

动量 BP 算法在路基沉降预测中的应用

贺明侠 王连俊

(北京交通大学土建学院环交所, 北京 100044)

【摘要】 提出一种采用动量 BP 算法来预测路基沉降的方法, 结合具体的工程实例, 构建了预测路基沉降的具体 BP 神经网络模型。预测结果表明, 该模型有较高的预测精度, 可作为预测路基沉降的一种新方法。

【关键词】 动量 BP 算法; 路基工程; 沉降预测; 神经网络

【中图分类号】 TU 441.6

Momentum Backpropagation for the Settlement Prediction of Subgrade Construction

He Mingxia Wang Lianjun

(C. E. College, Beijing Jiaotong Univ., Beijing 100044 China)

【Abstract】 The method of Momentum Backpropagation is employed on the prediction of railway subgrade construction. Combined with the concreted example of actual subgrade engineering, the BP neural network model for settlement prediction of roadbed in the railway is founded. The predicting results indicate that the model proposed can gain higher precision, which provides a new way for settlement prediction of the railway roadbed.

【Key Words】 Momentum Backpropagation; subgrade construction; settlement prediction; Artificial Neural Networks

0 引言

由于影响岩土力学与工程问题的因素复杂, 传统数学力学模型在一些工程问题中难有真正的作为, 而且岩土体介质的本构关系是模糊的、离散的, 但又有其地区特征上的规律性。现有岩土力学知识在许多地方存在不成熟性和不完备性, 单纯追求精确的本构关系是徒劳和不切实际的。近些年发展起来的人工神经网络技术, 对用传统建模方法不能描述的复杂工程问题有着相对的优势, 与一些传统的计算方法相比, 有其独特的优越性, 已经在不同的工程领域得到应用。本文主要将人工神经技术中的动量 BP 算法应用于路基工程沉降的预测, 并与传统的曲线拟合方法进行比较分析。

1 人工神经网络基本理论

人工神经网络 ANN (Artificial Neural Networks) 是最近发展起来的十分热门的交叉学科, 有着非常广泛的应用背景。它模拟大脑的学习, 对信息能够进行分布式存储和并行协同处理, 对数据具有良好的拟合能力; 具有高度的非线性映射能力, 良好的自适应性、容错性和函数逼近性; 在复杂的非线性

性系统中具有较高的建模能力。本文所采用的反向传播 BP (Backpropagation Network) 网络模型, 是前馈网络的核心部分, 体现了神经网络最精华的部分^[1]。

1.1 BP 神经网络简介

基于 BP 算法的神经元网络称为 BP 神经网络。其网络仅通过许多具有简单处理能力的神经元的复合作用, 就可使网络具有复杂的非线性映射能力; 网络结构简单, 一般由输入层、隐层和输出层组成; 工作状态稳定且易于硬件实现。

1.2 动量 BP 神经网络原理

一般的 BP 神经网络存在着许多问题, 如学习算法的收敛速度很慢, 存在局部极小值, 网络学习具有不稳定性等。这些问题一直限制着 BP 神经网络在大范围内的应用。动量 BP 神经网络是带动量的批处理梯度下降的网络, 它是通过改变学习率 η 来提高网络的性能, 并且利用附加动量的作用自动避免陷入局部极小值。而且动量 BP 算法可使网络在修正其权值时, 除考虑误差在梯度上的作用外, 还会考虑在误差曲面上变化趋势的影响^[2]。

对于 P 个样本来说,若采用梯度算法,总是使总误差向着减少的方向变化,达到一个局部极小解,如在权值改变量中加入一个动量因子 $m_c(0 < m_c < 1)$ 就可加速收敛并防止网络振荡。增加动量因子 m_c 的 BP 算法,即为动量 BP 算法。在引入动量项后,网络连接权的迭代关系具有如下形式:

$$W_{uv}(n+1) = W_{uv}(n) + \Delta W_{uv}(n+1) =$$

$$W_{uv}(n) + \eta \sum_{p=1}^a \delta_u^p y_v^p + m_c \Delta W_{uv}(n) \quad (1)$$

其中:动量项 $m_c \Delta W_{uv}(n) = m_c [W_{uv}(n) - W_{uv}(n-1)]$, m_c 为动量因子,一般 $m_c = 0.9$ 左右。动量项的作用在于记忆前一时刻连接权的变化方向(即变化量的值),这样就可以采用较大的学习速率 η ,以提高学习的速度。增加动量项,利用其“惯性效应”来抑制可能产生的振荡,起到了平滑的作用。此外,当网络的训练进入了误差曲面底部的平坦区时, δ_n 很小, $\Delta W_{uv}(n+1) \approx m_c \Delta W_{uv}(n) \approx \Delta W_{uv}(n)$, 即

$$\Delta W_{uv}(n) \approx \eta \sum_{p=1}^a \delta_u^p y_v^p + m_c \Delta W_{uv}(n) \quad (2)$$

$$\Delta W_{uv}(n) \approx \frac{\eta}{1 - m_c} \sum_{p=1}^a \delta_u^p y_v^p \quad (3)$$

与基本 BP 算法的连接权修正量相比较,其附加动量项后的系数增大为 $\eta/(1 - m_c)$,从而有利于网络连接权加快脱离误差曲面的平坦区。

2 动量 BP 神经网络在胶新铁路工程中的应用

胶新铁路地基土层与地质构造差异较大,路堤填料类型较多,并且采用了振动碾压等施工技术,难以按现行路基沉降计算方法对路基的沉降量进行全面、准确、可靠的评价和预测。因此,利用 BP 神经网络技术进行沉降数据的预测将是个新的尝试。以胶新铁路路桥过渡段的实测沉降为例,在过渡段 DK6+650 内,距桥头 2 m、7 m、12 m 和 22 m 基底处理设沉降管,进行实测,并利用实测数据建立 BP 神经网络研究路基的沉降规律。

2.1 路桥过渡段的动量 BP 神经网络设置

2.1.1 基于 MATLAB 建立 BP 神经网络

影响路桥过渡段路基沉降的因素很多,如:地基形式、离桥头的距离、填料类型、加载方式和加载速度、路基处理方法、土体的应力历史、施工工期、路基的剖面形态(路基的高度、宽度)等。结合路桥过渡段现有的地质条件及工程资料,选用以下 7 个因素作为输入神经元,即:处理方式、预压方式、路堤填土高度、填料类型、地基形式、施工时间、离桥头的距

离。隐层神经元个数选用 14,传递函数采用 logsig 型;输出层传递函数采用 purelin 型,网络简洁图见图 1。

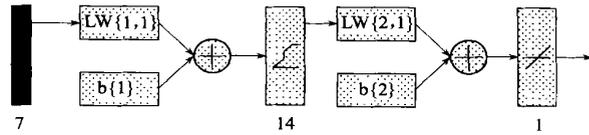


图 1 路桥过渡段 BP 神经网络简洁图

2.1.2 BP 神经网络的初始化及其网络参数的设定

初始值对网络学习影响很大,一般选最初极值在 $(-1, 1)$ 之间的随机数,即可保证每个神经元的权值在 S 形传递函数的变化最大处进行调节,循环 3~4 次即可使网络较快地达到稳定状态。网络参数的设定:

```
net.trainParam.show = 500;
net.trainParam.lr = 0.01;
net.trainParam.mc = 0.9;
net.trainParam.epochs = 50 000;
net.trainParam.goal = 0.0.
```

2.1.3 定性变量设置。

对于定性变量,参照专家经验知识,首先按照其实际意义转化成整数区间上的分布数字^[3]。

处理方式变量赋值为:1—不处理,2—砂垫层,3—排水板;

预压方式变量赋值为:1—超载,2—等载,3—欠载;

填料类型变量赋值为:1—A 类填料,2—B 类填料,3—C 类填料,4—D 类填料,5—E 类填料;

地基形式变量赋值为:1—岩石地基,2—砂土地基,3—粘土地基,4—不良地基。

神经网络输入值见表 1。路桥过渡段的实测沉降值见表 2。路桥过渡段:路堤高度 $H = 6$ m, C 类填料,砂粘土地基。

表 1 输入神经元数据

时间/月	填土高度/m	填料类型	距桥头的距离/m	预压方式	地基类型	处理方式
1.0	6	3	t	2	3	3
2.4	6	3	t	2	3	3
3.2	6	3	t	2	3	3
4.1	6	3	t	2	3	3
5.2	6	3	t	2	3	3
5.6	6	3	t	2	3	3

续表

时间 / 月	填土高度 / m	填料类型	距桥头的距离 / m	预压方式	地基类型	处理方式
6.9	6	3	<i>t</i>	2	3	3
7.2	6	3	<i>t</i>	2	3	3
8.3	6	3	<i>t</i>	2	3	3
9.2	6	3	<i>t</i>	2	3	3
10.1	6	3	<i>t</i>	2	3	3
11.2	6	3	<i>t</i>	2	3	3
12.2	6	3	<i>t</i>	2	3	3
13.2	6	3	<i>t</i>	2	3	3
14.2	6	3	<i>t</i>	2	3	3
15.3	6	3	<i>t</i>	2	3	3
16.2	6	3	<i>t</i>	2	3	3
17.2	6	3	<i>t</i>	2	3	3
18.5	6	3	<i>t</i>	2	3	3

注: *t* 表示距离桥头的距离即 2 m、7 m、12 m 和 22 m

表 2 路桥过渡段实测数据

时间 / 月	DK6+2	DK6+7	DK6+12	DK6+22
1.0	0.30	0.10	0.40	0.50
2.4	3.30	3.00	1.10	4.00
3.2	3.70	3.60	1.30	4.20
4.1	4.30	4.80	2.00	4.60
5.2	5.40	6.20	2.30	5.00
5.6	5.70	7.80	3.20	5.90
6.9	7.60	7.90	3.90	7.70
7.2	7.70	9.80	4.20	8.20
8.3	7.70	10.70	4.60	8.70
9.2	7.80	10.90	6.60	9.70
10.1	7.90	12.10	7.90	12.20
11.2	8.00	12.20	8.20	12.40
12.2	8.10	12.20	8.40	13.00
13.2	8.10	12.30	8.80	13.10
14.2	8.30	12.50	9.10	14.00
15.3	8.40	12.80	9.50	15.10
16.2	8.70	13.00	9.90	16.50
17.2	8.70	13.10	10.50	19.40
18.5	8.70	13.10	10.60	19.60

2.2 动量 BP 神经网络训练结果

选用前 15 个沉降值为训练样本,后 3 个沉降值为仿真结果,预测结果见表 3。

表 3 动量 BP 神经网络预测值

时间 / 月	DK6+2	DK6+7	DK6+12	DK6+22
1.0	0.296	0.103	0.400	0.501
2.4	2.299	2.992	1.101	3.992
3.2	3.700	3.629	1.301	4.201
4.1	4.303	4.800	1.995	4.600
5.2	5.398	6.201	2.300	5.007
5.6	5.704	7.794	3.200	5.899
6.9	7.610	7.910	3.901	7.702
7.2	7.700	9.790	4.195	8.206
8.3	7.729	10.729	4.602	8.708
9.2	7.801	10.885	6.600	9.700
10.1	7.909	12.099	7.899	12.189
11.2	8.039	12.209	8.222	12.443
12.2	8.102	12.248	8.399	12.947
13.2	8.284	12.284	8.803	13.101
14.2	8.287	12.487	9.109	14.003
15.3	8.406	12.806	9.497	15.098
16.2	8.702	13.024	9.907	16.517
17.2	8.704	13.083	10.498	19.399
18.5	8.709	13.090	10.595	19.646

2.3 BP 神经网络预测结果分析

当网络训练结束之后,用 sim 函数进行仿真网络的输出,并与目标输出进行比较,来检验网络的性能。Matlab 还提供了 postreg 函数用于对网络训练结果的进一步分析^[4]。postreg 函数利用了线性回归的方法分析了网络输出和目标输出的关系,即网络输出变化相对于目标输出变化的变化率,可对网络的训练结果作出评估。以 DK6+650 距桥头 7 m 处的网络训练结果为例(见图 2)。图 2(a)中训练误差曲线趋势平缓,则训练网络趋于稳定;图 2(b)中神经网络预测的相关系数 $R = 1$,虚线和直线几乎重合;因此,网络具有非常好的性能。

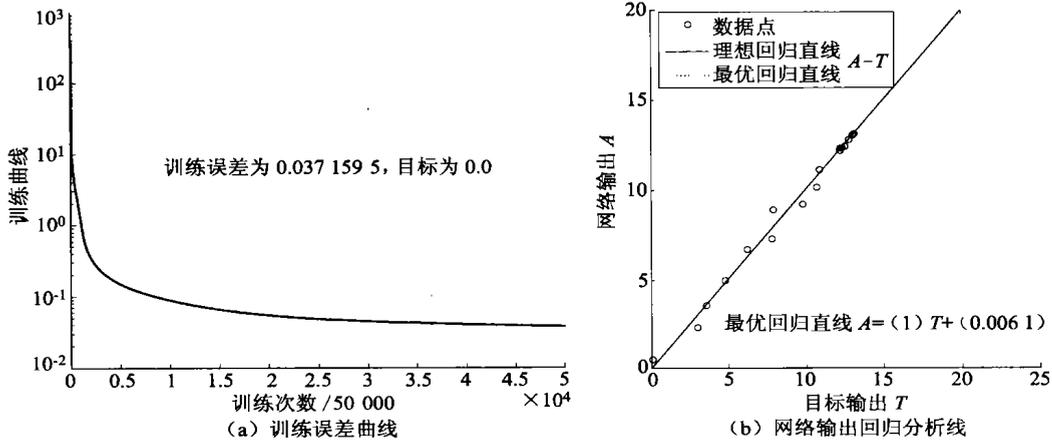


图2 DK6+650 距桥头 7 m 处的 BP 神经网络训练结果

3 曲线拟合分析

用曲线拟合法对实测值进行定量分析, 选用泊松曲线^[5]拟合结果见表 4。

表 4 曲线拟合沉降值

时间 / 月	cm			
	DK6+2	DK6+7	DK6+12	DK6+22
1.0	0.27	0.00	0.50	0.47
2.4	2.81	2.20	0.87	3.90
3.2	3.90	3.85	1.18	4.00
4.1	4.90	5.44	1.69	4.58
5.2	5.84	7.05	2.37	5.56
5.6	6.12	7.55	2.69	5.96
6.9	6.86	8.95	3.90	7.47
7.2	7.00	9.23	4.21	7.82
8.3	7.43	10.20	5.37	9.12
9.2	7.70	10.70	6.31	10.13
10.1	7.92	11.20	7.18	11.07
11.2	8.12	11.70	8.06	12.11
12.2	8.26	12.10	8.69	12.96
13.2	8.38	12.40	9.16	13.75
14.2	8.46	12.90	9.49	14.54
15.3	8.53	12.90	9.75	15.51
16.2	8.58	13.08	9.89	16.48
17.2	8.62	13.23	9.99	17.84
18.5	8.66	13.38	10.08	20.82

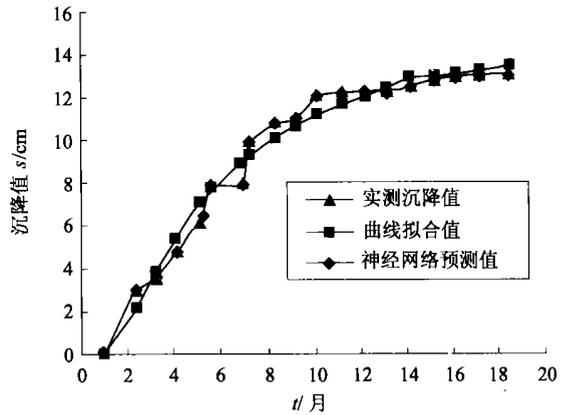


图3 曲线拟合值与神经网络预测值比较图

由图 3 可以得出, 曲线拟合结果稍微偏离了实测沉降值, 因其采用了假定的数学模型, 对没有规律可循的实测沉降值而言, 计算值与实测值间存在着一定的偏差; 神经网络结果比曲线拟合结果更接近实测值, 因其利用了 ANN 强大的非线性映射能力, 不需要提出算法公式及大量的数学假定, 将传统的函数关系转化为高维的非线性映射, 而不是显式的数学表达式。本文建立的动量 BP 神经网络对路桥过渡段的沉降量的预测结果表明它具有高度的可靠性, 可利用其预测结果进行路桥过渡段的平顺性等方面的分析研究工作。BP 神经网络法在珠江三角洲地区大量单桩的沉降预测值中的应用^[6], 再次表明了它是一种高精度的预测方法。因此, 应用人工神经网络进行路基沉降量的预测, 在理论上和应用上都是可行的。它与数理统计方法相比, 具有准确、简便的特点, 大大减轻了人为因素的影响, 这对于施工的安全稳定有较高的参考价值。总之, 用神经网络原理解答工程领域中的问题潜力很大, 是一种值

(下转第 28 页)

4 曲线拟合值和神经网络预测值比较分析

以 DK6+650 距桥头 7 m 处路基沉降数据分析, 曲线拟合值和 BP 神经网络预测值比较图见图 3。

根据表1数据,可得:堵塞长度过大或过小均对控制破碎块度不利,平均块度会相应增大或大块率提高。炮孔合理堵塞长度为 $l_s = (0.63 \sim 0.88) W$, 或 $l_s = (16.2 \sim 22.7) d_b$ 。这时爆破效果稳定,易控制破碎块度。而理论计算所得到的结论为 $l_s = (0.73 \sim 0.80) W$ 和 $l_s = (18.8 \sim 20.1) d_b$ 。这有力地说明了理论推导的正确可靠。由于现场条件的复杂性,在实际施工时,可以在上述范围内根据不同的爆破要求选取堵塞长度,使单个炮孔装药量达到最大,在保持炸药单耗不变的情况下,加大孔网参数以充分利用钻孔体积,降低爆破成本。

5 结论

从理论上对炮孔堵塞物的作用机理及其运动规律的进行了探讨,并通过现场试验对炮孔堵塞长度的选取进行了研究。得到了以下结论:

1)爆生气体压力克服堵塞物与炮孔孔壁面的摩擦阻力推动其沿炮孔轴向运动;堵塞物的运动与其长度及炮孔尺寸和装药结构有关,增加堵塞物长度及其充填密度均可明显延长了应力波和爆生气体对被爆介质的作用时间,改善爆破效果。

2)试验结果表明堵塞长度过大或过小均对控制破碎块度不利,平均块度会相应增大或大块率提高。

炮孔合理堵塞长度为 $l_s = (0.63 \sim 0.88) W$, 或 $l_s = (16.2 \sim 22.7) d_b$ 。这时爆破效果稳定,易控制破碎块度。而理论计算所得到的堵塞长度恰好在这个范围内,这有力地说明了理论推导的正确可靠。

3)由于爆破现场条件的复杂性,如何依此理论基础合理确定最佳堵塞长度,还要和实际中不同的爆破要求联系起来。

参 考 文 献

- [1] 唐中华,张志呈,陆文,等. 炮孔堵塞及堵塞方法对爆破效果的影响[J]. 西南工学院学报, 1998, 13(2): 64-66.
- [2] 杨永琦. 矿山爆破技术与安全[M]. 北京:煤炭工业出版社, 1991: 185-190.
- [3] 王廷武. 地面与地下工程控制爆破[M]. 北京:煤炭工业出版社, 1990: 57-60.
- [4] 林大能,胡伟,彭刚. 爆炸挤压成腔中的不耦合效应研究[J]. 煤炭学报, 2002, 27(2): 144-147.
- [5] 徐颖,孟益平,程玉生. 装药不耦合系数对爆破裂纹控制的试验研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2002, 21(12): 1843-1847.

收稿日期:2005-06-21

(上接第20页)

得推广的新方法。目前,神经网络在岩土工程中取得的瞩目的成就,已经引起了工程界、学术界的广泛关注。

5 结论

1)动量BP神经网络算法非常适用于路基沉降预测问题的研究,预测结果与实际沉降量具有良好的 consistency,能够对未来的沉降预测起到跟踪作用。

2)在路基施工过程中,此方法可利用施工监测数据及时反馈环境变化的信息,便于施工人员及时调整施工参数,避免重大工程事故的发生。由于胶新铁路缺少相应的施工过程中的参数,没有选用施工参数作为输入进行预测,将是一个缺憾。

3)动量BP神经网络算法还存在不足之处,主要是需要进行多次训练,训练时间较长。另外,该方法依然存在着局部极小值问题,若要避免此问题,需要另辟蹊径。再者,动量因子的选择具有盲目性,一

旦确定,在整个网络训练过程中就不再改变。因此,该算法还有待继续改进。

参 考 文 献

- [1] 从爽. 面向 Matlab 工具箱的神经网络理论与应用[M]. 合肥:中国科学技术大学出版社, 1998: 45-46.
- [2] 闻新. Matlab 神经网络仿真与应用[M]. 北京:科学出版社, 2003: 269-271.
- [3] 司明强. 人工神经网络在高速公路沉降预测中的应用[D]. 上海:同济大学, 2002: 43-45.
- [4] 闻新,周露,王丹力. Matlab 神经网络应用设计[M]. 北京:科学出版社, 2000: 207-243.
- [5] 宰金珉,梅国雄. 成长曲线在地基沉降预测中的应用[J]. 南京建筑工程学院学报, 2000(2): 8-13.
- [6] 刘勇健,张伯友. 基于混沌优化-神经网络的单桩竖向极限承载力预测方法[J]. 工业建筑, 2005, 35(3): 38-41.

收稿日期:2005-11-07