

文章编号: 1674—8247(2024)04—001—07

DOI:10.12098/j.issn.1674-8247.2024.04.001

# 基于人工蜂群优化小波神经网络的深基坑开挖 对既有盾构隧道变形的预测分析

张亚辉<sup>1,3</sup> 彭立飞<sup>2</sup> 刘凯<sup>2</sup> 徐强<sup>3,4</sup> 樊浩博<sup>3,4</sup>

(1. 河北城乡建设学校, 石家庄 050030; 2. 济南轨道交通集团第一运营有限公司, 济南 250300;  
3. 石家庄铁道大学道路与铁道工程安全保障教育部重点实验室, 石家庄 050043; 4. 石家庄铁道大学, 石家庄 050043)

**摘要:**小波神经网络在对数据预测方面存在收敛速度慢、极易陷入局部最优的缺陷,人工蜂群算法全局寻优能力强、收敛速度快,但其本身也存在寻找到最优解时速度变慢以及后期寻优能力弱的缺点。本文利用人工蜂群算法对小波神经网络进行优化,建立 ABC-WNN 分析模型,并依托基坑工程实例,对基坑开挖引起的盾构隧道变形量进行预测分析,并将结果与单一的 BP 神经网络模型、WNN 模型进行均方差以及平均绝对误差对比。结果表明:(1)ABC-WNN 模型预测值与实际工程数据拟合程度高,相对误差最大仅为  $2.41 \times 10^{-5}$ ,表明该模型预测功能较为可靠;(2)ABC-WNN 的各项统计学特征均为最低,分别为 0.557 和 0.563,人工蜂群优化后的小波神经网络模型对变形量预测精度更高、计算稳定性更好、收敛速度更快。研究成果可为类似工程的盾构隧道变形预测提供一种新途径。

**关键词:**盾构隧道;变形预测;人工蜂群;深基坑;小波神经网络

中图分类号:U455.43 文献标志码:A

## Prediction Analysis of Existing Shield Tunnel Deformation Induced by Deep Excavation Using Artificial Bee Colony Optimized Wavelet Neural Network

ZHANG Yahui<sup>1,3</sup> PENG Lifei<sup>2</sup> LIU Kai<sup>2</sup> XU Qiang<sup>3,4</sup> FAN Haobo<sup>3,4</sup>

(1. Hebei Urban and Rural Construction School, Shijiazhuang 050030, China;  
2. The First Operation Co., Ltd. of Jinan Rail Transit Group Co., Ltd., Jinan 250300, China;  
3. Key Laboratory of Roads and Railway Engineering Safety Control of Ministry of Education, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China; 4. Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

**Abstract:** Wavelet neural networks (WNNs) possess inherent drawbacks in data prediction, such as slow convergence and susceptibility to local optima. Conversely, artificial bee colony (ABC) algorithms exhibit strong global search capability and fast convergence, albeit with a tendency to slow down when approaching optimal solutions and weaker exploration ability in later stages. This study employed the ABC algorithm to optimize a WNN, and constructed an ABC-WNN analytical model. With the excavation of foundation pit as the case for study, the model was utilized to predict deformation induced by deep excavation in an existing shield tunnel. Predictions were then compared against those from

收稿日期:2023-04-13

作者简介:张亚辉(1989-),男,副教授。

基金项目:国家自然科学基金青年基金资助项目(52108378);河北省自然科学基金资助项目(E2020210068);青年人才托举工程(2021QNRC001)

引文格式:张亚辉,彭立飞,刘凯,等. 基于人工蜂群优化小波神经网络的深基坑开挖对既有盾构隧道变形的预测分析[J]. 高速铁路技术, 2024, 15(4):1-7.

ZHANG Yahui, PENG Lifei, LIU Kai, et al. Prediction Analysis of Existing Shield Tunnel Deformation Induced by Deep Excavation Using Artificial Bee Colony Optimized Wavelet Neural Network[J]. High Speed Railway Technology, 2024, 15(4):1-7.

standalone BP neural network and WNN models in terms of mean squared error and average absolute error. The results reveal that: (1) The ABC-WNN model exhibits high goodness-of-fit with actual engineering data, with a maximum relative error of merely  $2.41 \times 10^{-5}$ , indicating reliable predictive capability. (2) Statistical characteristics of the ABC-WNN model are the lowest, specifically with values of 0.557 and 0.563, signifying that the ABC-optimized wavelet neural network model provides higher prediction accuracy, improved computational stability, and faster convergence for tunnel deformation quantification. These findings offer a novel approach for predicting shield tunnel deformation in analogous engineering contexts.

**Key words:** shield tunnel; deformation prediction; artificial bee colony; deep excavation; wavelet neural network

近年来,随着轨道交通的快速发展,盾构隧道与其他工程相互紧邻的问题大量涌现,既有盾构隧道的周边新建深基坑工程逐年增多。基坑的开挖势必会对紧邻的盾构区间隧道产生不利的影响,若处置不当,变形超过规范要求,可能会导致安全事故<sup>[1]</sup>。在深基坑的施工过程中,能否确保紧邻盾构隧道产生的差异性沉降控制在合理范围内,是衡量基坑工程质量优劣的关键。因此,需要对基坑开挖引起的盾构隧道变形进行科学性的预测分析。

隧道变形(尤其是周边其他建筑物施工所引起的衬砌变形)受到多种因素的影响,其影响具有复杂性、可变性的特点,且变形数据具有非线性、多元性等特点,对隧道衬砌的变形量预测难度较大<sup>[2-3]</sup>。在工程实际中,对建筑物的变形预测主要包括经验法、回归分析法、灰色动态模型(GM)、人工神经网络、卡尔曼滤波模型、傅里叶变换等<sup>[4-7]</sup>。传统分析方法需要建立较为成熟的力学模型、设置各因素的岩土体参数,背离了实际情况中岩土体的非均质、各向异性的特征,预测结果偏差严重。相比之下,近年来兴起的人工神经网络模型,则具有良好的自适应、自组织与自学习能力,克服了传统预测方法的局限性,对非线性特性有良好的映射能力,从而能够更为准确和充分地对已有数据进行挖掘,对于多因素耦合下的深基坑开挖引起的既有盾构隧道变形具有强大的求解能力。

近年来,学者在已有的算法与预测模型的基础上,提出了多种组合式预测模型,使得在复杂工程条件下进行数据预测的精度逐年提高。范思遐<sup>[8]</sup>等针对粒子群算法易早熟且在算法后期易在全局最优解附近产生振荡现象,提出一种自适应调整惯性权重的优化粒子群算法;龙熙华<sup>[9]</sup>等在BP神经网络分析的基础上提出了ANP-BP模型,并与遗传算法和粒子群算法优化BP神经网络进行了对比试验分析;谭衢霖<sup>[10]</sup>建立了改进的BP神经网络、辅助式WNN(小波神经网络)模型、嵌入式WNN模型3种变形预测

网络模型,取得了比BP模型更好的预测效果;赵凤阳<sup>[11]</sup>利用小波神经网络分析预测隧道施工中的地表沉降量,并在预测中考虑了地表平均压力等多种外界因素对地表沉降的影响,提高了函数的逼真性能,并减小了估计误差。

上述文献中的小波神经网络比BP神经网络收敛速度快,逼近最优解的能力更直接,但无法做到全局搜索,也无法保证预测数据的稳定性。人工蜂群算法(Artificial Bee Colony Algorithm, ABC)操作简便、模型参数设置简单、收敛速度快、精度高,可以做到在迭代中的全局与局部的搜索<sup>[12]</sup>。基于此,本文利用人工蜂群算法优化小波神经网络的初始权值和阈值,构建人工蜂群小波神经网络模型预测实际工程变形量,并与实际监测量进行对比,分析人工蜂群小波神经网络模型的预测精度。

## 1 人工蜂群优化小波神经网络

### 1.1 小波神经网络

小波神经网络(Wavelet Neural Network, WNN)是一种将小波分析和神经网络相结合的新型神经网络,其网络结构与BP模型相似,区别在于隐含层神经元的激励函数不同,BP神经网络采用的是Sigmoid函数,而小波神经网络则是小波基函数。大量研究表明,一个非线性映射问题可以通过3层前馈网络以任意的精度来逼近<sup>[13]</sup>。小波神经网络结构如图1所示。

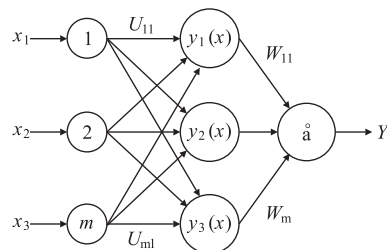


图1 小波神经网络结构图

$Y$ 表示小波神经网络中的输出期望值,其计算公

式表示为:

$$Y = \sum_{n=1}^L W_n \Psi\left(\frac{x - b_n}{a_n}\right) \quad (1)$$

式中:  $Y$ ——小波神经网络中的输出期望值;

$W_n$ ——第  $n$  个隐含层节点所输出的期望值;

$x$ ——小波神经网络中的当前解;

$b_n$ ——小波基函数平移因子;

$a_n$ ——小波基函数伸缩因子。

此时,若令  $h_n$  表示第  $n$  个隐含层节点输入值,则

$$h_n = \sum_{m=1}^t U_{nm} X_m \quad (2)$$

式中:  $U_{nm}$ ——第  $n$  个小波基单元与第  $m$  个输入值之间的权重;

$X_m$ ——输入样本  $[x_1, x_2, x_3, \dots, x_m]$ 。

因此,式(1)变形为式(3):

$$Y = \sum_{n=1}^L W_n \Psi\left(\frac{h_n = \sum_{m=1}^t U_{nm} X_m - b_n}{a_n}\right) \quad (3)$$

假设样本数据为  $[x_t, y_t]$  ( $x_t \in R, y_t \in R, t = 1, 2, \dots, N$ ), 数据中  $x_t$  与  $y_t$  分别为小波神经网络中的输入数据与输出数据, 根据网络中的训练数据进行训练, 训练方法选用梯度下降法, 确定式(3)中的各参数, 误差能量函数表达为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^N (y_n - \bar{y}_n) \quad (4)$$

式中:  $\bar{y}_n$ ——第  $n$  个输入样本的网络输出样本平均值;

$y_n$ ——第  $n$  个输入样本的网络输出数据。

隐含层神经网络元函数采用 Morlet 小波函数进行输出:

$$\Psi(x) = \cos(cx) \times e^{-\frac{x^2}{2}} \quad (5)$$

对于输入的  $x_t$  对应的网络输出数据为:

$$\bar{y}_n = \sum_{n=1}^L W_n \Psi\left(\frac{\sum_{m=1}^t U_{nm} X_m - b_n}{a_n}\right) \quad (6)$$

将式(6)带入式(4)中,可以得到误差能量函数:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^N \left[ y_n - \sum_{n=1}^L W_n \Psi\left(\frac{\sum_{m=1}^t U_{nm} X_m - b_n}{a_n}\right) \right]^2 \quad (7)$$

## 1.2 人工蜂群算法

人工蜂群(ABC)算法是 Karaboga 和 Basturk 等在 21 世纪初期为解决多变量函数优化问题而提出的, 该算法是一种模拟蜜蜂群体寻找优良蜜源的仿生智能优化算法<sup>[14-17]</sup>。

小波神经网络算法训练步骤如图 2 所示。

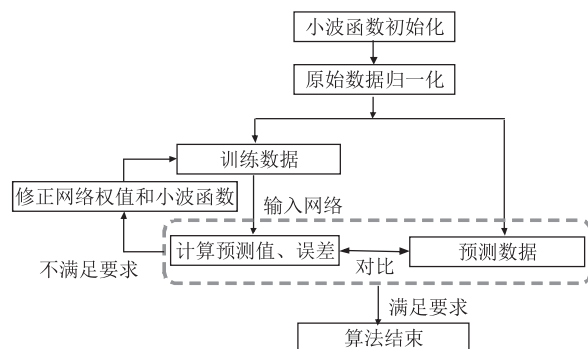


图2 小波神经网络算法步骤图

在 ABC 算法中,蜂群分为引领蜂、跟随蜂和侦查蜂 3 个部分。引领蜂的主要任务是寻找食物,是蜂群最前端的部分;而跟随蜂的主要任务则是等待引领蜂带回食物信息,并根据此信息判断选择可用的食物源;侦查蜂靠完全随机的信息寻找食物。当采蜜蜂的食物源被引领蜂耗尽或者丢弃时,引领蜂就会变成侦查蜂,随机寻找新的蜜源。优化问题的可行解依次对应花蜜源的位置,并且适应度函数值依次对应蜜源的花蜜量。

首先,模型随机产生  $N$  个初始值,如  $x_i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ),该初始值是一个维度为优化参数数量  $W$  的向量。每一个蜜源吸引一只引领蜂,  $N$  个蜜源吸引  $N$  只引领蜂,而  $N$  只引领蜂相应的位置就是所要搜索的蜜源位置。引领蜂与侦查蜂进行循环搜索。与侦查蜂不同的是,引领蜂采用贪婪准则,即每当引领蜂在原花蜜源附近进行局部搜索,同时寻找其他新的蜜源。如果新蜜源的蜜量大于旧蜜源,则引领蜂会自动替换旧蜜源,当所有引领蜂完成全域搜索后,将蜜源信息通过摆尾舞的方式与跟随蜂分享。蜜源位置锁定后,跟随蜂就会沿着该搜索路径在蜜源的周围再次进行局部搜索,搜索新的蜜源并进一步确定该蜜源的蜜量。花蜜量大的引领蜂吸引跟随蜂的概率要大于花蜜量小的引领蜂,一旦跟随蜂所获取的新候选蜜源的蜜量大于搜索路径上确定的旧解(即旧蜜源),则模型自动将旧解取代,完成新旧转换;反之,则搜索结果不变。上述步骤中,跟随蜂选择蜜源的概率通过式(8)得到:

$$P = \frac{fit_i}{\sum_{n=1}^N fit_n} \quad (8)$$

式中:  $fit_i$ ——第  $i$  个解对应的适应度函数值。

ABC 算法中采用式(9)从上一代蜜源位置寻找新



的候选蜜源位置:

new\_X\_i^j = X\_i^j + rand(-1,1)(X\_i^j - X\_k^j) (9)

式中: $i,k \in \{1,2,\dots,N\},j \in \{1,2,\dots,W\}$ 且随机选取, $rand(-1,1)$ 的步长可以根据需要适当减小。

若引领蜂和跟随蜂搜索次数超过限定次数 Limit (ABC算法中的控制参数)后,仍然没有找到更高适应度的蜜源,则放弃该蜜源,同时采两者全部转化为侦查蜂,并随机搜索一个新的蜜源进行替换。由此可以看出,随着本算法的迭代搜索,3种蜂群对花蜜源的搜索迭代更新,new\_X\_i^j与X\_i^j之间的差距逐渐缩小,搜索空间与计算步长均随之减小,这样既可以保证计算的精度,也有利于得到最后的最优解。人工蜂群算法具体流程步骤如图3所示。

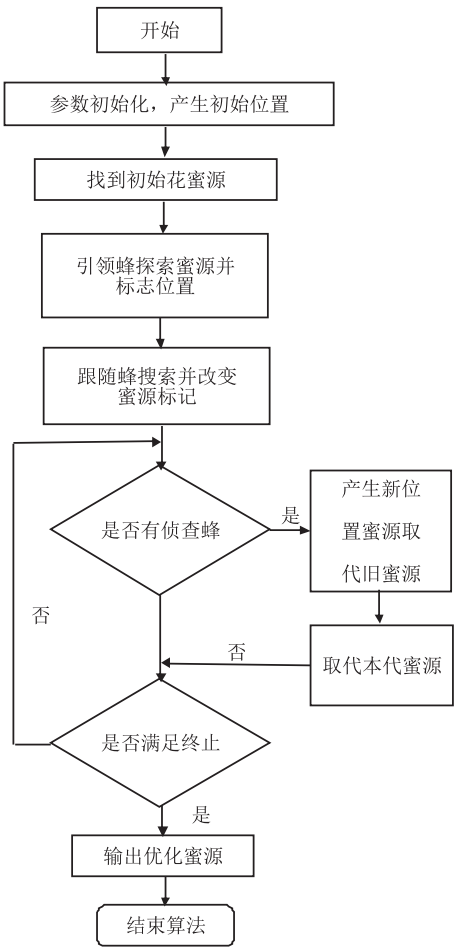


图3 人工蜂群算法步骤图

综上所述,跟随蜂的状态是随着引领蜂寻找蜜源的大小是否为最优而转移变化的,这保证了蜂群的利益最大化,即找到最优化的蜜源,侦查蜂则是始终跟随小部分引领蜂随机寻找蜜源,保证了蜜源的多样性,这样的具有全面性、多样性的搜索策略有助于跳出局部最优,在全局中搜索最优解,因此ABC算法适

应性较强,可以加快算法的收敛速度,减小在搜索过程中的震荡,通用性较好。

1.3 人工蜂群小波神经网络

单一的小波神经网络易陷入局部最优,且收敛速度慢;相对而言ABC算法收敛快,但是由于在求解时蜂群对局部信息搜索不全面无法提高精度;本文提出一种改进优化的人工蜂群小波神经网络(ABC-WNN)预测方法,该方法改进了ABC算法,并优化WNN的初始权值和阈值,使蜂群中所有个体都可以通过适应度函数计算得到相应函数值,且在搜索中不断寻找最优适应度值以及其所对应的个体,将其余非最优解淘汰,最后利用小波神经网络的训练学习后输出预测值。该模型不仅降低了参数选择的不确定性,而且在保证收敛速度的前提下提高了预测精度与计算速度。人工蜂群小波神经网络流程如图4所示。

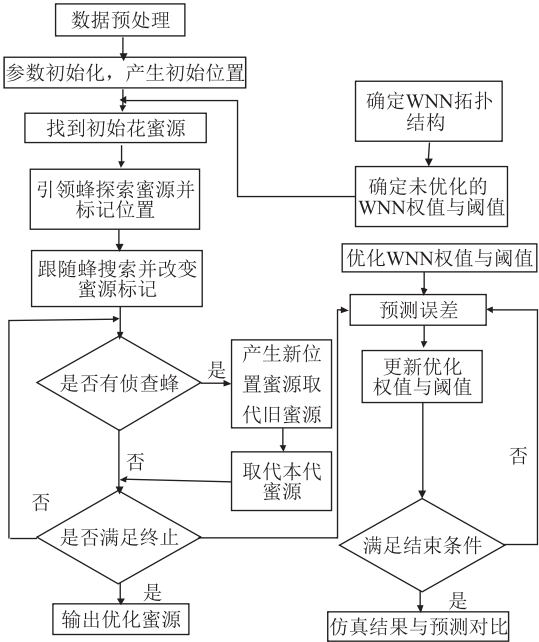


图4 人工蜂群算法优化小波神经网络流程图

2 工程实例分析

2.1 工程概况

本文所选取的正线隧道埋深17.58~19.29 m。隧道采用盾构法施工、左右线分离的单线单洞结构,隧道外径为10 m,右线起讫里程为DK 10+331.5~DK 10+864.3,全长532.8 m;左线起讫里程为DK 10+331.5~DK 10+868.6,长537.1 m。隧道北侧穿某商务大厦基坑,基坑围护结构外缘距区间隧道水平距离最近约6~8 m。

2.2 人工蜂群小波神经网络模型的建立

选取盾构隧道变形的37期监测数据作为基础数

据,建立模型进行分析。基坑侧拱腰位置的管片水平位移量(收敛值)如表1所示。基坑一侧盾构拱顶位置管片变形量如表2所示。将以上37期监测数据分学习数据和预测数据为两部分,学习数据取前26期,预测数据取后11期。在优化后的ABC-WNN模型中,

表1 实际工程原始数据表(水平收敛值)

序号	变形量/mm	序号	变形量/mm	序号	变形量/mm
1	2.37	14	2.87	27	3.65
2	2.39	15	2.99	28	3.85
3	3.01	16	3.21	29	3.66
4	3.01	17	3.66	30	3.25
5	3.03	18	3.65	31	3.44
6	2.88	19	3.57	32	3.13
7	2.86	20	3.59	33	3.27
8	2.96	21	3.21	34	2.69
9	3.21	22	3.54	35	3.04
10	3.22	23	2.86	36	3.33
11	2.68	24	2.94	37	3.46
12	2.69	25	2.98	-	-
13	3.05	26	2.82	-	-

设置花蜜源数量为20个,人工蜂群在寻找花蜜源时的最大循环和终止循环的次数均设为100次。

利用MATLAB2020a建立人工蜂群小波神经网络模型并进行预测,预测结果和相对误差如图5、图6所示。

表2 实际工程原始数据表(竖向沉降值)

序号	高程/mm	序号	高程/mm	序号	高程/mm
1	0.545	14	0.728	27	0.815
2	0.535	15	0.748	28	0.841
3	0.621	16	0.702	29	0.777
4	0.662	17	0.807	30	0.791
5	0.563	18	0.799	31	0.719
6	0.692	19	0.852	32	0.775
7	0.641	20	0.839	33	0.618
8	0.736	21	0.825	34	0.699
9	0.740	22	0.738	35	0.765
10	0.616	23	0.814	36	0.795
11	0.733	24	0.778	37	0.815
12	0.545	25	0.762	-	-
13	0.535	26	0.728	-	-

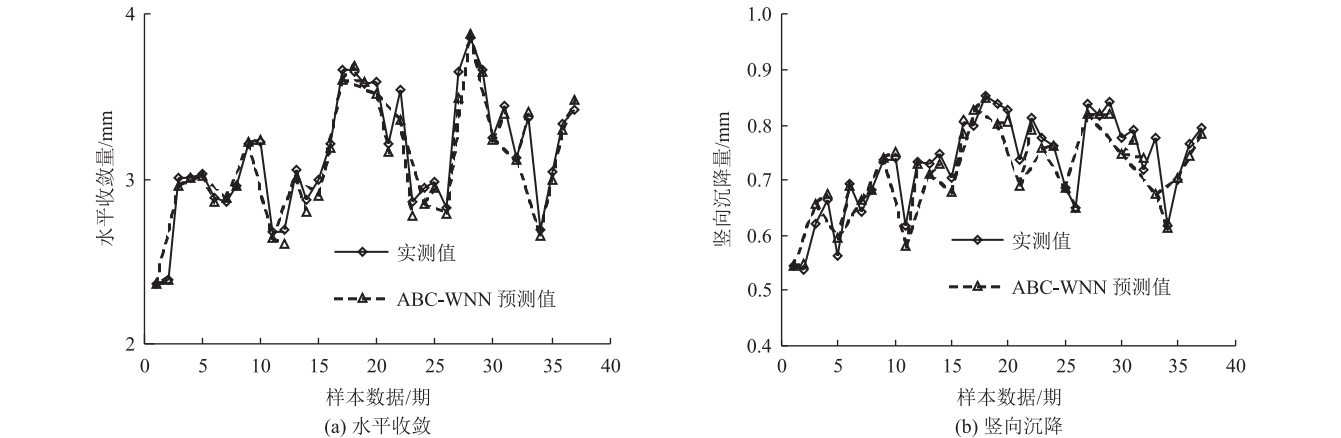


图5 ABC-WNN模型预测结果与实测数据对比图

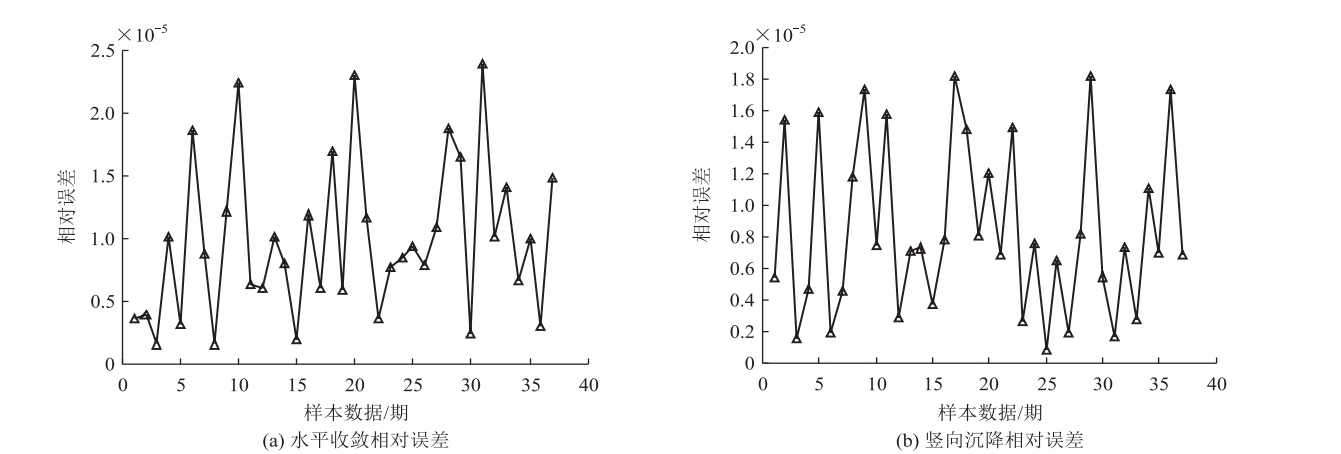


图6 ABC-WNN模型相对误差图

由图 5、图 6 可知,ABC-WNN 模型预测值与实际工程数据拟合程度高,相对误差最大仅为  $2.41 \times 10^{-5}$ ,该模型预测结果较为可靠。

2.3 预测结果与精度检验

2.3.1 相对误差对比

将 ABC-WNN 模型预测结果与采用单一的 WNN 预测模型和 BP 神经网络预测模型的分析结果对比。

由文献[18]可知,在 BP 模型中当最佳隐含层节点数设置为 10 时,运算误差最小,因此,设置 BP 模型训练精度为 0.001,学习训练的次数为 1 500 次;WNN 模型的伸缩与平移参数均在  $[-1,1]$  中随机取值。3 种模型经过初始化设置-学习-训练-预测,得到的预测结果和相对误差如图 7、图 8 所示。

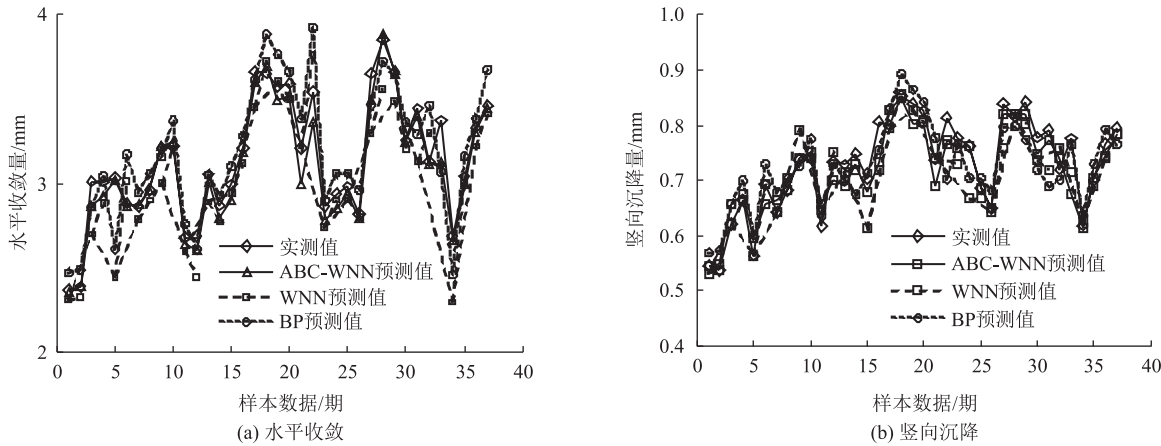


图 7 不同模型预测结果对比图

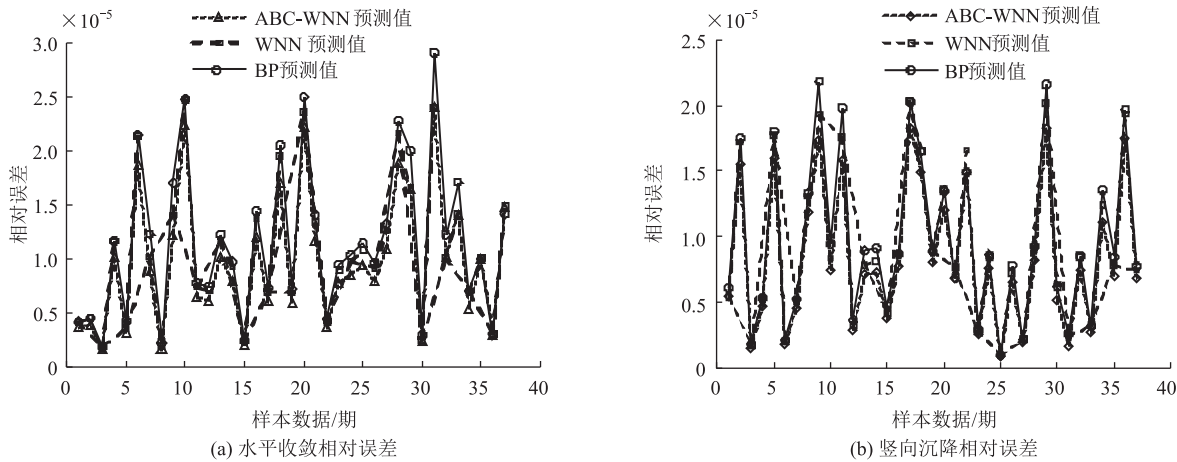


图 8 ABC-WNN 模型相对误差图

由图 7、图 8 可知,WNN、BP 以及 ABC-WNN 预测结果与实测数据比较接近,相对误差均较小,其中 ABC-WNN 的预测效果最好,预测误差最小,WNN 次之,BP 模型相对而言误差最大,说明 ABC-WNN 算法预测精度最高。

2.3.2 均方与平均绝对误差对比

统计学中常用来衡量数据拟合精度指标主要有平均绝对误差(MAE)与均方误差(MSE)<sup>[19-20]</sup>。其中 MAE 是用来衡量预测值与真实值之间的绝对误差的分析方法,由式(10)计算得到;MSE 则是一种根据

平方差来衡量模型拟合程度的统计量,可以更加真实地反映预测值误差的偏离程度,计算方法通过式(11)计算。

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\bar{y}_i - y_i| \tag{10}$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\bar{y}_i - y_i)^2 \tag{11}$$

式中: $y_i$ ——第  $i$  个输入样本的网络输出数据。  
为了进一步对比 BP、WNN 与 ABC-WNN 的拟合精度,选取 MAE 与 MSE 来考察各模型的预测效果,

结果如表 3 所示。

表 3 3 种模型预测误差对比表			
指标	BP	WNN	ABC-WNN
平均绝对误差	0.835	0.776	0.563
均方误差	1.414	1.277	0.557

由表 3 可知,采用优化后的人工蜂群小波神经网络模型(即 ABC-WNN 算法)均方误差仅为 0.557,而其他两种模型的均方误差分别是 ABC-WNN 的 2.53 倍、2.29 倍,平均绝对误差分别达到了 ABC-WNN 的 1.48 倍与 1.39 倍。

从统计学角度而言,ABC-WNN 模型的预测效果精度更高、更加稳定。

3 结论

(1)深基坑开挖引起的紧邻侧的盾构区间隧道变形由于受到多因素(施工工艺、基坑围护方式、基坑与隧道距离、地下水高程等)的影响,表现出了随机、复杂的变形特性,监测数据复杂多变,非线性程度高。若采用常规的小波神经网络进行预测,不仅收敛速度无法保证且极易陷入局部最优的境地,而利用人工蜂群算法对小波神经网络优化后,所建立的基坑开挖对盾构隧道变形影响模型可以更加准确地预测变形量,具有精度高、收敛快、计算稳定的特点。

(2)由基坑开挖对盾构隧道变形预测结果的对比分析可知:

①人工蜂群算法优化小波神经网络模型(ABC-WNN)的预测值与实际工程数据拟合程度高,相对误差最大仅为  $2.41 \times 10^{-5}$ ,该模型预测功能较为可靠。

②人工蜂群算法优化小波神经网络模型(ABC-WNN)的预测精度均方差最小,BP、WNN 的均方差分别是前者的 2.53 倍与 2.29 倍;平均绝对误差方面,ABC-WNN 依然是最低的,BP、WNN 的平均绝对误差分别是前者的 1.48 倍与 1.39 倍,人工蜂群优化小波神经网络的预测结果更加稳定。

(3)本文虽然构建了优化模型,但未考虑基坑开挖过程对盾构隧道的变形影响,以及隧道的沉降和收敛机理。未来将进一步考虑隧道自身变形机理与基坑开挖过程的影响,以提高数据拟合的真实性与预测精度。

参考文献:

[1] 李忠超,王超哲,杨新,等. 武汉粉砂地层深基坑开挖对既有盾构隧道影响分析[J]. 安全与环境工程, 2022, 29(4): 187-195.  
LI Zhongchao, WANG Chaozhe, YANG Xin, et al. Impacts of Deep

Excavation on Existing Shield Tunnels in Wuhan Silty Sand [J]. Safety and Environmental Engineering, 2022, 29(4): 187-195.

[2] 戚长军,刘争宏,余武术,等. 基坑开挖对既有盾构隧道与地层的影响分析[J]. 水利与建筑工程学报, 2014, 12(5): 142-146.  
QI Changjun, LIU Zhenghong, YU Wushu, et al. Influence of Foundation Excavation on the Adjacent Existing Shield Tunnels and Loess Strata [J]. Journal of Water Resources and Architectural Engineering, 2014, 12(5): 142-146.

[3] 聂浩. 基坑开挖对既有盾构隧道的影响研究[J]. 铁道勘察, 2019, 45(2): 62-67.  
NIE Hao. Study on the Influence of Foundation Excavation on Existing Shield Tunnel [J]. Railway Investigation and Surveying, 2019, 45(2): 62-67.

[4] 陈柚州,任涛,邓朋,等. 基于人工蜂群优化小波神经网络的隧道沉降预测[J]. 现代隧道技术, 2019, 56(4): 56-61.  
CHEN Youzhou, REN Tao, DENG Peng, et al. Prediction of Tunnel Settlements by Optimized Wavelet Neural Network Based on ABC [J]. Modern Tunnelling Technology, 2019, 56(4): 56-61.

[5] 张振威,黄晓彬,陈何峰,等. 基于灰色长短时记忆网络融合模型的隧道沉降预测[J]. 河北工程大学学报(自然科学版), 2021, 38(4): 53-59.  
ZHANG Zhenwei, HUANG Xiaobin, CHEN Hefeng, et al. Prediction of Tunnel Settlement Based on Grey LSTM Neural Network Combined Model [J]. Journal of Hebei University of Engineering (Natural Science Edition), 2021, 38(4): 53-59.

[6] 龚盛,杨柱,张国鹏,等. 基于优化 BP 神经网络算法的隧道岩土体力学参数分析方法研究[J]. 西北水电, 2022(5): 133-137.  
GONG Sheng, YANG Zhu, ZHANG Guopeng, et al. Study on Tunnel Geotechnical Physical Parameters Analysis Method Based on Optimized BP Neural Network Algorithm [J]. Northwest Hydropower, 2022(5): 133-137.

[7] 沈圣,肖力,张浩. 隧道下穿时基于傅里叶时间序列预测临近结构沉降发展[J]. 福州大学学报(自然科学版), 2015, 43(2): 238-244.  
SHEN Sheng, XIAO Li, ZHANG Hao. A Forecasting Method Based on Fourier Time Series for Short-term Settlements in Adjacent Structures during an Under-passing Shield Tunnel Construction [J]. Journal of Fuzhou University (Natural Science Edition), 2015, 43(2): 238-244.

[8] 范思遐,周奇才,熊肖磊,等. 基于粒子群与支持向量机的隧道变形预测模型[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(5): 6-10, 15.  
FAN Sixia, ZHOU Qicai, XIONG Xiaolei, et al. Tunnel Deformation Prediction Model Based on Support Vector Machine with Particle Swarm Optimization Algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(5): 6-10, 15.

[9] 龙熙华,贾宁娟,万军. 基于 ANP-BP 模型地铁隧道沉降预测研究[J]. 现代隧道技术, 2013, 50(5): 105-111.  
LONG Xihua, JIA Ningjuan, WAN Jun. On Metro Tunnel Settlement Prediction by ANP-BP Based Models [J]. Modern Tunnelling (下转第 99 页)



- ZHENG Yingren, ZHAO Shangyi. Limit State Finite Element Method for Geotechnical Engineering Analysis and Its Applications [J]. China Civil Engineering Journal, 2005, 38(1): 91–98, 104.
- [10] DEGHAN A N. Influence of Forepoling Umbrella on the Settlements Induced by Shallow Urban Tunneling [J]. Geotechnical and Geological Engineering, 2020, 38(5): 5005–5022.
- [11] 周艺,何川,邹育麟,等. 破碎千枚岩隧道施工工法比选试验研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2013, 32(3): 537–548.
- ZHOU Yi, HE Chuan, ZOU Yulin, et al. Experimental Study of Comparison and Optimization of Tunneling Schemes in Crushing Phyllite [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2013, 32(3): 537–548.
- ~~~~~
- (上接第7页)
- Technology, 2013, 50(5): 105–111.
- [10] 谭衢霖,魏健,胡吉平. 基于小波神经网络的建筑工程沉降变形预测[J]. 应用基础与工程科学学报, 2015, 23(3): 629–636.
- TAN Qulin, WEI Jian, HU Jiping. Building Deformation Prediction Based on Wavelet Analysis and BP Neural Network [J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2015, 23(3): 629–636.
- [11] 赵凤阳. 小波神经网络在隧道施工沉降预测中的应用[J]. 测绘科学, 2016, 41(12): 283–287.
- ZHAO Fengyang. Application of Wavelet Neural Network in the Monitoring of Tunnel Settlement [J]. Science of Surveying and Mapping, 2016, 41(12): 283–287.
- [12] 吴承彬. 基于人工蜂群算法的隧道沉降预测法设计[J]. 粘接, 2022, 49(11): 136–139.
- WU Chengbin. Design of Tunnel Settlement Prediction Method Based on Artificial Bee Colony Algorithm [J]. Adhesion, 2022, 49(11): 136–139.
- [13] 余健,郭平. 基于改进小波神经网络的网络流量预测研究[J]. 计算机应用, 2007, 27(12): 2986–2988.
- YU Jian, GUO Ping. Study on Network Traffic Forecast Based on Improved Wavelet Neural Network [J]. Journal of Computer Applications, 2007, 27(12): 2986–2988.
- [14] 陈伟栋. 改进人工蜂群算法在城市医院布局中的应用研究[D]. 马鞍山: 安徽工业大学, 2018.
- CHEN Weidong. Improved Artificial Bee Colony Algorithm for City Hospital Layout Research [D]. Maanshan: Anhui University of Technology, 2018.
- [15] 梁禹. 一种基于互学习的高维蜂群优化算法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2014.
- LIANG Yu. The Study of Artificial Bee Colony Algorithm for High Dimensional Optimization Based on Mutual Learning [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2014.
- [16] 周新宇,胡建成,吴艳林,等. 基于适应度分组的多策略人工蜂群算法[J]. 模式识别与人工智能, 2022, 35(8): 688–700.
- ZHOU Xinyu, HU Jiancheng, WU Yanlin, et al. A Multi-strategy Artificial Bee Colony Algorithm Based on Fitness Grouping [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2022, 35(8): 688–700.
- [17] 刘路,王太勇. 基于人工蜂群算法的支持向量机优化[J]. 天津大学学报, 2011, 44(9): 803–809.
- LIU Lu, WANG Taiyong. Support Vector Machine Optimization Based on Artificial Bee Colony Algorithm [J]. Journal of Tianjin University, 2011, 44(9): 803–809.
- [18] 王嵘冰,徐红艳,李波,等. BP神经网络隐含层节点数确定方法研究[J]. 计算机技术与发展, 2018, 28(4): 31–35.
- WANG Rongbing, XU Hongyan, LI Bo, et al. Research on Method of Determining Hidden Layer Nodes in BP Neural Network [J]. Computer Technology and Development, 2018, 28(4): 31–35.
- [19] 杨飞,王洋. 基于改进自然选择粒子群算法的铁路客运量组合预测研究[J]. 高速铁路技术, 2022, 13(6): 63–68, 73.
- YANG Fei, WANG Yang. Study on Combination Forecast of Railway Passenger Volume by Improved Particle Swarm Optimization Algorithm Based on Natural Selection [J]. High Speed Railway Technology, 2022, 13(6): 63–68, 73.
- [20] 李孝勇,赵敏,徐春艳,等. 基于非线性 Lamb 波的高速列车螺栓松动检测[J]. 高速铁路技术, 2022, 13(5): 31–35, 48.
- LI Xiaoyong, ZHAO Min, XU Chunyan, et al. Detecting Looseness of Bolts of High-speed Trains Based on Nonlinear Lamb Wave [J]. High Speed Railway Technology, 2022, 13(5): 31–35, 48.