

## BP神经网络在隧道基坑工程中的实际运用

丁 杨

(华东交通大学 土木建筑学院,江西 南昌 330013)

**摘要:**依据昆明轨道交通三号线东标段二工区省博物馆站在施工过程中基坑开挖所产生的深层水平位移问题,基于MATLAB神经网络工具箱仿真并建立BP神经网络模型,预测位移曲线可以通过输入已知数据建立。在实际工程中对该模型的合理性进行检测,实测数据表明,此BP神经网络模型对于深层水平位移问题有很好的预测能力。

**关键词:**基坑工程;地下深层水平位移;BP神经网络;MATLAB分析;昆明;轨道交通

**中图分类号:**TU4

**文献标识码:**A

## Practical application of BP neural network in tunnel excavation engineering

DING Yang

(Department of Civil and Architecture, East China Jiaotong University, Jiangxi Nanchang 330013, China)

**Abstract:** Aiming at deep horizontal displacement problem in the process of excavation construction of the second District Provincial Museum Station in 3 east section of Kunming Rail Transit Line, this paper sets up the displacement prediction curve on basis of MATLAB simulation and the establishment of BP neural network model through the input displacement data. The experimental data shows that the BP neural network model has good predictive power for the deep horizontal displacement. This method provides a new technical means for the displacement control of underground engineering.

**Key words:** foundation pit engineering; deep horizontal displacement; BP neural network; MATLAB simulation;

地铁地下施工具有技术交叉性,风险隐蔽性、复杂性和施工环境恶劣性、特殊性、无序性、动态性的特点,其大规模、高速度的建设必然导致地铁施工高风险的存在<sup>[1]</sup>。据初步统计:从2001年起,我国共有126起地铁事故,其中地铁施工事故就有101起以上<sup>[2]</sup>。事故的发生必将造成巨大的经济、人力损失和不良社会影响。可见,在施工过程中如何采取有效的方法进行监测与预测是极为重要的。随着现代技术的发展,BP神经网络孕育而生,目前BP神经网络预测分析在地下工程、岩石工程、桥梁工程中取得了很好的效果<sup>[3-8]</sup>。但在基坑监测中还尚未采用,由于基坑工程的风险性较高,并且需要考虑环境效应,所以在施工过程中需要密切注意基坑的变形,而地下连续墙水平位移可以反映基坑的安全性和判断周边环境<sup>[9]</sup>。所以应该在基坑开挖过程中引用BP神经网络这

一现代技术<sup>[10]</sup>。由于BP神经网络在其他地下工程中有着很好的效果,所以本文对高度复杂和高度非线性的隧道基坑开挖引发的深层水平位移进行模拟与预测计算。

### 1 项目概况

省博物馆站为昆明地铁3号线与5号线的换乘站,为地下三层岛式车站。车站主体总长144 m,标准段外包宽度23.3 m,扩大段宽度27.50 m。本站标准段基坑深度25.5 m。车站结构采用明挖顺作法施工,基坑竖向设置5道支撑加一道倒撑。

省博物馆站沿东风西路呈东西向布置。东风西路为双向6车道,规划道路红线宽35 m,是连接昆明市东西向的一条交通干道,交通繁忙。车站南侧为五华大厦(现叫金魔仿儿童新未来城)及其扩建工程,西北侧距离车站最近的为省公安厅家

表1 工程地理位置及周边环境

Tab. 1 Engineering location and surrounding environment

建筑物	层数	距离基坑/m	基础类型	结构类型
五华大厦	7	18.5	桩基础	框架结构
公安厅楼	8	30	条形基础	砖混结构
中银大厦	30	48	桩基础	框架结构
顺城	26	63	桩基础	钢结构

表2 周边管线情况

Tab. 2 Peripheral pipeline

序号	管线名称	规格/mm	埋深/m	距基坑最小距离/m	备注
1	污水管	1 400 × 1 600	1.65	4.33	
2	污水管	DN1000	1.5 ~ 2	8.2	波纹管
3	煤气	DN325	1.02	20.71	
4	自来水管	DN200	0.52	4.54	

属楼,东北侧为中银大厦,东南侧为顺城商业广场(有负三层地下室)如表1所示。省博物馆站周边管线十分复杂,如表2所示。因此对该工程的施工阶段实施监控和监测是十分有意义的。

## 2 BP神经网络原理

BP神经网络(Back Propagation Algorithm)由输入层、隐含层和输出层三层网络所构成,是目前应用最广泛的一种网络<sup>[11-13]</sup>。其核心思想是通过某种形式将输出误差通过隐层向输入层逐层反传。

本文选取的是单输出有一个隐层,输入有三层的BP网络模型。选取隐层神经元个数参照以下公式<sup>[14]</sup>:

$$L = \sqrt{M + N} + A \quad (1)$$

式中, $L$ 代表隐层神经元个数; $N$ 代表输入的神经元个数; $M$ 代表输出层神经元个数; $A$ 代表1~10的整数。

简而言之,BP学习算法就是从输入向输出层和从输出层向第一隐层两个方向传播信息,各神经元的权值通过不断的被调整,使达到最低的误差信号,来完成学习神经网络的,然后对没有学习的样本集进行推理、预测则依赖于学习后的网络。

## 3 建立BP神经网络模型

### 3.1 BP神经网络模型的创建

利用Matlab的神经网络工具箱实现BP神经网络模型的创建、学习和训练,下面列出程序的核心部分<sup>[15]</sup>:

```
% 创建网络
```

```
net = newff(minmax(p1), [1,3,1],  
{ 'tansig', 'tansig', 'purelin' }, 'trainlm');
```

```
% 当前输入层权值
```

```
inputWeights = net_1.IW{1,1}inputbia  
net_1.b{1}
```

```
% 当前网络层权值和阈值
```

```
layerWeights = net_1.LW{2,1}
```

```
layerbias = net_1.b{2} % 设置训练次数
```

```
net.trainParam.epochs = 5000; % 设置收敛  
误差
```

```
net.trainParam.goal = 0.0000001; % 训练网络
```

```
[net,tr] = train(net,p1,t1); % 对BP网络进行  
仿真
```

```
A = sim(net_1,P1); % 计算仿真误差
```

```
E = T - A; MSE = mse(E)
```

```
train函数的常用格式如下:
```

```
[ent,tr] = train(net,p1,t1)
```

其中p1为向量集输入样本;t1为向量集对应的目标样本;式子的右、左两侧的net各自用于代表训练前、后的神经网络对象;tr代表的是步数信息和误差信息,这是用于存储训练过程中的。

仿真函数sim:t1 = sim(net,p1)可以用来计算网络在给定输入下的输出。

### 3.2 输入已知数据并仿真预测

已知数据如表3,对于带有奇异样本的测量数据,可以发现,当有突然跳跃、明显不合理的特性时。并且这些奇异点的实测数据有较大的偶然误差。若使用这些样本,神经网络的学习反而会使网络的精度更糟,故采用前后截面数据的线性插

表3 已知数据  
Tab.3 Known data

深度/m	位移/mm	深度/m	位移/mm	深度/m	位移/mm	深度/m	位移/mm	深度/m	位移/mm
0.5	2.12	5.0	20.60	9.5	37.98	14.0	51.78	18.5	61.92
1.0	4.37	5.5	22.67	10.0	39.60	14.5	53.21	19.0	63.15
1.5	5.99	6.0	24.41	10.5	41.11	15.0	55.01	19.5	64.01
2.0	7.91	6.5	26.11	11.0	42.91	15.5	56.13	20.0	64.53
2.5	9.83	7.0	28.85	11.5	44.20	16.0	57.18	20.5	65.09
3.0	12.50	7.5	30.74	12.0	45.84	16.5	58.39	21.0	65.46
3.5	14.38	8.0	32.67	12.5	47.52	17.0	59.50	21.5	65.61
4.0	16.34	8.5	34.49	13.0	48.87	17.5	60.40	22.0	65.66
4.5	18.44	9.0	36.44	13.5	50.41	18.0	61.14	22.5	65.58

值替代法处理奇异样本数据。按照连续函数表示定理,要求归一化处理后的该输入变量为  $x'$ , 根据文献[16]确立公式如下:

$$x' = a + b \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2)$$

式中: $a$ 、 $b$  是 2 个常量;分别为每组因子变量的最大值和最小值。

为了使我们的误差平方小,继而近似确定多项式阶数  $N$ ,下列列出程序的核心部分:

```
y2 = polyfit(x, y, i);
```

```
Y = polyval(y2, x); % 计算拟合函数在 x 处的值
```

```
if sum((Y - y)^2) < 0.1
```

```
N = i
```

```
得 N = 4
```

进而得出预测图形和函数表达式,见图 1。

函数表达式为: $Y = -0.00005x^4 - 0.00024x^3 - 0.02961x^2 + 4.3578x - 0.36634$ 。

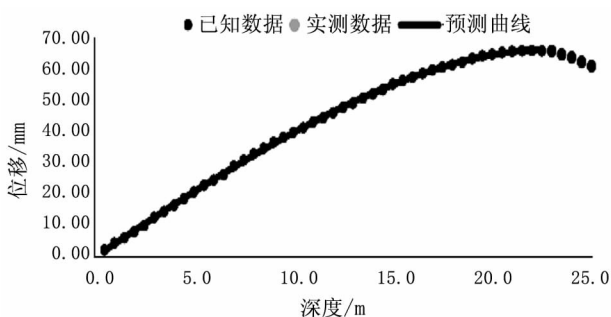


图1 深度与位移预测变化曲线

Fig.1 Prediction curve of depth and displacement

### 3.3 仿真预测与实测数据比较及误差分析

实测数据与预测数据统计其误差值见表 4。

表4 实测数据与预测位移

Tab.4 Measured data and predicted displacement

深度/m	实测位移/mm	预测位移/mm	绝对误差值/mm
23.0	65.52	67.29	1.76
23.5	64.44	67.33	2.89
24.0	63.48	67.26	3.78
24.5	62.03	67.08	5.05
25.0	60.72	66.79	6.07

由表 4 可见,建立的 BP 神经网络的预测模型与实际监测到的数据存在一定的误差,该误差目前随着深度的加大而加大,但实测位移已经在 [22.0, 22.5] 之间出现拐点,而预测曲线则是在 [23.5, 24] 之间出现了拐点,所以是会造成一定误差的。但这些误差还在可承受误差范围内,并且预测的位移值要比实测的位移值偏大,故偏安全,可采用。

曲线逐渐呈“啤酒肚”型,这说明地下连续墙墙体曲线最终形成上下两端小,中间大的特点(在 [0, 22.0] 之间呈上升趋势,在 [22.0, 22.5] 出现极大值,之后呈下降趋势),这种情况说明顶部位移受到了制约作用:一方面是由于压顶梁和第一道支撑对连续墙侧移明显限制;二是在基岩或深埋土体中被地下连续墙嵌入,较强的约束住墙角,因此侧向位移在墙角处被收敛,即显著的空间效应存在于深基坑两端中,从而位移的发展被抑制了<sup>[17]</sup>。

土方开挖引起地下连续墙的变形,此开挖深度与变形量呈正比。随着加深开挖,位移最大值所在的位置逐步下降,变形逐步增大<sup>[18-20]</sup>。

## 4 结论

利用 BP 神经网络建立的预测模型,所得预测

值与实测值拟合很好,具有准确、简单、速度快的特点,是地铁开挖变形预测的一种有效方法。

参考文献:

[1]钱七虎,戎晓力.中国地下工程安全风险管理的现状,问题及相关建议[J].岩石力学与工程学报,2008,27(4):649-665.

[2]邓小鹏,李启明,周志鹏.地铁施工安全事故规律性的统计分析[J].统计与决策,2010,9(9):87-89.

[3]邓建辉,李焯芬,葛修润.网络和遗传算法在岩石边坡位移反分析中的应用[J].岩石力学与工程学报,2001,20(1):1-5.

[4]樊 捆,刘宇敏,张艳华.基于人工神经网络的岩土工程力学参数反分析[J].河海大学学报:自然科学版,1998,26(4):98-102.

[5]冯夏庭,张治强,杨成祥,等.位移反分析的进化神经网络方法研究[J].岩石力学与工程学报,1999,18(5):529-533.

[6]易 达,徐明毅,陈胜哄,等.人工神经网络在岩体初始应力场反演中的应用[J].岩土力学,2004,25(6):943-946.

[7]陶月长,吴泽力.入土深度对围护结构水平位移的影响[J].河北工程大学学报:自然科学版,2015,32(3):38-41.

[8]梁月吉,任 超,刘立龙,等.基于 EMDGA 和 BP 和神经网络的大坝变形预测[J].桂林理工大学学报,2015,1(1):111-116.

[9]武文永,曹雪山.南京地铁鸡鸣寺站地下连续墙深层水平位移特性研究[J].华东交通大学学报,2014,3(3):115-119.

[10]侯北平,卢佩.基于 MATLAB 的 BP 神经网络模型及系统仿真[J].自动化与仪表,2001,16(1):34-36.

[11]齐 干,陈学军,朱瑞钧.神经网络在深基坑工程中的应用[J].建筑技术开发,2004,31(5):22-26.

[12]贺超峰,华心祝,杨 科,等.基于神经网络的工作面周期来压预测[J].安徽理工大学学报,2012,1(1):59-63.

[13]RUMELHART D E. Learning representation by BP Errors [J]. Nature (London),1986,7(7):64-70.

[14]张文鸽,吴泽宁. BP 神经网络的改进及其应用[J].河南科学,2003,21(2):203-205.

[15]凌建明,崔伯恩,赵鸿铎,等.神经网络预测河湾最大冲刷深度[J].同济大学学报:自然科学版,2006,34(8):1040-1044.

[16]卜一之,李玉耀.基于 BP 神经网络算法的特大跨度斜拉桥施工过程中的线性预测[J].现代交通科技,2009,1(1):24-27.

[17]程胜一,褚伟洪,陈 杰,等.深层水平位移监测技术分析[J].城市勘测,2011,12(12):167-170.

[18]曾晓云.建筑基坑变形及支撑结构设计研究[J].河北工程大学学报:自然科学版,2015,32(2):6-9.

[19]李劭晖,汪琦力,徐 伟.沿海软土地区深基坑工程信息化施工技术研究[J].建筑技术,2006,37(12):900-902.

[20]李爱荣,王增道.人工神经网络技术在深基坑信息化施工中的应用[J].建筑技术,2006,36(12):891-893.

(责任编辑 王利君)

声 明

为适应我国信息化建设的需要、提高本刊的学术影响力、扩大作者知识信息交流渠道,本刊已许可中国学术期刊(光盘版)电子杂志社、万方数据库等以数字化方式通过信息网络传播本刊全文。作者向本刊提交文章发表的行为即视为同意我刊上述声明。

