

# 基于小波神经网络的基坑沉降预测方法研究

任定春<sup>1</sup>, 黄纪远<sup>2</sup>

(1. 中国水利水电第七工程局有限公司, 四川 成都 610213; 2. 南京工业大学测绘科学与技术学院, 江苏 南京 211816)

**摘要:**深基坑监测会对周围邻近建筑物造成影响,进而导致其沉降。而对深基坑相邻建筑物实施沉降监测有助于控制基坑开挖,能够及时发现沉降危害。为提高深基坑相邻建筑物沉降预测的精度,提出了一种小波神经网络模型并以其前 4 期的监测数据预测后 1 期的累积沉降量。通过 5 个沉降监测点、近 2 a 时间的监测数据,对比了自回归模型和小波神经网络模型的预测精度,结果表明:小波神经网络模型的短期预测精度优于自回归模型,其长期预测精度与自回归模型相当。小波神经网络模型的稳定性好,且其预测精度不会随着时间的推移而衰减。对于变形特征较复杂的监测点仍能够取得较高的精度,能够为各类复杂的基坑变形预测提供有效且可靠的指导。

**关键词:**小波基函数;神经网络;自回归模型;沉降监测;基坑沉降;预测方法

**中图分类号:** TU9; TU7; TU19; TU4

**文献标志码:** B

**文章编号:** 1001-2184(2023)增 2-0035-05

## Research on Prediction Method of Foundation Pit Settlement Based on Wavelet Neural Network

REN Dingchun<sup>1</sup>, HUANG Jiyuan<sup>2</sup>

(1. Sinohydro Bureau 7 Co., Ltd., Chengdu Sichuan 610213;

2. College of Geomatics Science and Technology, Nanjing University of Technology, Nanjing Jiangsu 211816)

**Abstract:** Deep foundation pit monitoring can cause an impact on nearby buildings, leading to settlement. The settlement monitoring of adjacent buildings helps to control the excavation of foundation pits and timely detect settlement hazards. To improve the accuracy of settlement prediction for adjacent buildings in deep foundation pits, this paper proposes a wavelet neural network model, which predicts the cumulative settlement of the following phase based on monitoring data from the previous four phases. The prediction accuracy of autoregressive model and wavelet neural network model was compared based on monitoring data from 5 settlement monitoring points over the past 2 years. The results show that the short-term prediction accuracy of the wavelet neural network model is superior to that of the autoregressive model, and its long-term prediction accuracy is comparable to that of the autoregressive model. The wavelet neural network model has good stability and prediction accuracy does not decay over time. It can still achieve high accuracy on monitoring points with complex deformation characteristics, providing effective and reliable guidance for various complex foundation pit deformation predictions.

**Key words:** Wavelet basis function; Neural network; Autoregressive model; Settlement monitoring; Foundation Pit Settlement; Prediction Method

## 1 概述

近年来,随着中国经济的高速发展、城市建筑不断朝“纵向”发展而使越来越多的深基坑工程出现。基坑开挖导致的土体卸载会引起土体应力场发生变化,进而可能会诱发邻近建筑物出现不均匀沉降<sup>[1]</sup>。当不均匀沉降超过一定限度时即会引发邻近建筑物的开裂破坏,因此,对深基坑施工引起的邻近建筑物沉降的监测预警十分必要<sup>[2]</sup>。

常用的变形预测方法有回归分析法、时间序

列分析法等。其中回归分析法较为成熟且容易实现,在各类工程的施工及运营维护过程中已得到广泛应用。该方法通过建立型变量与变形因子之间的函数关系进行定量预报。由于其易于实现,到目前为止,回归分析法仍然是变形分析的主要方法之一<sup>[3]</sup>。但该方法对数据的准确性要求较高,个别粗差数据的存在会严重其影像预测结果。针对沉降数据的非平稳特性,有学者将时间序列分析法应用于沉降量预测中,其预测结果能够真实地反映实际变形情况。近年来,随着计算机技

术的不断发展,大量的先进理论和技术被引入基坑变形预测中并取得了良好的效果,如灰色系统理论、BP神经网络、支持向量机(SVM)等<sup>[4]</sup>,这些方法极大地丰富了基坑变形预测理论与方法。然而,这些预测方法仍存在一定的信息挖掘不充分、预测精度有待提高以及预测精度不稳定等缺点。由于基坑的规模和复杂程度不断加大加深,其施工过程引起的相邻建筑物沉降也日趋复杂,因其监测数据突变多、规律性差进而增加了预测难度。

笔者基于BP神经网络的拓扑结构,以小波基函数作为隐含层节点的传递函数增加了神经网络的预测精度和稳定性,进而构建了基坑变形的时间序列预测新模型,为基坑及相邻建筑物的安全提供了可靠的指导。

## 2 小波神经网络的基本原理

### 2.1 BP神经网络

人工神经网络是一种模仿生物神经网络的数据处理算法,其由大量的人工神经元相互连接,根据外界导师信号调整神经元之间的权值进而对输入数据进行逼近以解决实际问题。神经网络的种类有很多,Back Propagation(BP)神经网络是其中最为常见的一个。BP神经网络是一种前馈神经网络(feedforward neural network, FNN)的结构,其由输入层、输出层和若干个隐含层组成。BP网络采用误差反向传播的算法进行各神经元间连接的权值调整。单隐含层BP网络的拓扑结构见图1。图1中神经网络仅具有一个输出参数;如果其具有多个输出,即可以构造多个神经网络分别进行拟合。

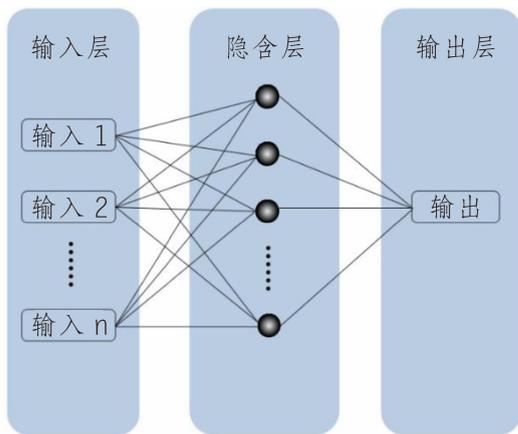


图1 单隐含层BP神经网络的拓扑结构图

BP神经网络层与层之间为全连接,但每层之

间的神经元无连接。BP神经网络各层之间的传递函数(或称为激活函数)必须可微,一般使用Sigmoid函数。BP神经网络一般采用误差反向传播算法(Back Propagation, BP)学习。在正向计算的过程中,数据从输入层经隐含层向输出层传播;训练网络权值时,沿着减少误差的梯度方向从输出层经过隐含层向前修正网络的连接权值。随着网络训练的不断进行,网络误差逐渐减小,当其小于目标误差时,训练停止,此时保留各神经元连接的权值即可进行预测<sup>[5]</sup>。

### 2.2 小波神经网络

小波是一种长度有限、平均值为0的波形,其直流分量为0,且其始于具有紧支集或近似紧支集。小波函数是由一个母小波函数经过平移与尺寸伸缩得到。针对傅里叶变换在时域中没有分辨能力的问题,小波分析把信号分解成一系列小波函数的叠加,通过小波基函数的变换分析其信号的局部特征,并且在二维情况下其具有信号方向的选择性能力。小波分析作为一种数学理论和分析方法已引起学者们的广泛关注。

小波神经网络是一种以BP神经网络拓扑结构为基础,把小波基函数作为隐含层节点的传递函数,在信号向前传播的同时,输出误差反向传播的神经网络。小波变换的方式可将神经网络中的输入信号在同一尺度内进行平移、升降,能够全面提取接受信号的局部信息,具备较高的时频局域化性质。通过与小波变换的结合,新的神经网络具备较高的收缩率及容错率。

笔者在进行研究时采用的小波基函数为Morlet母小波,如式(1)所示:

$$y = \cos(1.75x)e^{-x^2/2} \quad (1)$$

鉴于隐含层节点数的选取是确定神经网络网型结构的关键,到目前为止尚无固定的理论可以遵循,通常采用试算确定。本次研究采用的试验经试算确定隐含层节点数为7,采用前4期的观测数据预测后1期的累积沉降量,即输入层节点数为4,输出节点数为1,构造一个 $4 \times 7 \times 1$ 的神经网络。小波神经网络算法的训练步骤为:

步骤1:网络初始化。随机初始化小波函数伸缩因子、平移因子以及网络连接权值,设置网络学习速率为0.01。

步骤2:样本的分类。以前4期的沉降数据

为输入,以后 1 期的数据为输出,构造数据集,分别用于训练和验证。

步骤 3:预测输出。将训练样本输入网络,计算网络预测输出并计算网络输出和期望输出的误差。

步骤 4:权值修正。根据误差  $e$  修正网络权值和小波函数参数,使网络预测值逼近期望值。

步骤 5:判断算法是否结束,否则回到步骤 3。

当训练完成后,保存各神经元之间的连接权值,即可进行预测。

### 3 工程实例

#### 3.1 项目概况及数据预处理

研究采用的基坑项目属于社区公建配套工程,其场地周边现状道路交通较方便。该工程地上部分由农贸市场、社区养老服务设施、社区综合健身馆、社区公交集中停靠站、建设项目配套设施等组成,地下部分为两层地下室,由机动车库及市政设施用房等组成。工程规划净用地面积约为 15 756.00 m<sup>2</sup>,规划总建筑面积约为 53 823.13 m<sup>2</sup>,其中地上建筑面积 34 749.87 m<sup>2</sup>,地下建筑面积 19 073.25 m<sup>2</sup>。建筑高度为 28.70 m,建筑工程等级为二级(局部一级),建筑设计使用年限为 50 a,抗震设防烈度为 7 度。

对基坑相邻建筑物共布设了 5 个监测点,编号为 jgc01~jgc05,监测时间从 2020 年 8 月 3 日持续到 2022 年 1 月 4 日,施工初期每天监测 1 次,后期监测频率逐渐减小,直至每周 1 次;监测过程中有部分数据缺失,共获得 152 期监测数据。研究时利用三次样条内插方法将数据内插至步长为 1 d,共得到 520 个观测数据。图 2 为相邻建筑物累积沉降量的时间序列图,其中散点为实测数据,曲线为内插后的结果。

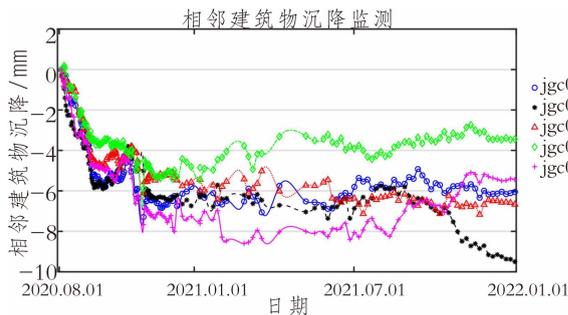


图 2 相邻建筑物累积沉降量的时间序列图

由图 2 可知:各个监测点的初期沉降速率较

大,约在第 30 期观测后(20200905)多数监测点的标高先升高后再次降低,最后保持稳定;仅 jgc02 点持续沉降,最终达到 -9.4 mm。相邻建筑物各沉降点的沉降量在 -3 ~ -10 mm 之间。总体来说:多数沉降监测点在基坑施工的初期均呈现出沉降速率较大的情况,少数监测点在施工后期出现升高的现象。在整个施工过程中,各个监测指标变形规律复杂,从而给变形预测带来一定的难度。

#### 3.2 小波神经网络模型总体精度分析

在现实的工程问题中,自回归模型(autoregressive model, AR)常被用来拟合监测指标形变随时间推移形成的序列中蕴藏的规律。一般采用若干个历史观测数据为模型输入用于预测监测指标未来的值。模型的待定参数可以通过最小二乘法求解。自回归模型的数学表达式见式(2):

$$x_n = \beta_0 + \beta_1 x_{n-1} + \beta_2 x_{n-2} + \cdots + \beta_t x_{n-t} \quad (2)$$

式中  $x_n$  为第  $n$  期的观测值;  $x_{n-1}, x_{n-2}, \cdots, x_{n-t}$  为前 7 期观测值;  $\beta_0, \beta_1, \cdots, \beta_t$  为待求的自回归系数。

自回归模型的误差方程式见式(3):

$$V = A\beta - Y \quad (3)$$

$$\beta = (\beta_0 \ \beta_1 \ \cdots \ \beta_t)^T, Y = (y_1 \ y_2 \ \cdots \ y_m)^T,$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & x_{1,n-1} & x_{1,n-2} & \cdots & x_{1,n-t} \\ 1 & x_{2,n-1} & x_{2,n-2} & \cdots & x_{2,n-t} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{m,n-1} & x_{m,n-2} & \cdots & x_{m,n-t} \end{bmatrix}。$$

由最小二乘原理可知,待定系数  $\beta$  可由式(4)求得:

$$\beta = (A^T A)^{-1} A^T Y \quad (4)$$

求得待定系数后,即可通过式(2)和往期的监测数据进行预测。自回归模型与小波神经网络的输入一致,即选取前 4 期的观测数据预测后 1 期的累积沉降量。

为了验证小波神经网络模型在整个监测期的精度,此次研究分别选取了第 1~100 期、1~200 期、1~300 期、1~400 期和 1~500 期数据为训练样本;并以第 101~120 期、201~220 期、301~320 期、401~420 期以及 501~516 期数据为检验样本。表 1~5 分别显示了 5 个监测点的检验中误差。

表1 监测点 jgc01 自回归模型与小波神经网络的检验中误差表

/mm $\times 10^{-2}$ 

项 目	训练样本				
	1~100期	1~200期	1~300期	1~400期	1~500期
自回归模型	6.92	3.67	5.02	7.12	2.15
小波神经网络	5.28	1.56	3.21	3.35	0.17

表2 监测点 jgc02 自回归模型与小波神经网络的检验中误差表

/mm $\times 10^{-2}$ 

项 目	训练样本				
	1~100期	1~200期	1~300期	1~400期	1~500期
自回归模型	14.53	3.36	5.25	4.56	0.85
小波神经网络	12.24	1.54	4.19	2.07	0.29

表3 监测点 jgc03 自回归模型与小波神经网络的检验中误差表

/mm $\times 10^{-2}$ 

项 目	训练样本				
	1~100期	1~200期	1~300期	1~400期	1~500期
自回归模型	8.40	4.03	7.74	4.92	1.50
小波神经网络	7.46	2.83	3.04	2.93	0.32

表4 监测点 jgc04 自回归模型与小波神经网络的检验中误差表

/mm $\times 10^{-2}$ 

项 目	训练样本				
	1~100期	1~200期	1~300期	1~400期	1~500期
自回归模型	8.67	4.86	6.66	3.04	0.47
小波神经网络	8.47	1.80	4.18	1.05	0.26

表5 监测点 jgc05 自回归模型与小波神经网络的检验中误差表

/mm $\times 10^{-2}$ 

项 目	训练样本				
	1~100期	1~200期	1~300期	1~400期	1~500期
自回归模型	8.9	2.86	6.13	6.66	1.73
小波神经网络	6.1	0.66	4.01	3.45	0.59

由表1~5可知:两个模型在基坑施工的各个节点都能取得较高的精度,且小波神经网络模型在各个监测点的表现均优于自回归模型,整个期精度平均比自回归模型提高了66.3%。在各个监测点均表现出由第1~100期数据建模所得到的自回归模型及小波神经网络模型检验中误差最大,这可能是因为是在基坑施工初期土体卸载情况较为剧烈而导致相邻建筑物沉降复杂的缘故。由1~200期数据建模所得到的预测模型的检验中误差较小;第1~300期数据训练得到的小波神经网络模型检验中误差较大,第1~500期数据训练所得的小波神经网络模型检验中误差最小,这可

能是因为施工初期监测频率较高(每天一次)的缘故,所有建模样本均为实测所得;而到了施工的中后期施测频率较低,数据多为三次样条内插所得,其数据之间具有一定的相关性所致。总体来说,小波神经网络模型在各个监测点的各监测时段都具有较高的精度。

### 3.3 小波神经网络预测精度时效性分析

上述精度分析是利用后20期的验证数据进行验证的,证明了小波神经网络预测模型在20d内的预测精度优于常规的自回归模型。为了进一步分析小波神经网络模型在更长时间跨度的预测精度,以jgc05监测点前期的300期数据建模,以

其后 216 期数据为验证数据分别构建了自回归模型和小波神经网络模型。小波神经网络和自回归模型预测结果见图 3。

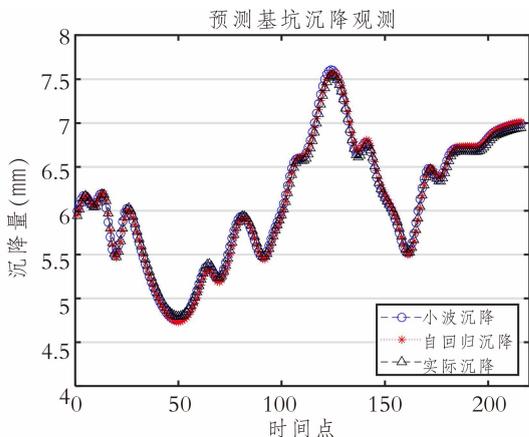


图 3 小波神经网络和自回归模型预测结果示意图

由图 3 可以看出:自回归模型和小波神经网络模型与实际的累积沉降量均比较一致,其中小波神经网络模型的均方根误差为 0.048 3 mm,而自回归模型的均方根误差为 0.048 4 mm。小波神经网络和自回归模型的误差序列见图 4。

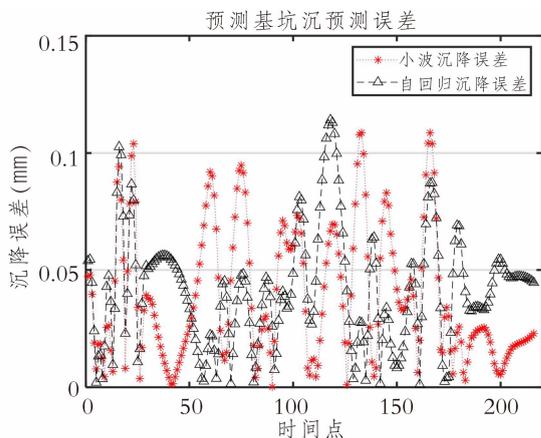


图 4 小波神经网络和自回归模型的误差序列图

由图 4 可知:小波神经网络模型和自回归模型对第 1~27 个验证样本取得的验证误差大小相当;小波神经网络对第 28~49 个验证样本取得的验证误差小于自回归模型;在第 53~79 个样本误差方面,自回归模型优于小波神经网络模型;而对于第 109~216 个验证样本,小波神经网络模型取得的误差优于自回归模型。在整个 216 d 的预测样本中,自回归模型在第 118 个验证样本中取得了最大误差,为 0.114 mm,而小波神经网络模型

在次验证样本中取得的误差为 0.070 mm。

总体而言,小波神经网络模型应用于基坑相邻建筑物沉降预测时,可以取得较高的精度,其短期预测精度明显优于常规的自回归模型;其长期预测精度与自回归模型相当。鉴于小波神经网络模型预测结果稳定,无误差较大的预测值,故其适用于各类复杂的沉降预测。

#### 4 结 语

随着近年来深基坑施工的日趋复杂,基坑变形监测预测在现代城市建筑安全施工过程中就显得愈发重要。笔者以某建筑物基坑相邻建筑 5 个监测点的 152 期监测数据为例,首先利用三次样条内插将数据加密为等间隔序列,然后采用自回归模型和小波神经网络模型分别对各个监测点的数据进行建模预测分析,结果表明:两种模型都能取得较高的预测精度,能够满足基坑相邻建筑沉降预测的要求。当采用短期的监测数据(20 d)验证时,小波神经网络模型的预测精度高于自回归模型;而当采用长期监测数据验证时(216 d),小波神经网络模型与自回归模型的预测精度相当。两种模型都表现出一定的稳定性,其预测精度未随预测时间的推移而降低。

总体而言,小波基函数和 BP 神经网络的融合能够充分发挥常规人工智能模型的优点,适应现代大型复杂基坑精确变形预测的要求。

#### 参考文献:

- [1] 李伟强,宋捷,周萍.深基坑与邻近既有建筑地基基础相互影响实例分析[J].建筑结构,2016,46(17):105-108.
- [2] 刘国彬,刘登攀.基坑施工对周围建筑物沉降的影响分析[J].建筑结构,2007,37(11):79-83.
- [3] 王建民,张锦.基于高斯过程回归的变形智能预测模型及应用[J].武汉大学学报·信息科学版,2018,43(2):248-254.
- [4] 邱志刚.基于蚁群优化支持向量机的公路隧道围岩变形预测模型及应用[J].隧道建设,2014,34(1):13-18.
- [5] 张帆,胡伍生.神经网络融合模型在大坝安全监控中的应用[J].测绘工程,2015,24(1):53-56.

#### 作者简介:

任定春(1976-),男,四川绵阳人,项目副经理,工程师,从事水利水电工程施工技术与管理工作;

黄纪远(2000-),男,江苏南京人,在读硕士研究生,研究方向:摄影测量与遥感工程。

(责任编辑:李燕辉)