

基于 PSO - BP 神经网络的基坑周边 地面沉降预测方法研究

陈 晨¹, 靳成才¹, 赵富章², 潘栋彬¹, 朱 颖¹

(1. 吉林大学建设工程学院, 吉林 长春 130026; 2. 中国建筑东北设计研究院有限公司, 辽宁 沈阳 110006)

摘要: 基坑工程施工过程中的周边地面沉降直接关系到周围建筑物的安全, 本文根据上海前滩地区某基坑工程的历史监测数据、施工工况和周边地层参数等多源数据对基坑周边地面沉降进行监测和预测。以 PSO - BP 神经网络为基础, 通过将基于时序和基于沉降影响因素的网络模型对比发现: 二者预测结果误差较小且基于时序的神经网络预测精度更高, 说明利用 PSO - BP 神经网络能够很好地对基坑周边地面沉降进行分析与预测。为了综合考虑时间效应和空间效应的影响, 在基于沉降影响因素的预测模型的基础上加入历史监测数据作为模型输入层进行优化, 结果表明: 优化后的 PSO - BP 神经网络模型具有更小的相对误差范围和更高的预测精度, 在基坑周边地面沉降预测中有很好的应用前景。

关键词: PSO - BP 神经网络; 基坑工程; 地面沉降; 时序; 沉降影响因素

中图分类号: TU433 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-7428(2018)12-0047-06

Study on the Prediction Methods of Ground Settlement Surrounding the Foundation Pit Based on PSO - BP Neural Network/CHEN Chen¹, JIN Cheng-cai¹, ZHAO Fu-zhang², PAN Dong-bin¹, ZHU Ying¹ (1. College of Construction Engineering, Jilin University, Changchun Jilin 130026, China; 2. China Northeast Architectural Design and Research Institute Co., Ltd., Shenyang Liaoning 110006, China)

Abstract: The surrounding ground settlement in the process of the foundation pit construction is directly related to the safety of the surrounding buildings. In this paper, the ground settlement surrounding the foundation pit was monitored and predicted according to the historical monitoring data, the construction conditions and the surrounding stratum parameters of a foundation pit project in Qiantan district of Shanghai. Based on PSO - BP neural network, this paper compares the network model based on the time series with that based on the settlement influencing factors. It is found that the prediction error of these 2 models is small and the prediction precision of neural network based on the time series is higher, which means that PSO - BP neural network can be used to analyze and predict the ground settlement surrounding the foundation pit. In order to comprehensively consider the time effect and space effect, the historical monitoring data is added as the input layer of prediction model for optimization on the basis of prediction model of settlement influencing factors. The results show that the optimized PSO - BP neural network model has a smaller relative error range and a higher prediction precision, and it has good application prospect in the prediction of ground settlement surrounding the foundation pit.

Key words: PSO - BP neural network; foundation pit engineering; ground settlement; time series; influence factors of settlement

0 引言

随着我国城市地下空间建设的快速发展, 基坑的开挖面积与深度正在逐渐增加, 基坑周边土体在基坑的开挖过程中发生沉降, 地面沉降变形将对

基坑周边建筑物、地下构筑物 and 管线的安全性造成较大影响^[1-2]。图 1 展示了基坑开挖导致地层变形后引起地面不均匀沉降, 从而导致相邻构筑物受到损坏的现象。

收稿日期: 2018-05-28

基金项目: 吉林省省校共建计划专项“油页岩地下原位开发利用示范工程”(编号: SF2017-5-1)

作者简介: 陈晨, 男, 汉族, 1965 年生, 教授, 博士生导师, 从事岩土工程钻凿技术、基础工程设计与施工与计算机模拟研究, 吉林省长春市朝阳区西民主大街 938 号, chenchen@jlu.edu.cn。

通信作者: 赵富章, 男, 满族, 1992 年生, 从事基础工程设计与施工与神经网络研究, 辽宁省沈阳市和平区南堤西路 905 号, 18744015435@163.com。

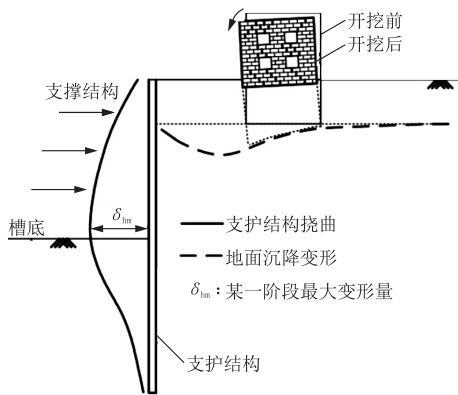


图1 基坑开挖后周边建筑物的变形行为

基坑周边地面沉降受多种因素共同影响,变形监测数据呈现出非线性的特征^[3],因此采用非线性映射能力强的变形监测模型来进行基坑周边地面沉降分析与预测对保证基坑周边建筑物安全性有重要意义^[4-5]。目前已有部分学者运用神经网络对基坑支护结构变形或基坑底部沉降进行预测,但对由基坑开挖而引起的周边地层沉降预测研究基本处于空白阶段,本文选取粒子群算法优化的BP神经网络建立了基坑周边地面沉降预测模型,分别采用地面沉降历史监测数据和主要变形影响因素作为预测模型的输入值,建立了基于时序和基于沉降影响因素的两种神经网络模型,并在基于沉降影响因素的网络模型的基础上加入历史监测数据作为模型输入层进行神经网络模型优化,建立了综合考虑时间效应和空间效应的组合预测模型,并对3种神经网络预测模型的预测结果进行了分析比较。

1 PSO-BP神经网络

1.1 BP神经网络简介

BP(Back Propagation)神经网络是由Rumelhart和McClelland等学者在1986年提出的一种多层前馈网络^[6],其训练方法为图2所示的误差反向传播算法。BP神经网络的优点是结构简单且非线性拟合能力好,已在工程领域得到了广泛应用,但其试算过程复杂,对初始权重敏感,网络往往具有不可重现性^[7]。

1.2 PSO-BP神经网络模型设计

粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是学者Kennedy和Eberhart于1995年根据鸟群在飞行过程中整体不会产生混乱的现象而提出的算法^[8],这种算法具有设置参数少、结构简单、无需

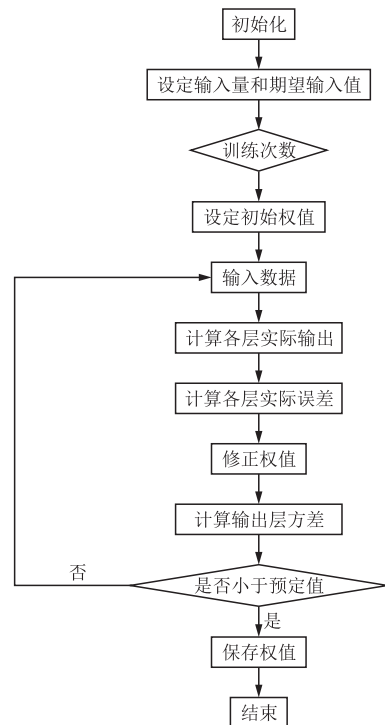


图2 误差反向传播算法流程

梯度信息和鲁棒性良好的特点。本文以粒子群算法中的快速寻优方式代替原有BP神经网络梯度下降训练法^[9]从而形成PSO-BP神经网络,具体过程如下:

(1)设置BP神经网络初始结构。

(2)在粒子数为 N 的可解 D 维空间中,第 i 个粒子在寻优历史轨迹找到的适应度值最优位置被称作个体极值 P_p , $P_p = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iD})^T$, $i = 1, 2, \dots, N$;将空间中 N 个粒子寻到的最优位置集合起来称为全局极值 P_g , $P_g = (P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gD})^T$,粒子会在搜寻到这两个最优值后对自己的速度和位置通过公式(1)和(2)的方式进行更新^[10-11]:

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) \quad (1)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (2)$$

式中: $d = 1, 2, \dots, D$, $i = 1, 2, \dots, N$; c_1, c_2 ——学习因子,本文取 $c_1 = c_2 = 1.494$; r_1, r_2 —— $[0, 1]$ 的随机数; k ——当前迭代次数; V_{id} ——第 i 个粒子进行第 K 次迭代时的第 d 维速度; ω ——惯性权重,能够以防止计算过程陷入局部最优为目的调节粒子当前速度,根据收敛效果较好的ClercPSO模型 ω 取 0.792 ^[12]。

网络模型的种群粒子数被设置为20,所有粒子维数均为2,算法迭代进化共计50次。

(3)神经网络的预测输出与期望输出的均方误差作为粒子的适应度函数。比较适应度和 P_p 与 P_g 直至全局最优的适应度值小于设定值或最大迭代次数时训练结束。

2 基于时序的 PSO - BP 神经网络模型

2.1 工程概况

项目位于上海市浦东新区,属滨海平原类型地貌,施工区域总面积为 2.83 km^2 。本工程通过 GPS 监测技术对基坑周边地面沉降进行监测,将 122 个编号为 C1~C122 的监测断面布置于施工区域周边,断面间距为 $80\sim 100 \text{ m}$,每个监测断面布置 3 个

监测点,共布置监测点 366 个。本文选取施工区域内某基坑作为研究对象,基坑面积 2947 m^2 ,周长 252 m ,设计深度 7.10 m 。基坑采用内侧设置 $2\text{O}700 \text{ mm}$ 水泥土搅拌桩形成帷幕的方式进行支护,地层主要由人工填土、粉质粘土、粘质粉土、淤泥质粘土组成,地下水稳定水位埋深 $0.50\sim 1.20 \text{ m}$,局部存在浜填土及明塘。自 2016 年 5 月 23 日起开始对基坑周边的路面进行沉降监测,监测频率约为 7 d 一次,C62 断面和 C63 断面的累计沉降监测值如图 3 所示。本文选取具有代表性的 C62-2 监测点和 C63-2 监测点监测数据,采用基于 PSO - BP 的神经网络模型对地面沉降量进行预测。

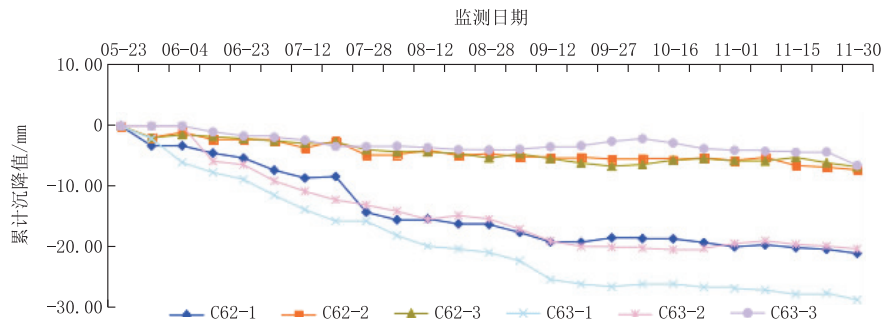


图 3 C62、C63 监测断面累计沉降曲线

2.2 神经网络模型建立

基于时序的 PSO - BP 神经网络模型参数的选取原则为在保证模型预测精度的同时使网络的结构尽量简单以免计算速度缓慢^[13]。随着时间的推移,基坑开挖后周边地面沉降量逐渐增大,其主要原因是基坑周边土体的应力释放会在开挖过程中产生变化,因此推断连续的时间序列与基坑周边地面随时序所产生的沉降量数据间存在一定的相关性,可依据历史数据之间的内在规律性对沉降量进行预测^[14-15]。本文将施工过程中得到的某一时间段内沉降量监测数据记为序列 $S(1), S(2), \dots, S(n)$, 这一时间段之后的沉降监测数据序列记为 $S(n+1), S(n+2), \dots$ 。在序列 $S(1), S(2), \dots, S(n)$ 中,选取 m 次监测数据作为神经网络的输入向量来构造训练样本,并将第 $m+1$ 个时间点的监测数据 $S(m+1)$ 作为网络模型输出值,共组建出 $n-m$ 组训练样本与预测目标值并进行训练,再将 $S(n-m+1), S(n-m+2), \dots, S(n)$ 序列输入到已经训练好的 PSO - BP 神经网络模型即可计算出 $S(n+1)$ 的预测值。

基于时序的 PSO - BP 神经网络模型在输入层

节点数 m 取 10 时,能够保证预测精度较高且所需计算量较少。神经网络的初始结构中隐含层个数和节点数对网络性能有较大影响,通过对一个隐含层和两个隐含层不同节点训练时间和计算结果的对比分析,单隐含层的预测精度能满足要求,而且训练时间更短,隐含层节点为 11 时效果最好,故本文的 PSO - BP 模型选择如图 4 所示的 10 - 11 - 1 的网络结构。

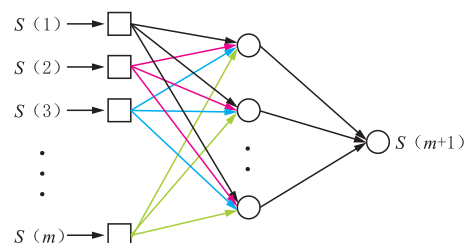


图 4 基于时序的 PSO - BP 神经网络结构

2.3 预测结果分析

网络模型选择 C62-2 与 C63-2 监测点 5 月 23 日 - 8 月 28 日地面沉降数据进行训练,训练结束后得出神经网络模型后根据上文所述方法对 9 月 5 日 - 11 月 1 日的累计地面沉降量进行预测。运用基于

时序的 PSO - BP 神经网络模型得出的预测误差以及 预测值和实际值的对比结果如表 1 和图 5 所示。

表 1 C62-2 与 C63-2 监测点沉降预测结果

监测日期	C62-2 监测点				C63-2 监测点			
	实测值/mm	预测值/mm	残差/mm	相对误差/%	实测值/mm	预测值/mm	残差/mm	相对误差/%
2016-09-05	-5.05	-4.68	0.37	-7.32	-16.90	-17.51	-0.61	3.61
2016-09-12	-5.25	-5.36	-0.11	2.10	-18.84	-18.05	0.79	-4.19
2016-09-19	-5.11	-5.65	-0.54	10.57	-19.74	-21.38	-1.64	8.31
2016-09-27	-5.41	-5.28	0.13	-2.40	-19.86	-19.12	0.74	3.73
2016-10-08	-5.32	-5.26	0.06	-1.13	-20.02	-21.32	-1.30	6.49
2016-10-16	-5.55	-5.31	0.24	-4.32	-20.26	-19.18	1.08	-5.33
2016-10-24	-5.21	-5.19	0.02	-0.39	-20.04	-20.16	-0.12	0.60
2016-11-01	-5.65	-5.36	0.29	-5.13	-19.26	-18.72	0.54	-2.80
MRE/%		3.73				4.38		

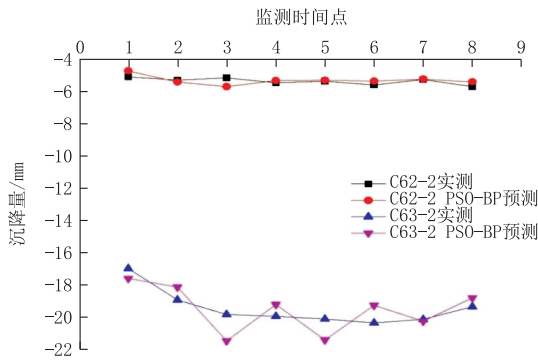


图 5 基于时序的 PSO - BP 预测方法预测值与实测值对比

由图 5 可知,对于 C62-2 监测点,预测值相对误差范围为 -7.32%~10.57%,平均相对误差为 3.72%,残差绝对值均小于 0.5 mm。对于 C63-2 监测点,预测值相对误差范围为 -5.33%~8.31%,平均相对误差为 4.38%,残差绝对值均值为 0.8 mm 左右。整体上预测精度较高,相对误差波动较小,因此基于时序的 PSO - BP 神经网络模型能满足实际基坑工程中对周边地面沉降预测的要求。

3 基于沉降影响因素的 PSO - BP 神经网络模型

3.1 神经网络模型建立

基坑周边地面沉降变形的影响因素如图 6 所示,其中每种因素都具有影响程度不确定性强的特点^[16-17],传统方法往往难以基于这些因素对沉降变形进行准确预测,而基于沉降影响因素的 PSO - BP 神经网络模型以其非线性拟合能力强的特点为预测提供了可行方案。

本文采用开挖过程中某一阶段开挖面以上地层内摩擦角 φ 、土体粘聚力 c 、土体重度 γ 、地层渗透系数 k 的加权平均值以及基坑实时开挖深度 h 、监测点与基坑槽边的距离 d 共计 6 项影响因素作神经网络

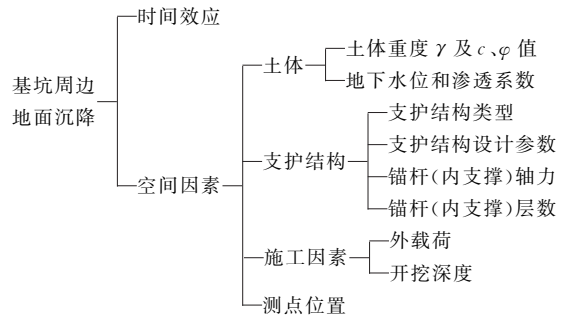


图 6 基坑周边地面沉降影响因素

输入层,并将这一阶段的沉降量实测值作为神经网络预测目标进行训练,隐含层节点数同上,网络模型选择如图 7 所示的 6-11-1 的网络结构。

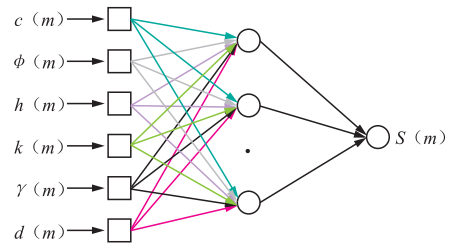


图 7 基于沉降影响因素的 PSO - BP 神经网络结构

3.2 预测结果分析

网络模型选择 C62-2 与 C63-2 监测点 5 月 23 日-8 月 28 日共计 12 组地面沉降数据进行训练,训练样本中沉降影响因素如表 2 所示,根据训练结束后得出的基于沉降影响因素的 PSO - BP 神经网络模型和本文 3.1 节所述方法对 9 月 5 日-11 月 1 日的累计地面沉降量进行预测,整个周期内包括了开挖前、开挖和基坑施工后 3 种工况。

根据图 8 的预测结果可知,对于 C62-2 监测点,基于沉降影响因素的 PSO - BP 网络模型的预测值相对误差范围为 -10.89%~9.91%,平均相对

表 2 基于沉降影响因素的神经网络训练样本

监测次数	$c/$ kPa	$\varphi/$ ($^{\circ}$)	$d/$ m	$k/(cm \cdot s^{-1})$	$\gamma/(kN \cdot m^{-3})$	监测点距离 d/m	
						C62-2	C63-2
1	8.00	9.0	0.50	3.0E-07	18.0	16.5	25.0
2	8.00	9.0	1.50	3.0E-07	18.0	16.5	25.0
3	10.20	10.4	1.85	1.0E-06	18.1	16.5	25.0
4	12.80	12.0	2.50	1.8E-06	18.1	16.5	25.0
5	12.80	12.0	2.50	1.8E-06	18.1	16.5	25.0
6	14.78	13.2	3.45	2.4E-06	18.2	16.5	25.0
7	14.78	13.2	3.45	2.4E-06	18.2	16.5	25.0
8	14.78	13.2	3.45	2.4E-06	18.2	16.5	25.0
9	14.20	14.3	4.50	2.0E-06	18.1	16.5	25.0
10	14.20	14.3	4.50	2.0E-06	18.1	16.5	25.0
11	13.62	15.0	5.50	1.7E-06	18.0	16.5	25.0
12	13.62	15.0	5.50	1.7E-06	18.0	16.5	25.0

误差为 6.87%，对于 C63-2 监测点，相对误差范围为 -14.08%~6.39%，平均相对误差为 6.06%。基于沉降影响因素的 PSO-BP 网络模型的预测值在可以接受的范围之内，对于基坑变形的动态预测来说满足要求，也说明影响变形的参数选取比较合理。但是相较于基于时序的神经网络模型，该模型所得出的各点预测值相对于监测值的波动较大，虽然输入层节点数较少，但模型所需参数类型和数值更多，需获取完整的现场勘察资料才能运用该模型进行预测。

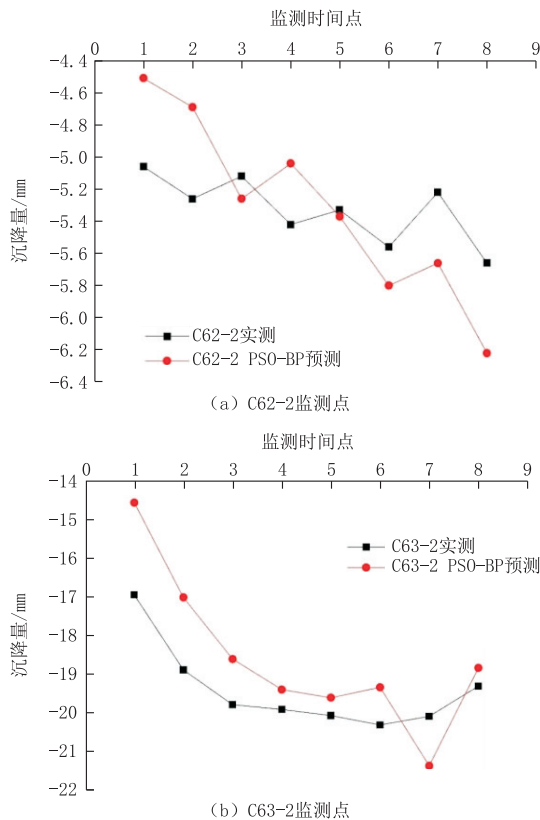


图 8 C62-2 与 C63-2 监测点预测值与实测值对比

3.3 神经网络模型优化设计

PSO-BP 神经网络模型的优化设计是指在基于沉降影响因素的网络模型的基础上，将历史沉降数据填充到输入层中，形成监测数据、施工工况和周边地层参数等多源数据作为输入值的预测模型。神经网络优化模型的输入参数如图 9 所示，图中 y_1 、 y_2 、 y_3 代表预测目标前 3 个监测时间点的地面沉降数据，模型选择 9-11-1 的网络结构。

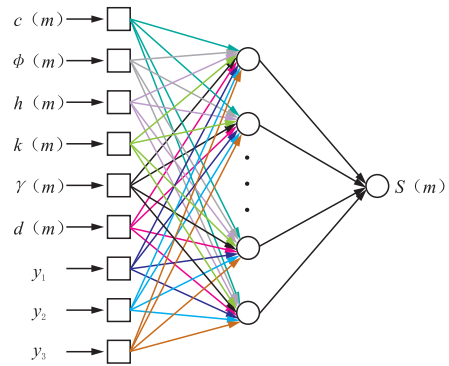


图 9 PSO-BP 神经网络优化模型结构

由图 10 预测结果可知，对于 C62-2 沉降监测点 PSO-BP 优化模型预测值相对误差范围为 -7.43%~6.995%，平均相对误差为 3.96%。与基于沉降影响因素的预测模型相较之下，优化模型的平均相对误差降低了 2.89%，其预测值与实际值的逼近效果更好，相比于基于时序的预测模型，二者平均相对误差十分接近，但优化模型的相对误差范围更小，说明其预测结果更稳定。

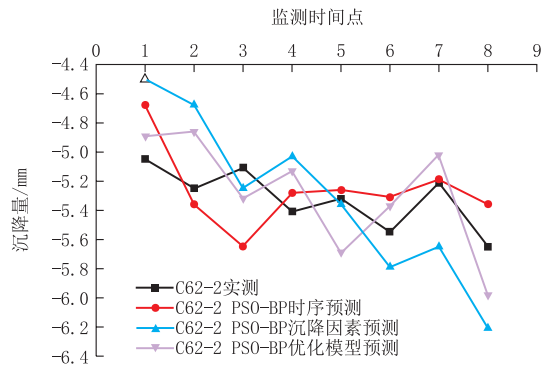


图 10 C62-2 监测点 3 种模型预测值与实测值对比

由图 11 预测结果可知，对于 C63-2 沉降监测点 PSO-BP 优化模型预测值相对误差范围为 -7.22%~4.80%，平均相对误差为 3.98%，其相对误差比基于时序和基于沉降影响因素的预测模型分别降低了 0.40%和 2.08%，且误差波动更小，说明

PSO-BP 优化模型的预测结果精度更高且预测结果更加稳定。与 PSO-BP 优化网络模型相比,虽然采用基于时序和基于沉降影响因素模型能满足工程需要,而且可以简化网络结构,减少训练时间,但是优化后的网络模型以其准确性和实时性对复杂的基坑周边地面沉降控制具有更大的优越性。

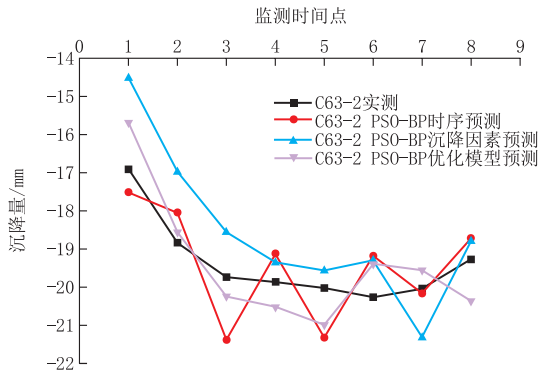


图 11 C63-2 监测点 3 种模型预测值与实测值对比图

4 结论

(1) 本文对基于时间序列以及沉降影响因素的粒子群算法优化 BP 神经网络模型进行了计算原理、预测步骤和模型结构的详细说明。选取上海前滩某基坑工程周边地面沉降监测数据建立了基于 PSO-BP 神经网络的预测模型,对基坑开挖后的周围地面沉降进行预测。C62-2 与 C63-2 监测点基于时序的 PSO-BP 神经网络模型预测值平均相对误差分别为 3.72% 和 4.38%,基于沉降影响因素的 PSO-BP 神经网络模型预测值平均相对误差分别为 6.87% 和 6.06%。基于时序的神经网络具有更高的精度且二者预测误差均较小,表明 PSO-BP 神经网络能够很好地对基坑周边地面沉降进行分析与预测。

(2) 基于沉降影响因素的 PSO-BP 神经网络模型预测结果可信度较高,证明模型中“开挖面以上地层内摩擦角、土体粘聚力、土体重度、地层渗透系数、基坑实时开挖深度和监测点与基坑槽边的距离”六项影响因素的选取比较合理,对施工过程中避免基坑周边地面沉降量过大起到指导作用。

(3) 为了综合考虑时间效应和空间效应对于预测结果的影响,将历史监测数据加入到基于沉降影响因素的预测模型中进行神经网络优化,并采用优化后的模型进行预测分析。对于 C62-2 监测点优

化模型预测值平均相对误差为 3.96%,对于 C63-2 监测点预测值平均相对误差为 3.98%,且相对误差范围相比于基于时序与基于沉降影响因素的 PSO-BP 网络模型均有减小,说明其预测结果更加稳定,预测值和实际值的逼近效果更好,其预测结果更能满足工程需求。

参考文献:

- [1] Ping Xu, Yuewang Han, Honghai Duan, et al. Environmental Effects Induced by Deep Subway Foundation Pit Excavation in Yellow River Alluvial Landforms[J]. Geotechnical and Geological Engineering, 2015, 33: 1587-1594.
- [2] 龚晓南, 宋二祥, 郭红仙, 等. 基坑工程实例[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2010.
- [3] PB Attwell. Soil movement induced by tunneling and their effects on pipe line sand structures[M]. Blackie: Chapman and Hall, 1986: 20-46.
- [4] 曹祖宝. 人工神经网络方法在基坑变形预测中的应用研究[J]. 探矿工程(岩土钻掘工程), 2008, 35(5): 38-40, 43.
- [5] 赵富章. 上海某基坑工程周边地面沉降监测及预测模型研究[D]. 吉林长春: 吉林大学, 2017.
- [6] RUMELHART D, DAVID E, MCCLELLAND J, et al. Parallel distributed processing: explorations in the microstructure of cognition: psychological and biological models[M]. Cambridge: MIT press, 1986.
- [7] 董青青, 梁小丛. 基于优化的 BP 神经网络地层可钻性预测模型[J]. 探矿工程(岩土钻掘工程), 2012, 39(11): 26-28.
- [8] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks[C]// Perth: Neural Networks, 1995, 4(8): 1942-1948.
- [9] 苏自武, 杨甘生, 陈礼仪. 利用神经网络原理对钻井中钻速的预测[J]. 探矿工程(岩土钻掘工程), 2005, 32(1): 48-50.
- [10] 李钰曼. 改进的 PSO-RBF 神经网络在复杂工业过程中的应用[D]. 河北石家庄: 河北科技大学, 2018.
- [11] 王新, 侯风艳. 基于改进的 PSO-BP 神经网络的无刷直流电机控制[J]. 电子测量技术, 2017, 40(2): 10-14.
- [12] Clerc M. The swarm and the queen: towards a deterministic and adaptive particle swarm optimization[C]// Proc. 1999 Congress on Evolutionary Computation, Washington, DC, pp 1951-1957. Piscataway, NJ: IEEE Service Center.
- [13] 史峰, 王小川, 郁磊, 等. MATLAB 神经网络 30 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2010: 1-18.
- [14] 刘燕, 刘国彬, 孙晓玲, 等. 考虑时空效应的软土地区深基坑变形分析[J]. 岩土工程学报, 2006, (S1): 1433-1436.
- [15] 杨林松. 基坑施工引起坑周土体应力与位移场变化特征研究[D]. 上海: 同济大学, 2007.
- [16] 姜晨光, 范好政, 盖玉松. 基坑工程周边地面沉降规律的初步分析[J]. 探矿工程, 2002, (6): 5-6.
- [17] 胡仁兵. 深基坑周边建筑物沉降预测分析[D]. 甘肃兰州: 兰州交通大学, 2009.