其中, 预测分析聚焦于沉降变形预测未来应当致力于对基坑变形的其他监测数据进行预测, 进一步优化模型的使用途径。

参考文献

- [1] 陶志刚, 秦可, 米蒙, 等. 基坑开挖扰动变形特征及控制效果模拟分析 [J]. 科学技术与工程, 2023, 23 (9): 3820-3830.
- [2] 刘性锋, 刘禹, 李辉, 等. 地铁站深基坑桩撑支护开挖变形 [J]. 科学技术与工程, 2023, 23 (33): 14332-14341.
- [3] 钱建固, 吴安海, 季军, 等. 基于小波优化 LSTM-ARMA 模型的岩土工程非线性时间序列预测 [J]. 同济大学学报 (自然科学版), 2021, 49 (8): 1107-1115.
- [4] 朱仔旭, 施成华, 陈海勇, 等. 考虑 IPSO 优化的 CNN-LSTM 盾构掘进参数混合预测模型 [J]. 铁道科学与工程学报, 2025, 22 (6): 2690-2702.
- [5] 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.

(3) 远处管线对地表沉陷具有一定抑制与分散效应, 管线最大下沉点约 4.6 mm, 并且基坑周边建筑物的位移和沉降计算值均能控制在规范允许的 15 mm 范围内。

参 考 文 献

- [1] 雷振. 繁华城区深厚淤泥质地层地铁明挖区间变形规律研究 [J]. 水利与建筑工程学报, 2017, 15 (4): 228-232.
- [2] 黄明华, 钟煜轩, 陆锦斌, 等. 基于非连续地基梁模型的基坑开挖诱发下卧盾构隧道变形分析 [J]. 岩土力学, 2025, 46 (2): 492-504.
- [3] 王卫东, 徐中华, 王建华. 上海地区深基坑周边地表变形性状实测统计分析 [J]. 岩土工程学报, 2011, 33 (11): 1659-1666.
- [4] 张巧慧, 姜小磊. 软土地区双基坑开挖变形分析及其对既有地铁车站结构的影响 [J]. 粉煤灰综合利用, 2021, 35 (6): 51-57.
- [5] 林之航. 上软下硬深基坑变形规律与空间效应分析 [J]. 地下空间与工程学报, 2020, 16 (6): 1792-1800.
- [6] 吕松梅, 夏敏, 任光明, 等. 富水砂卵石层地区桩锚支护深基坑变形特性 [J]. 成都理工大学学报 (自然科学版), 2022, 49 (3): 347-357.
- [7] 张茜. 涉水基坑开挖过程中地表沉降分析 [J]. 黑龙江水利科技, 2022, 50 (7): 110-112.
- [8] 毛颖斌. 桥梁基坑施工关键技术及变形控制研究 [J]. 石家庄铁路职业技术学院学报, 2022, 21 (4): 16-21.
- [9] 罗鹏. 地铁站基坑开挖施工对临近地层影响的数值模拟分析 [J]. 粉煤灰综合利用, 2023, 37 (4): 15-19.
- [10] 商兆涛, 姚家李, 夏琴, 等. 基于强度折减理论的深基坑稳定性分析 [J]. 合肥工业大学学报 (自然科学版), 2022, 45 (9): 1209-1215.
- [11] 李程, 贾战磊, 徐成皓. 软土地区某阶梯式深基坑变形监测与数值模拟 [J]. 石家庄铁道大学学报 (自然科学版), 2023, 36 (4): 61-68.
- [12] 陈俊伟, 陈树义. 土岩组合地层深基坑变形特性及优化设计研究 [J]. 武汉大学学报 (工学版), 2023, 56 (增刊): 325-331.
- [13] 詹文兵, 王硕, 汤景林, 等. 典型软土地层不同端头形式管廊基坑的变形规律 [J]. 辽宁工程技术大学学报 (自然科学版), 2024, 43 (4): 434-442.
- [14] 许明杨, 王海涛, 郭涛, 等. 地铁车站深基坑工程降水开挖数值分析 [J]. 建筑结构, 2022, 52 (增刊): 2256-2261.
- [15] 刘安, 杨清华, 邢一鸣, 等. 基坑开挖影响下临近地下管线的力学行为分析 [J]. 粉煤灰综合利用, 2025, 39 (3): 78-83.
- [6] 唐浩然, 胡垚, 雷华阳, 等. 基于深度学习的基坑开挖引起地表位移时序预测 [J]. 岩土工程学报, 2024, 46 (增刊 2): 236-241.
- [7] 方庆, 陈胜, 刘雪珠, 等. 基于变分模态分解的 CNN-LSTM 模型在基坑变形预测中的应用 [J]. 力学与实践, 2024, 46 (5): 1015-1022.
- [8] 张文松, 贾磊, 姚荣涵, 等. 基于 Self-CGRU 模型的地铁基坑周边地表沉降预测 [J]. 岩土力学, 2024, 45 (8): 2474-2482, 2491.
- [9] 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.
- [10] CHEN B, HU T, HUANG Z, et al. 2019. A spatio-temporal clustering and diagnosis method for concrete arch dams using deformation monitoring data. Struct. Health Monit. 18 (5 6), 1355-1371.
- [11] SHEN Y M, ZHANG D M, WANG R L, et al. SBD-K-medoids-based long-term settlement analysis of shield tunnel [J]. Transportation Geotechnics, 2023, 42: 101053.
- [12] 王楚鑫, 王迎超, 董传新, 等. 基于时间序列聚类模型的地面沉降模式分析 [J]. 岩土力学, 2024, 45 (增刊 1): 631-644.
- [13] 贾磊, 贾世济, 高帅. 基于 IAO-LSSVM 模型的基坑周围建筑物沉降预测: 以深圳华强南站地铁基坑为例 [J]. 科学技术与工程, 2024, 24 (7): 2885-2892.
- [14] 刘灿峰, 孙浩, 东辉. 结合 Transformer 与 Kolmogorov Arnold 网络的分子扩增时序预测研究 [J]. 图学学报, 2024, 45 (6): 1256-1265.
- [15] 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): 108-111.

(上接第 126 页)