

# 基于遗传算法-BP神经网络的深基坑变形预测\*

李彦杰<sup>1,2</sup>, 薛亚东<sup>1,2</sup>, 岳磊<sup>1,2</sup>, 陈斌<sup>3</sup>

(1. 同济大学 岩土及地下工程教育部重点实验室 上海 200092; 2. 同济大学 地下建筑与工程系 上海 200092;  
3. 中铁一局集团有限公司 西安 710054)

**摘要:** 随着我国城镇化的发展,深基坑工程越来越多,随之而来的施工安全风险愈发凸显,如何有效预测和分析基坑的变形,是保障其施工安全的有效方法之一。本文利用遗传算法,对BP神经网络初始权重和阈值进行优化,并运用MATLAB编制了基坑变形预测程序。结合宁波地铁某车站深基坑地下连续墙深层土体水平位移的监测数据,建立了关于深基坑地下连续墙围护结构水平位移的神经网络模型,并对该基坑一测斜孔对应的围护结构水平位移进行预测。结果表明,本文提出的模型对于深基坑地下连续墙围护结构的水平位移预测具有较高的准确性,同时对支撑施作的影响具有良好的泛化能力,因而对基坑的施工安全具有现实的指导意义。

**关键词:** 深基坑; 变形; 遗传算法; BP神经网络; 预测

中图分类号: TU46

文献标识码: A

文章编号: 1673-0836(2015)增2-0741-09

## Displacement Prediction of Deep Foundation Pit Based on Genetic Algorithms and BP Neural Network

Li Yanjie<sup>1,2</sup>, Xue Yadong<sup>1,2</sup>, Yue Lei<sup>1,2</sup>, Chen Bin<sup>3</sup>

(1. Key Laboratory of Geotechnical and Underground Engineering (Tongji University), Ministry of Education, Shanghai 200092, P.R.China; 2. Department of Geotechnical Engineering College of Civil Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, P.R.China; 3. China Railway First Group Co., Ltd., Xi'an 710054, P.R.China)

**Abstract:** With the development of urbanization in China, the construction of the deep foundation pit will be more and more. Therefore, the safety of the construction about the deep foundation pit is increasingly prominent. Predicting effectively and analyzing the displacement of the foundation pit that is one of the effective methods for the safety of the construction. This paper proposes a kind of BP neural networks model in which the initial weights and thresholds are optimized by using genetic algorithms. And the relevant program is developed by using MATLAB software. In combination with the monitoring data on the horizontal displacement of deep soils around the underground continuous wall of deep foundation pit in Ningbo subway station, this paper establishes a neural network model about the horizontal displacement on the retaining structure of the underground continuous wall in the deep foundation pit. And the horizontal displacement on retaining structures of another dip in the same foundation pit is predicted by using this model. The result shows that, this model possesses higher accuracy, better generalization ability in consideration of the support construction for predicting the horizontal displacement on the retaining structure of the underground continuous wall in the deep foundation pit. Thus there will be realistic guiding significance to the security of the construction in the foundation pit.

**Key words:** deep foundation pit; displacement; genetic algorithms; BP neural network; prediction

\* 收稿日期: 2015-02-21(修改稿)

作者简介: 李彦杰(1991-) 男, 河北邢台人, 硕士, 主要从事地下工程等领域的科研工作。

E-mail: liyanjie2014@126.com

基金项目: 贵州省科技厅科技项目(2010-122-010, 013, 016)

## 1 引言

随着我国城镇化的发展,高层建筑、地铁、地下商业街等大量兴建,深基坑工程越来越多,随之而来的建设风险也越来越大。为保障深基坑施工安全,对围护结构的变形监测与控制提出了严格要求,若对变形控制不慎,轻则引起周围建构筑物开裂,重则引发基坑大变形甚至坍塌,造成重大人员伤亡、财产损失及严重的社会影响。2008 年杭州地铁某基坑因地下连续墙发生横向断裂引发大面积坍塌事故,导致周边道路塌陷、地下管线破裂、河水倒灌,造成了严重的人员伤亡和财产损失<sup>[1]</sup>。因此,为保证深基坑工程的安全施工,开挖过程中的变形监测和预测就成了工程施工中的重要环节。根据目前的深基坑开挖和现场监测资料,对于基坑工程施工而言,围护结构的水平位移是能够比较好地反映基坑本身及其周边环境稳定状况的重要物理量。因此,实现对基坑围护结构水平位移较为准确的预测就显得非常重要。然而,由于基坑变形的影响因素很多,各种因素的影响程度又很难用量化指标准确表达,这就导致了基坑变形的模糊性、非线性等特点,使其较难用传统的数学方法建立显示的输入输出关系<sup>[2]</sup>。而 BP 神经网络所具有的非线性、良好的泛化能力以及模糊推论能力使其非常适合于基坑围护结构水平位移的预测工作。齐干利用 BP 神经网络对基坑施工期间的周边地表沉降进行预测,结果表明 BP 神经网络应用于此类工程是可行的<sup>[3]</sup>。李燕利用层次分析法筛选出影响深基坑围护结构水平位移的 16 个重要因素,建立了相应的 BP 神经网络预测模型<sup>[4]</sup>。但其中有个关键问题并未得到很好解决,即深基坑围护结构水平位移的影响因素很多且很大程度上和施工密切相关,但施工因素却很难用量化指标来精确表达。殷晟泉利用 Elman 动态神经网络实现了对深基坑变形的预测<sup>[5]</sup>。陈尚荣考虑到神经网络良好的非线性映射能力,提出了使用 BP 神经网络来处理基坑变形的非线性时间序列问题<sup>[6]</sup>,为解决该问题提供了一种很好的思路。朱旭芬运用遗传算法和 ICBP 神经网络实现了对基坑钢支撑轴力的预测,其中遗传算法主要用来对神经网络隐层神经元个数进行寻优,一定程度上解决了 BP 神经网络隐层神经元个数较难确定的问题<sup>[7]</sup>。李水兵通过采用附加动量法和自动调整学习速率两种方法对 BP 神经网络进行优化,一定程度上加快了网络的收敛

速度<sup>[8]</sup>。因为设定自动调整学习速率,误差经过快速下降后,学习速率自动变慢,从而增加了网络的稳定性。张灿通过对三种神经网络模型的预测结果进行对比分析,得出遗传算法神经网络较 BP 神经网络和小波神经网络能更好地预测基坑施工沉降<sup>[9]</sup>。乔金丽通过采用适当的自适应学习速率和动量因子及变步长的方法对 BP 神经网络进行改进,并采用此改进模型预测了盾构隧道开挖引起的最大地表沉降<sup>[10]</sup>。韦立德针对 BP 神经网络采用梯度下降法容易陷入局部极小的缺点,提出了使用遗传算法来进一步改善搜索性能的思路<sup>[11]</sup>。正因为单独使用 BP 神经网络容易陷于局部最优,而遗传算法在全局寻优上具有独特的优势,因此,本文拟采用遗传算法优化 BP 神经网络的方法,探索建立预测基坑围护结构水平位移的神经网络模型。同时因为基坑工程施工现场监测的时间序列数据中蕴含着系统演化的信息,因此,本文中神经网络模型使用实际监测数据作为输入数据能够充分减小人为因素的干扰,从而能更好地把握系统内在的变形规律。

## 2 遗传算法实现

### 2.1 遗传算法简介

遗传算法主要基于 Darwin 的进化论和 Mendel 的遗传学说。Darwin 进化论的核心观点是适者生存原理,Mendel 遗传学说的主要观点是基因遗传原理<sup>[12]</sup>。

遗传算法深度融合了两者的优点,其基本原理可表述如下:首先,把问题的解表示成单个个体,在算法中表现为一个二进制编码的串。在执行遗传算法之前,给出一群个体,即假设解。然后,把这些假设解置于问题的“环境”中,并按适者生存的原则,从中选择出较适应环境的个体进行复制,再通过交叉、变异过程产生更适应环境的新一代群体。经过一代代地进化,最后收敛到最适应环境的某个个体上,即问题的最优解<sup>[13]</sup>。

### 2.2 遗传算法实施步骤

本文根据遗传算法的基本原理,利用 MATLAB 软件,编制了遗传算法通用程序,程序中所包含的函数如下: Genetic.m(主程序),Select.m(选择),Cross.m(交叉),Mutation.m(变异),fun.m(适应度函数),Code.m(编码),Decode.m(解码),test.m(检查交叉或变异后染色体的可行性)。由于代码数量较大,不在此列出。

遗传算法的实施流程如图 1 所示。

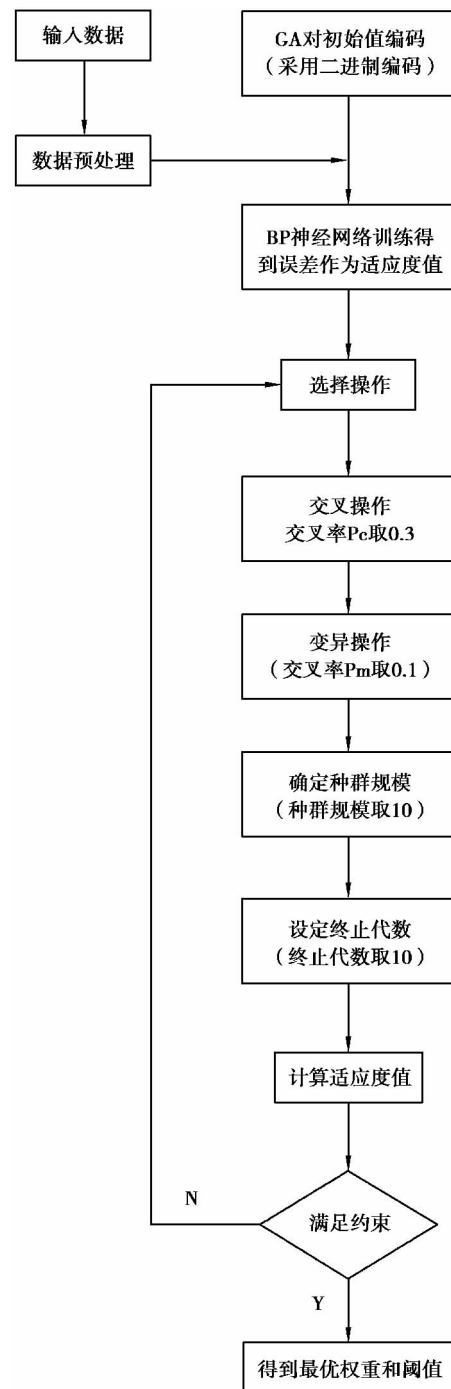


图 1 遗传算法实施流程图

Fig. 1 The flow chart of genetic algorithms

### 3 BP 神经网络

#### 3.1 BP 神经网络简介

BP 神经网络是研究和应用最为广泛的一种,其本质是运用 BP 算法的多层感知机模型。反向传播算法(Backpropagation Algorithm,简称:BP 算法)是一种监督学习算法,常被用来训练多层感知

机。其学习过程由信号的正向传播与误差的反向传播两个过程组成。

正向传播时,输入样本从输入层传入,经各隐层逐层处理后,传向输出层。若输出层的实际输出与期望输出(教师信号)不符,则转入误差反向传播阶段。

反向传播时,将输出以某种形式通过隐层向输入层逐层反传,并将误差分摊给各层的所有神经元,从而获得各层神经元的误差信号,此误差信号即作为修正各单元权重值的依据。

#### 3.2 BP 神经网络重要参数确定

##### 3.2.1 隐层数

Kolmogorov 定理说明带有合适网络结构和恰当权值的单隐层 BP 神经网络可以逼近任意闭区间上的连续函数。因而,一个三层(包含一个隐层)的 BP 神经网络可以完成任意  $n$  维到  $m$  维的复杂非线性映射。据此本文隐层数取 1 层。

##### 3.2.2 隐层神经元个数

如何确定隐层神经元的个数,目前理论上并没有一种科学和普遍的方法,但最基本的原则是在满足精度要求的前提下取尽可能紧凑的结构,即取尽可能少的数目。本文经过试算,隐层神经元个数取 7 即可满足要求。

##### 3.2.3 学习率

学习率  $\eta$  的取值会影响学习过程中网络权值的稳定性。大的学习率可能使得网络权值每一次的修正量过大,甚至会导致权值在修正过程中超出某个误差的极小值时不规则跳跃而不收敛;小的学习率会导致学习时间过长,但是能保证收敛于某个极小值。因此,一般倾向选取较小的学习率以保证学习过程的收敛性,通常取值在 0.01~0.8 之间。本文学习率取 0.05。

##### 3.2.4 BP 神经网络的初始连接权值

BP 算法本身决定了误差函数一般存在多个局部极小点,不同的网络初始权值直接决定了 BP 算法收敛于哪个局部极小点或全局极小点。因此,为了得到比较好的结果,就必须要求计算程序通过多次改变网络初始连接权值得求相应的极小点,并通过比较这些极小点误差的大小,确定“全局极小点”。为解决这一问题,本文采用遗传算法优化 BP 神经网络初始权值的选取工作。

#### 3.3 BP 神经网络模型

BP 神经网络模型分为输入层、隐层和输出层。输入层只从外部环境接收信息,该层的每个神经元

相当于自变量,不完成任何计算,只为下一层传递信息。输出层生成最终结果。隐层介于输入层和输出层之间,该层完全用于分析,联系输入层变量和输出层变量,使其更匹配已知资料<sup>[14]</sup>。BP神经网络的拓扑结构如图2所示。

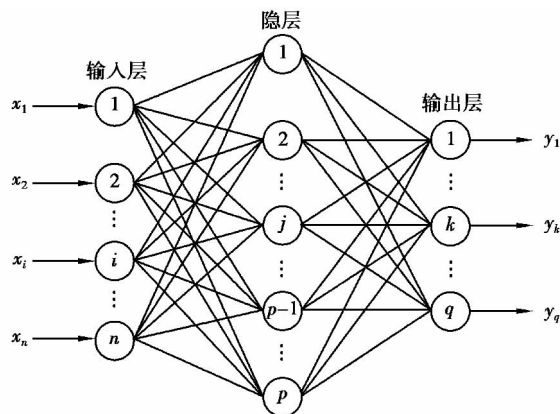


图2 BP神经网络拓扑结构图

Fig. 2 The BP neural network topology structure

## 4 基坑变形预测模型

### 4.1 训练样本的选取

为建立基坑变形的神经网络预测模型,首先要合理地选取训练样本。通常有两种方式可供选择。

(1) 影响基坑变形的因素多种多样,包括地层变异性、围护结构类型、基坑的几何尺寸和形状以及施工等因素。选取对基坑变形影响较大的因素指标作为模型输入量,训练得到相应的预测模型。

但考虑到施工因素对基坑变形的影响很大,且该部分因素很难用量化指标来精确表达,因而使用该方法得到的预测模型并不能很好的反映基坑的变形特征。

(2) 采用基坑变形的实际监测数据作为模型输入量,能有效减少人为因素的干扰,从而能够较好地反映系统内在的变形规律。

BP神经网络模型的应用,需要适量的训练样本,而在施工的初始阶段,监测数据少,无法满足样本需要,为此建议采用“新陈代谢”的方式进行训练<sup>[15]</sup>。所谓“新陈代谢”就是随着施工的进行,监测数据会越来越多,不断将这些新的数据加入到训练样本中,动态地训练、调整和更新神经网络。这为施工过程中的动态监测和预测提供了一种很好的思路。另外,还可以将本地区地质条件与施工条件较为接近的已有基坑工程的变形监测数据作为训练样本,来弥补基坑施工初期训练样本不足的问题。

综合上述两种方法的特点来看,采用第二种方

法训练得到的模型能更好地反映基坑的变形规律,这也是本文使用的动态样本方法。

### 4.2 程序实现

利用MATLAB软件编制了基于遗传算法的BP神经网络程序,包括变形监测数据的动态时长样本建立、网络权值与阈值优化、网络学习训练以及实现基坑围护结构水平位移的预测。程序实现的详细流程如图3所示(包括重要参数的选取设置)。

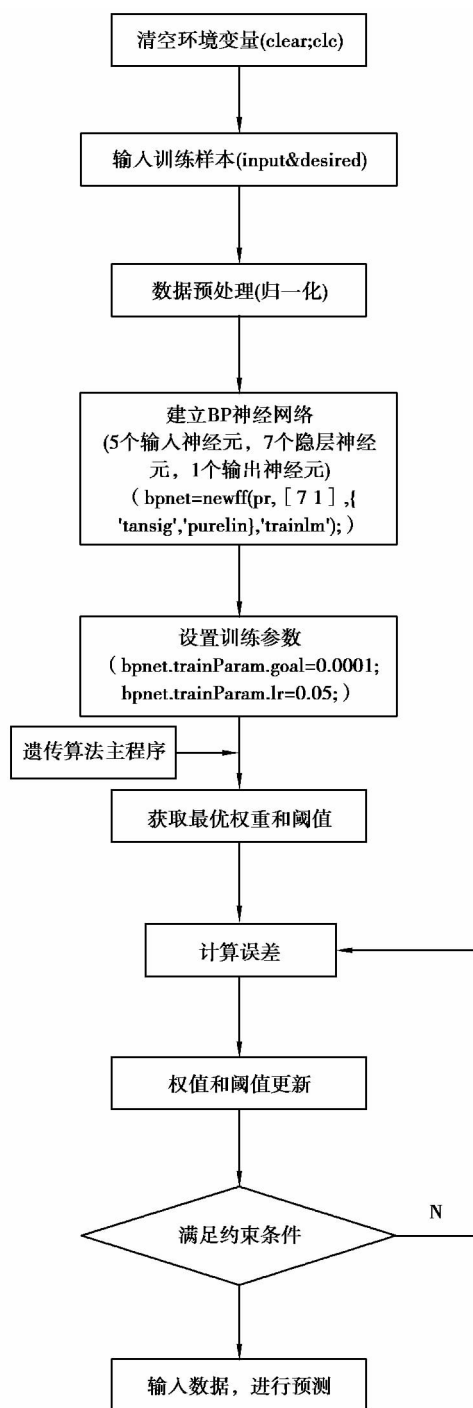


图3 模型程序流程图

Fig. 3 The flow chart of model program

## 5 工程案例

### 5.1 工程概况

宁波地铁某地下二层岛式站台车站, 车站范围为矩形框架结构, 车站基坑长 267.250 m, 标准段基坑宽 20.70 m, 车站主体均采用明挖法施工。车站主体围护结构采用地下连续墙加内支撑体系。基坑标准段深度 15.81~16.31 m, 采用 800 mm 厚地下连续墙加混凝土(第一道支撑)和钢管内支撑体系。地下连续墙总计 114 幅, 平面形状有“一”字形、“L”型、“Z”型、“T”型, 第一道支撑采用 700 mm×800 mm 混凝土支撑, 标准段第二、三、四、五道及盾构井段第二、三、四、五、六道为钢支撑( $\Phi 609$  mm,  $t = 16$  mm)。基坑平面布置如图 8 所示。

拟建场地第四纪地层发育, 厚度大于 70 m, 成因类型以海相沉积为主, 总体特征为: (1) 沉积物粗细韵律变化明显, 总体趋势呈自老至新粒度变细, 具多旋回性。(2) 沉积物的沉积环境由陆相向海相过渡。中更新世早期以洪积为主, 中更新世晚期~晚更新世早期以冲积、冲湖积为主, 晚更新世

晚期以海陆交互沉积为主, 全新世则以海相沉积为主。基坑部分地质纵剖面图如图 9 所示。

### 5.2 神经网络模型建立

取 CX45 测斜孔 10.00 m 深度处整个施工过程的变形监测数据作为训练样本, 建立关于深基坑地下连续墙围护结构水平位移经遗传算法优化的 BP 神经网络模型, 并运用此模型对同一基坑 CX48 测斜孔 10.00 m 深度处的围护结构水平位移进行预测。测斜孔平面布置图如图 10 所示。

首先利用遗传算法优化 BP 算法程序寻找全局最优解, 即合适的初始权重和阈值<sup>[16]</sup>。从图 4 中可以看出, 当进化到第 8 代时, 适应度值基本趋于稳定, 说明进化代数设置为 10 对该问题是比较合适的。

利用选取的训练样本训练该神经网络模型, 训练过程中均方差(mse)的变化如图 5 所示, 图示模型在训练到第 4 次时达到了设定的约束条件, 即模型已收敛。由此可得, 遗传算法可加快模型的训练收敛速度。

### 5.3 模型训练及预测结果分析

#### 5.3.1 模型训练及预测

(1) 对比 CX45 测斜孔 10.00 m 深度处的实际监测结果与训练结果, 判断模型训练的优劣程度;

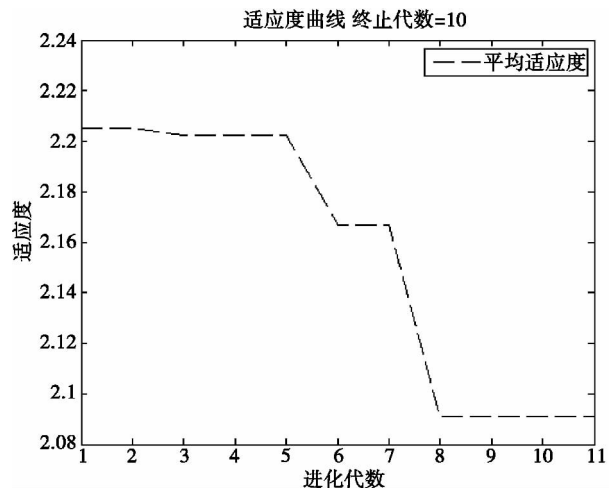


图 4 遗传算法进化代数与适应度关系曲线

Fig. 4 Adaptability vs. genetic algorithms' generations

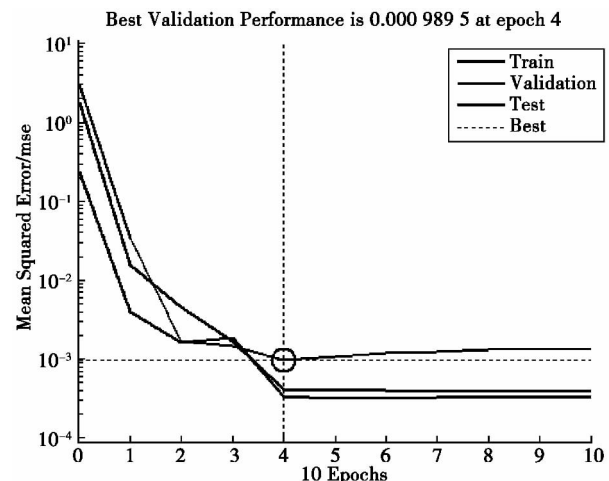


图 5 模型训练均方差与训练次数的关系图

Fig. 5 The training mse of model vs. training times

(2) 利用模型预测基坑 CX48 测斜孔 10.00 m 深度处的水平位移, 并与实际监测结果进行对比, 判断模型的泛化能力;

(3) 利用不经遗传算法优化的模型预测基坑 CX48 测斜孔 10.00 m 深度处的水平位移, 并与经过优化的模型的预测结果进行对比, 分析遗传算法的优化效果。

#### 5.3.2 模型训练结果分析

本文共选取了 CX45 测斜孔 10.00 m 深度处的 188 组监测数据, 利用连续 5 天变形数据预测第 6 天变形的方式来组成训练样本, 并将训练结果与实际监测结果进行对比, 得到“绝对误差的绝对值  $\geq 1$  mm”的有 19 组, 占总数的 10.11%; “绝对误差的绝对值  $\geq 2$  mm”的仅有 3 组, 占总数的 1.60%。结果表明, 该模型的训练结果满足精度要求。模型的训练结果与实际监测结果随时间变化的曲线图如图 6 所示。

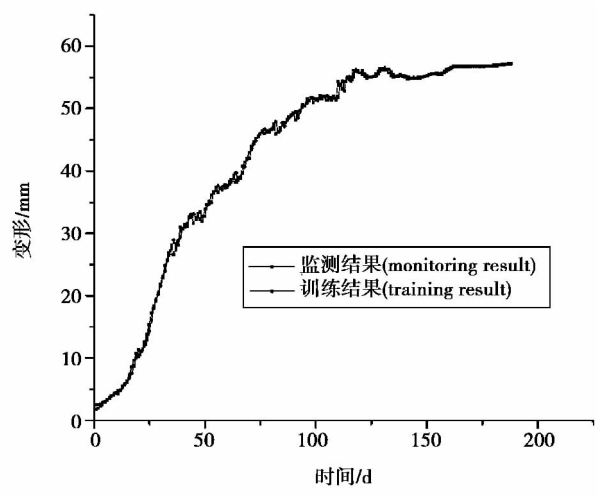


图 6 训练结果与监测结果关系图  
Fig. 6 The training result vs. the monitoring result

CX45 测斜孔位置处土体的施工被分成了 6 块,每块施工的起始日期分别是 01.26、02.11、02.21、03.01、03.06、03.16,对应开挖深度分别是 0 m、3.6 m、6.8 m、9.6 m、12.0 m、12.75 m。

5.3.3 模型预测结果分析

本文共选取了 CX48 测斜孔 10.00 m 深度处水平位移的 180 组监测数据,利用经遗传算法优化后的神经网络模型和未经遗传算法优化的神经网络模型进行预测,分别得到预测结果 a 和预测结果 b,见表 1。

CX48 测斜孔位置处土体的施工被分成了 5 块,每块施工的起始日期分别是 02.19、03.22、03.29、04.09、04.17,开挖深度分别是 0 m、3.6 m、6.8 m、10.0 m、13.05 m。

表 1 神经网络预测结果  
Table 1 The prediction result of neural network

No.	监测结果	预测结果 a	绝对误差	相对误差	预测结果 b	绝对误差	相对误差
.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....
29	23.32	23.024 6	-0.295 4	-1.28%	24.439 3	1.119 3	4.80%
30	25.08	24.466 7	-0.613 3	-2.51%	24.114 3	-0.965 7	-3.85%
31	26.05	25.915 7	-0.134 3	-0.52%	24.587 6	-1.462 4	-5.61%
32	28.30	26.710 7	-1.589 3	-5.95%	26.828 4	-1.471 6	-5.20%
33	30.28	28.961 0	-1.319 0	-4.55%	28.255 0	-2.025 0	-6.69%
.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....
88	50.43	50.416 2	-0.013 8	-0.03%	50.498 6	0.068 6	0.14%
89	50.21	50.734 4	0.524 4	1.03%	50.819 8	0.609 8	1.21%
90	50.32	50.427 4	0.107 4	0.21%	50.581 6	0.261 6	0.52%
91	53.16	50.489 5	-2.670 5	-5.29%	50.605	-2.555 0	-4.81%
92	55.97	53.094 3	-2.875 7	-5.42%	52.534 1	-3.435 9	-6.14%
.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....
176	55.76	55.689 8	-0.070 2	-0.13%	55.672 6	-0.087 4	-0.16%
177	55.92	55.839 4	-0.080 6	-0.14%	55.805 3	-0.114 7	-0.21%
178	56.07	55.984 6	-0.085 4	-0.15%	55.941 1	-0.128 9	-0.23%
179	56.23	56.133 9	-0.096 1	-0.17%	56.072	-0.158 0	-0.28%
180	56.39	56.278 6	-0.111 4	-0.20%	56.206 8	-0.183 2	-0.32%

(1) 预测结果 a: 在 180 组预测结果中“绝对误差的绝对值 $\geq 1$  mm”的有 26 组,占总数的14.44%;“绝对误差的绝对值 $\geq 2$  mm”的有 6 组,占总数的 3.33%;“绝对误差的绝对值 $\geq 5$  mm”的仅有 1 组,

占总数的 0.56%。模型的预测结果与实际监测结果随时间变化的曲线图如图 7 所示。

值得注意的是,判断神经网络模型泛化能力的优劣,主要不是看预测结果的误差大小本身,而是

要看其误差是否接近于训练样本的误差。据此可

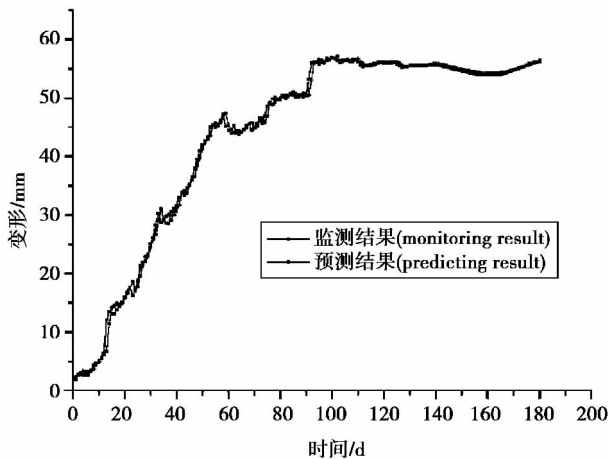


图 7 预测结果与监测结果关系图

Fig. 7 The prediction result vs. the monitoring result

以得出遗传算法模型较好地映射了基坑围护结构水平位移的变形规律,即具有了较好的泛化能力。

(2) 预测结果 b: 在 180 组预测结果中“绝对误

差的绝对值  $\geq 1 \text{ mm}$ ”的有 46 组,占总数的 25.56%, 占到了总数的 1/4 “绝对误差的绝对值  $\geq 2 \text{ mm}$ ”的有 22 组,占总数的 12.22% “绝对误差的绝对值  $\geq 5 \text{ mm}$ ”的有 4 组,占总数的 2.22%。

对比以上两组预测结果可以看出,不经过遗传算法优化的神经网络对基坑围护结构水平位移的预测值与实际监测值偏差较大,“误差绝对值  $\geq 2 \text{ mm}$ ”的数据占到了总数据的 1/10 以上,这样的预测结果很难用于实际工程指导,而经过优化的神经网络模型的预测结果明显要好很多。通过实例结果,说明没有经过遗传算法优化的神经网络可能收敛到局部最优点;而经过遗传算法优化的神经网络则可收敛于“全局最优点”。

另外,基坑围护结构水平位移在各级钢支撑施作前后往往变化较大,而从图 7 中可以看出经过训练后的神经网络能够很好地对这种变形进行预测。因此,在选取训练样本的时候,要非常注意选取整个施工周期的监测数据,以保证训练后的模型具有较好的泛化能力。



图 8 基坑平面布置图

Fig. 8 The foundation pit plane graph

注: ①<sub>1-1</sub>: 杂填土 ①<sub>2</sub>: 粘土 ①<sub>3</sub>: 淤泥质粘土 ②<sub>2-1</sub>: 淤泥 ②<sub>2-2</sub>: 淤泥质粘土 ③<sub>1</sub>: 灰色粉砂土 ③<sub>2</sub>: 粉质粘土夹粉砂

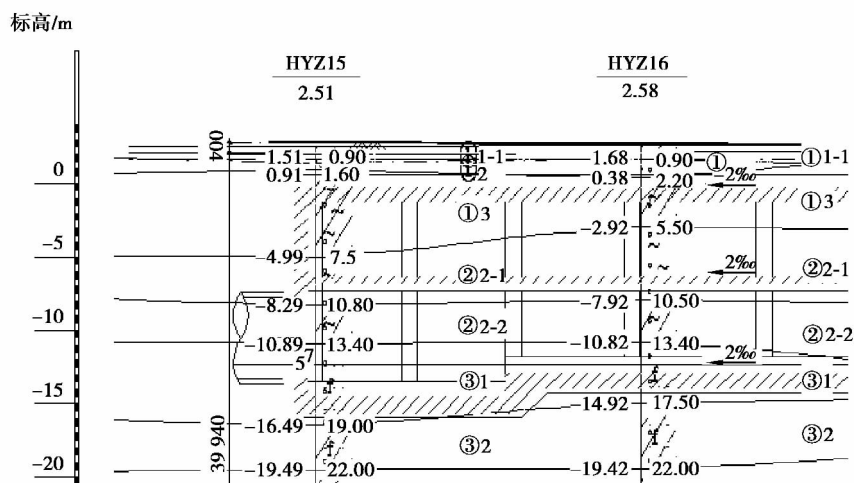


图 9 地质纵剖面图

Fig. 9 The geological longitudinal profile

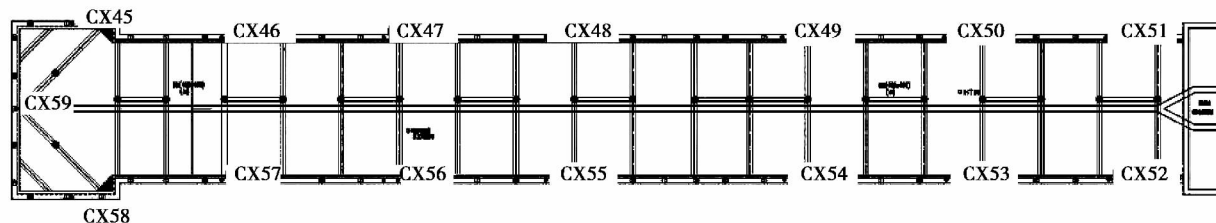


图 10 基坑水平位移测点布置图

Fig. 10 The monitoring points graph of foundation pit horizontal displacement

为验证此模型对基坑不同位置处均具有较好的预测性能,又分别对 CX46、CX51 和 CX59 测斜孔处的水平位移进行了预测,得到预测结果与监测结果的对比如图 11~图 13 所示。从图中不难看出, CX46 和 CX49 测斜孔的预测结果与监测结果相当吻合,而 CX51 测斜孔的预测结果相比较而言,误差要稍大一些,但仍在可接受的范围内。究其原因,可能是 CX51 测斜孔相比 CX46 和 CX59 测斜孔距 CX45 更远,地层差异更大,以及紧邻已完工的建筑物结构。因此,要取基坑周边不同位置处的监测数据作为训练样本,建立多组预测模型,以使其具有更强的泛化能力。

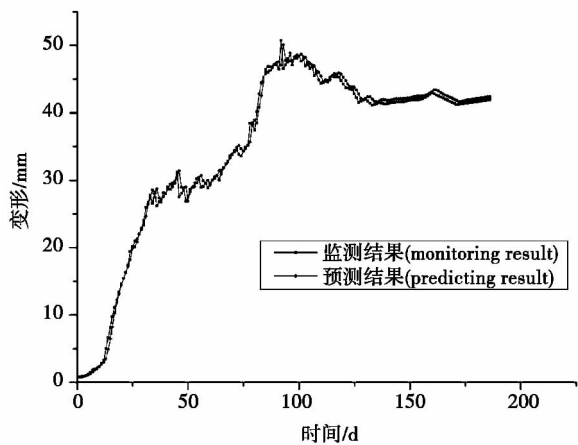


图 11 CX46 训练结果与监测结果关系图

Fig. 11 The training result vs. the monitoring result in CX46

## 6 结 论

(1) 采用经过遗传算法优化的 BP 神经网络模型来分析基坑围护结构水平位移这种位移时间序列特征关系,误差小,收敛速度快,证明了该模型与方法分析此类数据具有较好的可信度和实用性。

(2) 直接选取基坑围护结构水平位移的实际监测数据作为模型的训练样本,可以大大减少人为因素造成的干扰,从而能够更好地反映系统内在的变形规律。同时要注意选择整个施工周期的监测

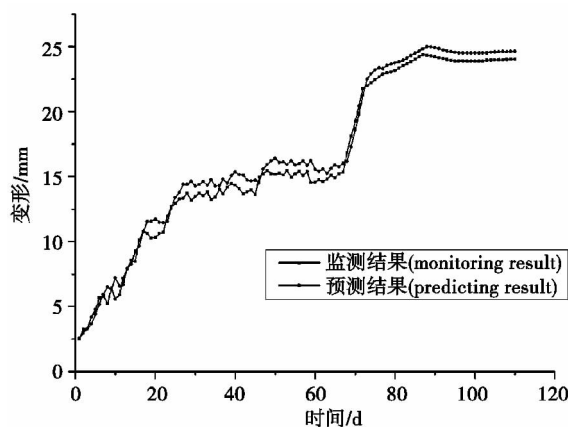


图 12 CX51 训练结果与监测结果关系图

Fig. 12 The training result vs. the monitoring result in CX51

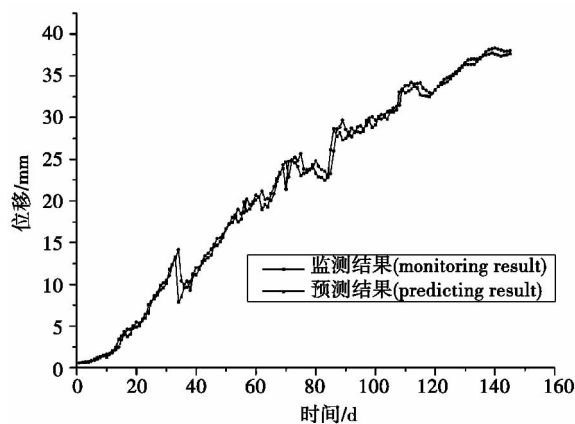


图 13 CX59 训练结果与监测结果关系图

Fig. 13 The training result vs. the monitoring result in CX59

数据作为训练样本,以保证模型具有良好的泛化能力。

(3) 导致施工过程中基坑发生变形的影响因素有很多,其中有些因素非常关键,如支护的施作时机等,如果将这些关键因素合理量化并与实际变形监测数据共同作为训练样本来训练模型,则得到的模型的预测准确性、泛化能力和稳健性将会更好。



## 参考文献(References)

- [1] 任俊. 对若干基坑事故的分析与探讨[D]. 湖北: 长江大学, 2012.
- [2] Jamali A, Ghamati M, Ahmadi B, et al. Probability of failure for uncertain control systems using neural networks and multi-objective uniform-diversity genetic algorithms [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence. 2013, 26(2): 714-723.
- [3] 齐干, 朱瑞钧. 基于 BP 网络的基坑周围地表沉降影响因素分析[J]. 地下空间与工程学报, 2007, 3(5): 863-867+871.
- [4] 李燕. 基于 BP 神经网络的深基坑围护变形预测[D]. 浙江: 浙江工业大学, 2013.
- [5] 殷晟泉, 梁发云, 姚笑青. 神经网络方法在深基坑动态风险预测中的应用[J]. 地下空间与工程学报, 2011, 7(5): 996-1000, 1012.
- [6] 陈尚荣, 赵升峰. BP 神经网络在基坑变形预测分析中的应用[J]. 上海地质. 2010(1): 29-31.
- [7] 朱旭芬, 袁宝远. 遗传算法和 ICBP 神经网络预测深基坑支撑轴力[J]. 路基工程. 2009(1): 63-65.
- [8] 李水兵, 李培现. 基于 BP 神经网络的深基坑变形预测[J]. 测绘信息与工程. 2011, 36(5): 41-42, 45.
- [9] 张灿, 琚娟, 郭志. 基于神经网络的深基坑沉降预测模型比较[J]. 地下空间与工程学报, 2013, 9(6): 1315-1319.
- [10] 乔金丽, 范永利, 刘波, 等. 基于改进 BP 网络的盾构隧道开挖地表沉降预测[J]. 地下空间与工程学报, 2012, 8(2): 352-357, 374.
- [11] 韦立德, 徐卫亚, 蒋中明, 等. 基坑支护结构水平变形预测的遗传神经网络方法[J]. 工程地质学报. 2003, 11(3): 297-301.
- [12] 葛继科, 邱玉辉, 吴春明, 等. 遗传算法研究综述[Z]. 2008, 25(10): 2911-2916.
- [13] 田延硕. 遗传算法的研究与应用[D]. 成都: 电子科技大学, 2009.
- [14] 黄丽. BP 神经网络算法改进及应用研究[D]. 重庆: 重庆师范大学, 2008.
- [15] 张庆华, 陈爱云. 神经网络在深基坑监测中的应用[J]. 安全与环境工程, 2004, 11(2): 55-58.
- [16] Chandwani V, Agrawal V, Nagar R. Modeling slump of ready mix concrete using genetic algorithms assisted training of Artificial Neural Networks [J]. Expert Systems with Applications. 2015, 42(2): 885-89.
- [2] Poulos, H.G. Analysis of piles in soil undergoing lateral movement[J]. Journal of Soil Mechanics and Foundation Engineering, 1973, 99(5): 391-406.
- [3] Ito. Design method for stabilizing piles against landslide-one row of Piles [J]. Soil and Foundations. 1981, 21(1): 21-37.
- [4] Ito. Extended design method for multi-row stabilizing piles against landslide [J]. Soil and Foundations. 1982, 22(1): 1-13.
- [5] A. T. C. Goh, K.S. Wong. Pile Response Adjacent to Braced Excavation [J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering. 2003, 129: 383-386.
- [6] D. E. L. Ong, C. F. Leung, Y. K. Chow. Behavior of pile groups subject to excavation-induced soil movement in very soft clay [J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering. 2009, 135: 1462-1474.
- [7] L.Y. Ding, X.G. Wu. Study on safety control for Wuhan metro construction in complex environments [J]. International Journal of Project Management, 2011, 29: 203-224.
- [8] 吴方会. 深基坑与近邻轻轨高架桥基础相互影响研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2011.
- [9] 王亮生. 城市高架桥下深基坑工程的实施[J]. 中国市政工程, 2007(增1): 88-92.
- [10] 丁烈云, 李炜明, 吴贤国, 等. 地铁循礼门车站深基坑施工监测分[J]. 铁道工程学报, 2010(9): 77-81.
- [11] 贾坚. 高架基础旁深基坑开挖的变形控制方法[J]. 岩土工程学报, 2006, 28(增1): 1610-1613.
- [12] 丁勇春. 软土地区深基坑施工引起的变形及控制研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2009.
- [13] 周承刚. 水泥土强度的影响因素[J]. 煤田地质与勘探, 2001, 29(1): 45-48.

(上接第 712 页)