

考虑相邻点影响的基坑沉降优化组合预测分析

Optimal Combination Prediction Analysis of Foundation Pit Settlement Considering the Influence of Adjacent Points

白霖, 毛红梅, 王安东, 李斌

(陕西铁路工程职业技术学院, 渭南 714000)

摘要: 为实现基坑沉降变形的高精度预测, 在总结传统组合预测模型不足基础上, 先进行单项预测模型筛选, 并对各单项预测模型进行参数优化处理; 其次, 进一步进行非线性组合及节点间距离的优化处理和考虑相邻节点的优化处理, 以实现基坑沉降变形的优化组合预测。结果表明: ELM 模型、GM(1, 1) 模型及 SVR 模型具有很好的互补性, 可将其作为基础预测模型, 再通过沉降变形预测过程中的优化组合处理, 所得预测结果的平均相对误差介于 1.56%~1.65%, 具较高的预测精度及稳健性, 并将预测结果与传统模型预测结果比较, 得出预测模型具有相对更优的预测精度, 验证其构建思路是有效的, 适用于基坑沉降变形预测。通过研究, 以期为基坑变形规律研究提供理论指导。

关键词: 基坑; 沉降变形; 单项预测模型; 优化处理; 组合预测

中图分类号: TU43 文献标志码: A 文章编号: 1005-8249(2025)03-0122-06

DOI:10.19860/j.cnki.issn1005-8249.2025.03.022

BAI Lin, MAO Hongmei, WANG Andong, LI Bin

(Shaanxi Railway Institute, Weinan 714000, China)

Abstract: In order to achieve high-precision prediction of foundation pit settlement and deformation, based on the summary of the shortcomings of traditional combination prediction models, a single prediction model screening is first carried out, and the parameters of each single prediction model are optimized; Secondly, further optimization of nonlinear combination and distance between nodes, as well as consideration of optimization of adjacent nodes, is carried out to achieve optimized combination prediction of foundation pit settlement deformation. Example analysis shows that: The ELM model, GM(1, 1) model, and SVR model have good complementarity and can be used as basic prediction models. Through optimized combination processing in the settlement deformation prediction process, the average relative error of the predicted results ranges from 1.56% to 1.65%, with high prediction accuracy and robustness. The prediction results are compared with those of traditional models, and it is concluded that the prediction model has relatively better prediction accuracy, which verifies the effectiveness of its construction idea and is suitable for predicting foundation pit settlement deformation. Through research, we aim to provide theoretical guidance for the study of deformation laws in foundation pits.

Key words: foundation pit; settlement deformation; single prediction model; optimization treatment; combination prediction

0 引言

基坑工程的复杂性、施工难度较大, 在其施工过程中, 时有发生, 如 2015 年 7 月, 禅城区某工程基坑一侧出现坍塌, 虽未造成人员伤亡, 但经济损失严重; 2017 年 5 月, 深圳某基坑塌方事故,

造成3死1伤,损失严重;如2024年6月,成都某基坑出现垮塌事故,造成了较大的经济损失^[1]。为切实保证基坑安全施工,变形监测显得格外重要,但工程实际多是仅对变形监测成果进行简单的统计分析,很少涉及基坑变形预测研究,缺乏对变形数据的深入挖掘研究,因此,在基坑变形监测成果基础上的预测研究具有重要实用价值。

目前,基坑变形预测已有学者进行了研究,如王飞^[2]在基坑数据分解基础上构建了基坑变形预测模型;方筠等^[3]通过BP神经网络实现了基坑变形预测研究;贾哲等^[4]利用神经网络构建了基坑变形预测模型,所得预测结果的预测精度相对较高;王娟等^[5]开展了基坑侧位移变形预警预测研究,从侧位移角度实现了基坑施工安全预警;陈家骥等^[6]则利用优化灰色模型进行基坑变形预测,验证了该模型在基坑变形预测中的适用性;经李秋全^[7]、曹文贵等^[8]的研究成果,常用的变形预测思路有两类,即单项预测和组合预测,两者存在明显的优缺点;同时,由苗兰弟等^[9]、王飞^[10]研究成果,组合预测在基坑变形预测中具有更好的适用性,因此,开展基坑变形组合预测研究具有更好的应用前景,即进一步开展基坑沉降在此类组合预测方法下的适用性研究是必要的。

但是,在组合预测模型的构建过程中,存在着一些待优化问题,如曹文贵等^[11-12]认为合理选择单项预测模型及考虑以何种方式实现单项预测结果的非线性组合是十分重要的,且在非线性组合预测过程中需优化考虑训练节点与预测节点间的距离所产生的贡献程度问题;袁志明等^[13]认为在组合预测过程中需顾及相邻监测点对预测结果的影响。因此,在预测模型构建过程中,单项预测模型的选择应具互补性,且模型参数应具最优性,这样可以更好的奠定组合预测的基础数据;组合过程应充分采用非线性组合思路;同时,一般来说,训练节点与预测节点间的距离越小,说明训练节点对预测节点的贡献度越大,反之贡献度亦更小,即需选择合理的训练节点与预测节点间的距离;最后,基坑沉降变形的影响因素相对较多,仅以自身变形监测数据开展预测缺少全面性,那么就应充分考虑相邻监测点对预测点的混沌关联特征。由朱靛^[14]、周永胜^[15]及

刘小生等^[16]的研究成果,ELM模型、GM(1,1)模型及SVR模型在基坑或相近岩土领域的变形预测中具有讲好效果,故将其作为单项预测模型是可行的。

综合上述,以某基坑为例,先通过预测思路初探,分析组合预测模型的优势及其不足;其次,在组合预测模型的构建过程中,以ELM模型、GM(1,1)模型及SVR模型为单项预测模型,针对其不足分别构建了相应的优化思路,如进行了单项预测模型的选择及优化处理、非线性组合及节点间距离的优化处理和考虑相邻节点的优化处理,旨在通过递进优化组合,实现基坑变形的高精度预测,以便更好的指导现场施工。

1 预测模型构建

1.1 单项预测模型的选择及优化处理

解决单项预测模型的选择问题。考虑到ELM模型、GM(1,1)模型及SVR模型在岩土领域中具有较强的预测能力,并对三类单项预测模型的优缺点进行统计,见表1。三类模型存在互补性,进而将三者作为基坑沉降变形的单项预测模型。

表1 不同单项模型的优缺点统计
Table 1 Statistics of advantages and disadvantages of different single models

模型类型	优点	缺点
ELM模型	适用于长周期预测;操作简单;收敛速度快;泛化能力强。	结构复杂问题的适用性弱;易陷入局部极值。
GM(1,1)模型	适用于短期预测;可削弱原始序列的随机性。	样本质量的要求高;难以表达样本的概率分布特征。
SVR模型	适用于短期预测;全局优化能力强;泛化能力强。	大样本的训练能力较弱;模型参数的敏感性强。

为保证单项预测模型的预测精度,再针对具体单项模型进行优化处理,具体如下:

1.1.1 ELM模型的优化处理

ELM模型虽具操作简单、泛化能力强等优点,但是在其预测过程中,激励函数和隐层节点数由使用者确定,缺乏客观性,受使用者经验影响较大,需对上述两参数进行优化处理,通过粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)开展此两参数优化处理,具体流程为:

研究与应用

进行参数初设,如粒子个数设置为 500,最大迭代数设置为 600 次,其余参数随机设置;将预测误差的绝对值作为适应度函数,其值越小,说明预测效果越优;先计算所有粒子的初步全局适应度值;再更新粒子,实现全局适应度值的迭代;当满足最大迭代次数时,全局适应度值对应的激励函数和隐层节点数即为寻优参数。

1.1.2 GM (1, 1) 模型的优化处理

该模型能削弱原始序列的随机性,有助于提升组合预测性能,但其预测初始值会对预测结果造成一定影响,为保证其预测效果,提出利用最小二乘法 (Least Squares, LS) 进行初始值的最小误差求解。

1.1.3 SVR 模型的优化处理

SVR 模型在预测过程中,连接权值和阈值是随机产生的,需对其进行优化处理,以保证模型参数的最优性;改进型布谷鸟算法 (Improved Cuckoo Search, ICS) 较传统布谷鸟算法有一定提升,不仅增加了搜索能力,还增加了全局寻优能力。

通过前述,针对每种单项预测模型均进行了针对性的优化处理,且为便于后续分析描述,将 ELM 模型、GM (1, 1) 模型及 SVR 模型优化后的模型定名为 PSO-ELM 模型、LS-GM (1, 1) 模型及 ICS-SVR 模型。

1.2 非线性组合及节点间距离的优化处理

考虑预测过程的非线性组合优化处理。一般来说,某单项预测模型在相应预测节点处的相对误差值越小,其预测结果越优,进而提出在相应预测节点处引入吻合度函数 $c_i(j)$:

$$c_i(j) = 1 - E_i(j) \quad (1)$$

式中: $E_i(j)$ 为相对误差值; j 为对应预测节点的序号; i 为对应单项预测模型的编号。

据式 (1),若 $c_i(j)$ 值越大,说明预测值与实测值的吻合度越好,以其进行预测过程的非线性组合是合理且有效的。

再对训练节点与预测节点间的距离所产生的贡献程度进行优化处理。一般来说,训练节点与预测节点间的距离越短,两者之间的关联性应越强,因此,以训练节点与预测节点间的距离为指标,引入新鲜度函数 $f_i(s)$:

$$f_i(s) = \frac{1}{s^2} \quad (2)$$

式中: s 为训练节点与预测节点间的距离。

s 值越小, $f_i(s)$ 值越大,说明训练节点对预测节点的贡献度越大,预测效果应越优。

为便于后续预测模型的构建,对吻合度函数 $c_i(j)$ 和新鲜度函数 $f_i(s)$ 进行组合,构建出综合组合函数 $z_i(j)$:

$$z_i(j) = c_i(j)f_i(s) = [1 - E_i(j)] \frac{1}{s^2} \quad (3)$$

组合函数 $z_i(j)$ 值越大,说明其不仅吻合度较高,新鲜度亦较高,并在相应预测节点处,进行所有单项预测模型的归一化处理,即:

$$w_i(j) = z_i(j) / \sum_{i=1}^n z_i(j) \quad (4)$$

式中: $w_i(j)$ 为第 i 中单项预测模型在第 j 节点处的组合权值; n 为单项预测模型的个数。

通过上述,有效考虑了非线性组合及节点间距离的优化处理,所用方法合理且易实现。

1.3 考虑相邻节点的优化处理

一般来说,相邻监测点间的变形具有混沌关联特征,即相邻越近,其关联性应越强;反之,关联性越弱,因此,考虑相邻监测点对预测监测点的影响是必要的。但是,受相邻监测点与预测监测点关联性大小的影响,并非是考虑的相邻监测点数越多越好,一方面,相邻监测点的考虑个数少,则难以发挥相邻监测点对预测监测点的关联性;反之,又会增加非关联信息,增大预测误差。因此,将考虑相邻节点的优化处理流程设置为:在上述非线性组合及节点间距离的优化处理基础上,再对相邻监测点数进行设置,依次试算出考虑不同相邻监测点对预测监测点的贡献影响,得出最佳相邻监测点数即可。

2 实例分析

2.1 工程概况

基坑区交通便利,但人口密集,近接建(构)筑物较多,如北侧紧邻啤酒厂、徐家楼社区;南侧紧邻三个社区、工业园及技术开发区;西侧紧邻灵芝小区,且净距较小,仅距 10 m。基坑建筑总面积

为 70 000 m², 开挖深度 4.3~6.02 m, 共计设计两层; 平面形状为矩形, 长度约 150.5 m, 宽度约 52.1 m, 支护长度总计约 397.0 m。

由于基坑周边近接建(构)筑物较为复杂, 使得其开挖过程的变形监测显得格外严格, 共计布设了 24 个沉降监测点, 得到 26 期的沉降数据。先对不同监测点的最终沉降变形值进行统计, 如图 1 所示。不同沉降监测点的变形值存在显著的波动特征, 说明基坑开挖过程对沉降变形的影响较大, 侧面验证了开展基坑沉降变形预测的必要性。

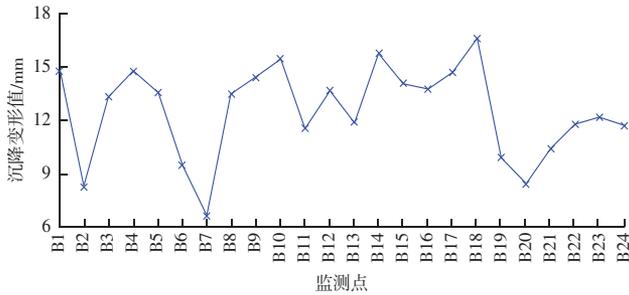


图 1 沉降变形累计值统计

Fig. 1 Statistics of cumulative settlement deformation

选取 4 个沉降值较大的监测点开展后续组合预测分析, 即 B01 监测点、B10 监测点、B14 监测点和 B18 监测点。一方面, 4 个监测点的沉降量相对较大, 具有代表性; 另一方面, 通过四个监测点的沉降预测效果对比, 验证预测模型的有效性。统计得到 4 个监测点的沉降变形数据见表 2。

2.2 优化组合预测分析

依据组合预测思路, 优化组合流程大致可分为单项预测模型的优化处理、非线性组合及节点间距

表 3 单项预测模型优化前后的预测结果

Table 3 Prediction results before and after optimization of single prediction model

监测周 期/期	沉降变 形值/mm	传统模型						优化后					
		ELM 神经网络		GM (1, 1) 模型		SVR 模型		PSO-ELM 神经网络		LS-GM (1, 1) 模型		ICS-SVR 模型	
		预测值 C/mm	相对误 差/%	预测值 C/mm	相对误 差/%	预测值 C/mm	相对误 差/%	预测值 C/mm	相对误 差/%	预测值 C/mm	相对误 差/%	预测值 C/mm	相对误 差/%
22	14.12	13.59	3.74	13.56	4.00	13.63	3.48	13.71	2.93	13.75	2.59	13.74	2.72
23	14.36	13.80	3.91	13.85	3.57	13.82	3.79	13.95	2.85	13.93	3.01	14.01	2.41
24	14.56	14.06	3.41	14.07	3.40	14.05	3.51	14.11	3.12	14.17	2.66	14.14	2.85
25	14.66	14.15	3.50	14.11	3.72	14.17	3.38	14.21	3.07	14.25	2.79	14.27	2.66
26	14.75	14.25	3.39	14.23	3.55	14.24	3.44	14.33	2.84	14.33	2.84	14.35	2.73
平均相对误差值/%			3.59		3.65		3.52		2.96		2.78		2.67

在单项预测基础上, 再进行非线性组合及节点间距离的优化处理, 且为验证不同组合方式的预测效果, 对组合类型进行了划分, 即:

表 2 4 个代表监测点的沉降变形数据
Table 2 Settlement deformation data of four representative monitoring points /mm

监测周 期/期	B01	B10	B14	B18	监测周 期/期	B01	B10	B14	B18
0	0	0	0	0	14	9.20	8.07	8.88	8.73
1	0.12	0.13	0.10	0.11	15	10.27	9.35	10.11	10.65
2	0.20	0.31	0.28	0.19	16	10.59	10.48	11.08	11.21
3	0.26	0.40	0.37	0.28	17	11.02	11.09	11.87	11.85
4	0.37	0.51	0.66	0.46	18	12.52	11.81	13.05	13.12
5	1.20	0.64	1.46	0.58	19	12.77	12.34	13.37	13.56
6	2.68	1.26	2.09	0.92	20	13.38	13.77	14.56	14.34
7	3.16	1.82	2.30	1.26	21	13.70	14.34	14.98	14.87
8	4.28	2.64	3.74	1.92	22	14.12	14.81	15.11	15.13
9	4.70	3.01	4.31	2.53	23	14.36	14.94	15.29	15.62
10	4.97	4.58	5.05	3.42	24	14.56	15.27	15.57	15.80
11	5.84	5.39	6.02	4.04	25	14.66	15.31	15.65	16.07
12	7.40	6.37	6.79	5.58	26	14.75	15.38	15.69	16.54
13	8.32	7.73	7.61	6.94					

离的优化处理和考虑相邻节点的优化处理; 在后续分析过程中, 以 B01 监测点为例, 对比不同组合阶段的预测效果。同时, 将前 21 周期数据作为训练集, 将 22~26 周期的沉降数据作为验证集。

2.2.1 B01 监测点在不同组合流程的预测效果

对 B01 监测点进行单项预测, 得其单项模型优化前后的预测结果, 见表 3。在对应单项预测模型的相应验证节点处, 经参数优化后预测结果的相对误差值具不同程度的减小趋势, 说明通过单项预测模型的参数优化处理能有效提高其预测精度; 同时, 总结单项预测模型在参数优化处理后的预测结果, 得平均相对误差值的变化范围为: 2.67%~2.96%, 预测精度一般, 说明其预测性能仍待进一步提高。

模型 1: 对三类单项预测模型进行均值组合, 即将三者预测结果相加后进行均值求解, 所得平均值即为组合预测值。

研究与应用

模型 2: 仅考虑吻合度条件下的组合预测。

模型 3: 仅考虑新鲜度条件下的组合预测。

模型 4: 综合考虑吻合度和新鲜度条件下的组合预测。

对 4 类组合方式的预测结果进行统计, 结果详见表 4。模型 1 的平均相对误差值为 2.80%, 预测效果与单项预测模型相当; 模型 2 和模型 3 的平均相对误

差值分别为 2.31% 和 2.25%, 两者预测效果相近, 但优于模型 1 的预测效果, 说明考虑非线性组合或节点间距离的优化处理是非常必要的; 模型 4 的平均相对误差值为 1.87%, 明显优于模型 1~模型 3 的预测效果, 说明组合过程要综合考虑非线性组合和节点间距离的优化处理, 两者结合能有效保证组合效果, 对提高预测精度具有重要意义。

表 4 不同组合方式的预测结果
Table 4 Prediction results of different combinations

监测周期 /期	沉降变形 值/mm	模型 1		模型 2		模型 3		模型 4	
		预测值 C/mm	相对误差/%						
22	14.12	13.73	2.75	13.80	2.30	13.80	2.28	13.86	1.81
23	14.36	13.96	2.75	14.02	2.34	14.04	2.24	14.12	1.69
24	14.56	14.14	2.88	14.24	2.21	14.25	2.11	14.27	1.98
25	14.66	14.24	2.84	14.30	2.46	14.29	2.50	14.36	2.05
26	14.75	14.34	2.80	14.42	2.26	14.44	2.11	14.48	1.82
平均相对误差值/%			2.80		2.31		2.25		1.87

考虑相邻节点的优化处理, 且在处理过程中, 将考虑的相邻监测点数设置为 1~4 个, 通过预测统计, 得到考虑相邻节点优化处理后的预测结果, 见表 5。随考虑相邻监测点个数的增加, 预测效果具有明显的波动特征, 总体表现为: 平均相对误差值先减小后增加。当考虑的相邻监测点个数为 2 时, 平均

相对误差值为 1.62%, 明显优于表 4 中的预测效果。

通过表 5 中预测结果可知, 一方面说明通过考虑相邻节点的优化处理是必要, 其能一定程度上发挥相邻监测点对预测监测点的混沌关联特性; 但另一方面考虑的相邻监测点个数并非越多越好, 应通过筛选确定最优的相邻监测点考虑个数。

表 5 考虑相邻节点优化后的预测结果
Table 5 Prediction results after considering the optimization of adjacent nodes

监测周期 /期	沉降变形 值/mm	1 个相邻点		2 个相邻点		3 个相邻点		4 个相邻点	
		预测值 C/mm	相对误差/%						
22	14.12	13.87	1.77	13.90	1.57	13.83	2.07	13.80	2.27
23	14.36	14.12	1.70	14.15	1.49	14.08	1.93	14.06	2.11
24	14.56	14.32	1.68	14.30	1.82	14.23	2.26	14.20	2.48
25	14.66	14.39	1.84	14.41	1.68	14.32	2.34	14.28	2.56
26	14.75	14.48	1.80	14.53	1.52	14.44	2.07	14.41	2.28
平均相对误差值/%			1.76		1.62		2.13		2.34

通过对 B01 监测点在不同组合流程的预测效果对比, 验证了分步优化组合能逐步提高预测精度, 不仅验证了各组合步骤的有效性, 也初步验证了该文优化组合预测思路的合理性。

2.2.2 剩余三个监测点的预测效果

在 B01 监测点的预测结果分析基础上, 再对其余三个监测点进行沉降变形预测, 以进一步论证预测模型的有效性; 经统计, 得三个监测点的预测结果见表 6。B10 监测点、B14 监测点和 B18 监测点的预测效果相当, 三者的平均相对误差值间于 1.56%~1.65%, 与 B01 监测点的预测效果相当, 充分说明该文组合预测思路具有较优的预测效果, 适用于基

坑沉降预测。

2.2.3 预测模型的优越性验证

为进一步佐证组合预测思路的优越性, 再通过传统 BP 神经网络模型、支持向量机模型对 4 个监测点进行类似预测, 并以平均相对误差为评价指标, 进行不同预测模型的优越性对比, 经统计, 得各预测模型的结果, 见表 7。不同预测模型的预测效果是不同的, 在相应监测点条件下, 传统 BP 神经网络模型和支持向量机模型的平均相对误差值相差不大, 即具有相近的预测效果, 但两者均明显大于组合预测模型的平均相对误差值, 说明组合预测思路相较传统预测模型的预测效果更优。

表 6 剩余 3 个监测点的预测结果
Table 6 Prediction results of the remaining three monitoring points

监测周 期/期	B10			B14			B18		
	沉降变 形值/mm	预测值 C/mm	相对误 差/%	沉降变 形值/mm	预测值 C/mm	相对误 差/%	沉降变 形值/mm	预测值 C/mm	相对误 差/%
22	14.81	14.55	1.74	15.11	14.86	1.67	15.13	14.87	1.70
23	14.94	14.70	1.59	15.29	15.04	1.64	15.62	15.37	1.60
24	15.27	15.02	1.61	15.57	15.35	1.44	15.80	15.55	1.56
25	15.31	15.07	1.59	15.65	15.42	1.50	16.07	15.82	1.54
26	15.38	15.12	1.71	15.69	15.45	1.53	16.54	16.28	1.60
平均相对误差值/%		1.65			1.56			1.60	

表 7 不同模型预测结果的相对误差均值

Table 7 Mean relative error of prediction results of different models

预测模型	BP 神经网络	支持向量机	组合预测
B01	3.74	3.61	1.62
B10	3.82	3.59	1.65
B14	3.77	3.71	1.56
B18	3.68	3.74	1.60

3 结论

通过对基坑沉降变形的优化组合预测分析, 主要得出如下结论:

(1) 针对传统组合预测中的不足, 通过对应的优化处理, 能有效提高其预测精度, 如通过引入考虑相邻监测点对预测监测点, 能一定程度上提高预测效果; 同时, 组合模型所得预测结果的平均相对误差均在 1.60% 左右, 预测精度较高, 验证其在基坑沉降变形预测中的适用性较强。

(2) 通过组合模型与传统预测模型的预测结果对比, 得出前者的平均相对误差值要明显小于后者的平均相对误差值, 说明组合模型相较传统预测模型的优越性明显。

参 考 文 献

- [1] 田梦娜. 小波去噪的回归-BP 组合模型在深基坑变形监测中的应用研究 [D]. 青岛: 山东科技大学, 2020.
- [2] 王飞. 基于局部均值分解和 PSO-RVM-ARIMA 模型的基坑变形预测研究 [J]. 河南科学, 2021, 39 (10): 1649-1654.
- [3] 方筠, 庞旭卿. 考虑数据去噪分解的滑坡位移组合预测研究 [J]. 中国安全生产科学技术, 2022, 18 (3): 168-174.
- [4] 贾哲, 郭庆军, 郝倩雯. 基于 Elman-马尔科夫模型的深基坑

变形预测 [J]. 人民长江, 2019, 50 (1): 202-206, 219.

- [5] 王娟, 王兴科. 软土地区基坑侧位移变形预警及预测研究 [J]. 长江科学院院报, 2021, 38 (8): 1-7.
- [6] 陈家骥, 华建兵, 段园煜, 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.
- [7] 李秋全. 改进组合预测模型在铁路隧道变形预测中的应用 [J]. 长江科学院院报, 2018, 35 (11): 63-68.
- [8] 曹文贵, 谭涛. 考虑数据异常及新旧程度影响有界性的地基沉降预测方法 [J]. 湖南大学学报 (自然科学版), 2020, 47 (3): 37-43.
- [9] 苗兰弟, 任庆国. 考虑随机误差的软土基坑沉降趋势分析及预测 [J]. 中国安全生产科学技术, 2021, 17 (6): 111-116.
- [10] 王飞. 基坑变形组合预测分析及安全性评价 [J]. 隧道建设 (中英文), 2019, 39 (2): 204-210.
- [11] 曹文贵, 印鹏, 贺敏, 等. 基于数据新旧程度和预测取值区间调整的沉降组合预测方法 [J]. 岩土力学, 2017, 38 (2): 534-540.
- [12] 曹文贵, 印鹏, 贺敏, 等. 考虑实测数据新旧程度的工后沉降单项模型预测方法 [J]. 水文地质工程地质, 2015, 42 (6): 65-70.
- [13] 袁志明, 李沛鸿, 刘小生. 顾及邻近点的改进 PSO-SVM 模型在基坑沉降预测的应用研究 [J]. 大地测量与地球动力学, 2021, 41 (3): 313-318.
- [14] 朱靓. 基于 MF-DFA 法和 PSO-ELM 模型的基坑变形规律研究 [J]. 长江科学院院报, 2019, 36 (3): 53-58.
- [15] 周永胜. 多阶段递进式预测模型在基坑变形中的应用研究 [J]. 长江科学院院报, 2017, 34 (8): 47-51.
- [16] 刘小生, 秦志强. 基于相空间重构的 GA-SVR 组合模型边坡位移预测研究 [J]. 大地测量与地球动力学, 2017, 37 (10): 1024-1028.