

基于神经网络在路面基层压实参数中的应用

华明杰^{1,2} 王保田^{1,2} 汪莹鹤^{1,2}

(1. 河海大学岩土力学与堤坝工程教育部重点实验室, 江苏南京 210098;

2. 河海大学岩土工程科学研究所, 江苏南京 210098)

【摘要】 石灰工业废渣稳定类半刚性材料是高等级公路路面基层材料常见形式之一, 根据规范和设计要求可分为含骨料类和不含骨料类。当骨料含量超过 50% 时, 室内重型击实试验劳动量大, 并且干密度和含水率曲线不稳定。在已知不含骨料的石灰工业废渣稳定类半刚性材料(即结合料)的最大干密度和最优含水率的基础上, 通过结合人工神经网络理论, 基于 Matlab 的 BP 人工神经网络, 建立并编制了含骨料的石灰工业废渣稳定类半刚性材料压实参数(最大干密度和最优含水率)的预测网络模型, 经过对网络模型的大量训练、训练函数和传递函数的调整及初始训练数据的规一化, 最后建立了 6→15→2 的网络模型, 其网络模型预测结果稳定准确, 有一定实际应用价值。

【关键词】 道路工程; 半刚性路面基层; Matlab; BP 人工神经网络; 最大干密度; 最优含水率

【中图分类号】 U 416. 2

【文献标识码】 A

doi:10. 3969/j. issn. 1007-2993. 2009. 05. 003

Application of Neural Network to Compaction Parameters in Pavement Base

Hua Mingjie^{1,2} Wang Baotian^{1,2} Wang Yinghe^{1,2}

(1. Key Laboratory of Ministry of Education for Geo-mechanics and Embankment Engineering, Nanjing 210098, Jiangsu, China;

2. Institute of Geotechnical Engineering, HoHai University, Nanjing 210098, Jiangsu, China)

【Abstract】 The semi-rigid material of lime stabilized industry wastes is commonly used in pavement base of high-grade highway, which contains certain aggregate or none aggregate according to the requirements of standard and design. Generally, the indoor heavy compaction test is not only labor-consuming, but also unable to achieve the precise compaction parameters of the semi-rigid mixture when the aggregate is over 50%. Based on the known compaction parameters of the binder without aggregate and combined with artificial neural network theory, the simulating network model of this type of semi-rigid material's compaction parameters was created by BP network in Matlab. Through large amounts of training, adjustment of training function and transfer function and normalization of initial input data, eventually the 6→15→2 network was established. The results simulated by the network model are correct and stable, which show certain practical application values.

【Key words】 road engineering; semi-rigid pavement base; Matlab; BP artificial neural network; maximum dry density; optimum moisture content

0 引言

近年来,随着我国经济的快速发展,行车对道路质量的要求越来越高,半刚性路面基层被广泛使用在高等级公路的路面结构层中^[1]。在路面结构层中,基层是直接位于道路面层下的结构层,可分为基层和底基层,主要起承重和扩散荷载应力等作用。因此,要求基层具有一定的整体性、强度、刚度和水稳性。随着交通量和轴载的增加,以及人们对公路服务水平要求的提高,对路面基层的要求愈来愈高。在 20 世纪七八十年代,基层主要是砂和砾石基层。

随着高等级公路的发展,半刚性基层得到愈来愈广泛地应用,逐渐成为高等级公路路面基层的主导形式之一。无机结合料稳定类,当其强度符合规定要求时,统称做半刚性材料,它包括石灰稳定类、水泥稳定类、石灰工业废渣稳定类和综合稳定类。可利用的工业废渣包括:粉煤灰、煤渣、高炉矿渣、钢渣(已经崩解达到稳定),及其他冶金矿渣、煤矸石等^[2]。

石灰工业废渣稳定类半刚性路面基层根据规范和设计要求,可分为含骨料类和不含骨料类,骨料可以是土、砂、碎石或砂砾等材料。文献[3]指出,当骨

料含量超过 50% 时,室内传统重型击实试验劳动量大,并且干密度和含水率曲线不稳定。最大干密度和最优含水率这两个参数是半刚性路面基层设计、施工以及验收的重要指标和依据。本文以含骨料的石灰工业废渣稳定类半刚性路面基层材料的压实参数作为研究对象,在已知不含骨料的石灰工业废渣稳定类半刚性材料(即结合料)的最大干密度和最优含水率的基础上,通过结合人工神经网络理论,基于 Matlab 的 BP 人工神经网络,建立并编制了含骨料的石灰工业废渣稳定类半刚性材料压实参数的预测网络模型并利用此网络进行预测,把网络预测值与文献[3]中快速确定方法的计算值进行比较,从而验证了网络模型预测的准确性。

1 BP 神经网络基本原理

人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 是由生理学上的真实人脑神经网络的结构和功能,以及若干基本特性的某种理论抽象、简化和模拟而构成的一种信息处理系统,自问世以来,一直为各学科研究的热点。尤其是神经网络对非线性函数具有任意逼近和自学习能力,对于那些具有大量经验数据的系统十分有效,其应用领域在不断地拓展^[4]。

本文采用的人工神经网络,是使用较为广泛的

BP(error back propagation)网络。BP 算法的学习过程由正、反向传播 2 部分组成。在正向传播过程中,每一层神经元的状态只影响下一层神经网络。如果输出层不能得到期望输出,即实际输出值与期望输出值之间有误差,那么就转向反向传播过程,将误差信号沿原来的路径返回,并逐次修改各层神经元权值,然后再进行 1 次正向传播过程。正、反向 2 个传播过程的反复运用,可使得误差信号最小^[5]。

2 压实参数 BP 网络的设计与实现

文中结合料即是由电厂废渣和石灰组成,电厂废渣主要包括粉煤灰、低质粉煤灰、脱硫粉煤灰和脱硫石膏等,骨料的松方干密度根据《公路工程预算定额》([1992]65号)。本文采用三层 BP 网络模型:输入层神经元为 6 个,分别是电厂废渣的质量分数、石灰的质量分数、结合料的最大干密度、结合料的最优含水率、骨料的质量分数以及骨料的松方干密度;输出层神经元为 2 个,分别为混合料的最大干密度和混合料的最优含水率(文中混合料即是由结合料和骨料组成);隐藏层神经元为 15 个。由此建立了 6→15→2 的网络结构,以文献[6-15]中的 50 组数据(见表 1)对其进行训练。初始输入为一 6×50 的矩阵,目标输出为一 2×50 的矩阵。

表 1 训练样本数据

电厂废渣 质量分数 $m_w/\%$	石灰质量 分数 $m_l/\%$	结合料最大 干密度 $\rho_b/(\text{g} \cdot \text{cm}^{-3})$	结合料最优 含水率 $w_b/\%$	骨料质量 分数 $m_a/\%$	骨料松方 干密度 $\rho_l/(\text{g} \cdot \text{cm}^{-3})$	混合料最大 干密度 $\rho_m/(\text{g} \cdot \text{cm}^{-3})$	混合料最优 含水率 $w_m/\%$
15.00	5.00	1.06	37.00	80.00	1.15	1.63	20.00
18.75	6.25	1.06	37.00	75.00	1.15	1.57	20.00
22.50	7.50	1.06	37.00	70.00	1.15	1.52	21.00
26.25	8.75	1.06	37.00	65.00	1.15	1.48	21.00
30.00	10.00	1.06	37.00	60.00	1.15	1.44	22.00
37.50	12.50	1.06	37.00	50.00	1.15	1.37	26.00
45.00	15.00	1.06	37.00	40.00	1.15	1.29	26.50
15.00	5.00	1.06	37.00	80.00	1.43	1.55	19.00
18.75	6.25	1.06	37.00	75.00	1.43	1.52	19.10
22.50	7.50	1.06	37.00	70.00	1.43	1.51	20.00
26.25	8.75	1.06	37.00	65.00	1.43	1.50	21.72
30.00	10.00	1.06	37.00	60.00	1.43	1.49	23.22
37.50	12.50	1.06	37.00	50.00	1.43	1.40	22.34
45.00	15.00	1.06	37.00	40.00	1.43	1.33	23.39
12.00	3.00	1.04	44.85	85.00	1.45	2.03	9.60
16.00	4.00	1.04	44.85	80.00	1.45	1.99	10.01
11.25	3.75	1.07	43.50	85.00	1.45	2.07	10.97
15.00	5.00	1.07	43.50	80.00	1.45	2.00	11.70
18.75	6.25	1.07	43.50	75.00	1.45	1.93	10.95
26.25	8.75	1.07	43.50	65.00	1.45	1.76	11.02
9.00	6.00	0.99	44.60	85.00	1.45	2.03	8.30
13.00	7.00	1.03	44.45	80.00	1.45	1.99	10.06
52.50	17.50	1.07	43.50	30.00	1.15	1.42	22.10
45.00	15.00	1.07	43.50	40.00	1.15	1.46	19.65
37.50	12.50	1.07	43.50	50.00	1.15	1.49	19.10

续表

电厂废渣 质量分数 $m_w/\%$	石灰质量 分数 $m_l/\%$	结合料最大 干密度 $\rho_b/(g \cdot cm^{-3})$	结合料最优 含水率 $w_b/\%$	骨料质量 分数 $m_a/\%$	骨料松方 干密度 $\rho_1/(g \cdot cm^{-3})$	混合料最大 干密度 $\rho_m/(g \cdot cm^{-3})$	混合料最优 含水率 $w_m/\%$
30.00	10.00	1.07	43.50	60.00	1.15	1.52	18.75
22.50	7.50	1.07	43.50	70.00	1.15	1.58	17.30
15.00	5.00	1.07	43.50	80.00	1.15	1.63	16.28
15.00	5.00	1.26	26.00	80.00	1.45	2.08	6.50
30.00	10.00	1.26	26.00	60.00	1.45	1.75	11.00
18.00	6.00	1.26	26.00	76.00	1.45	2.02	9.00
18.00	7.00	1.21	30.00	75.00	1.45	2.05	9.00
15.00	5.00	1.21	30.00	80.00	1.45	2.06	9.30
14.00	6.00	1.21	30.00	80.00	1.45	2.12	8.00
15.00	5.00	1.28	24.60	80.00	1.45	2.14	7.50
14.00	7.00	1.23	24.00	79.00	1.45	2.07	9.00
14.40	4.80	1.23	27.00	80.80	1.45	2.11	9.10
14.10	4.70	1.23	27.00	81.20	1.45	2.14	8.40
12.00	4.00	1.22	27.00	84.00	1.45	2.15	9.40
13.00	4.00	1.22	27.00	83.00	1.45	2.17	8.75
15.75	5.25	1.29	25.90	79.00	1.45	2.05	9.10
15.00	5.00	1.29	25.90	80.00	1.45	2.07	8.80
12.75	4.25	1.29	25.90	83.00	1.45	2.11	8.40
10.50	3.50	1.29	25.90	86.00	1.45	2.11	8.20
15.50	6.00	1.19	29.80	78.50	1.45	2.12	9.00
17.00	6.50	1.19	29.80	76.50	1.45	2.03	10.70
18.50	7.50	1.19	29.80	74.00	1.45	1.97	11.80
13.00	5.00	1.19	29.80	82.00	1.45	2.10	8.20
14.50	5.50	1.19	29.80	80.00	1.45	2.14	10.10
13.50	5.50	1.19	29.80	81.00	1.45	2.12	9.80

输入层与隐藏层之间和隐藏层与输出层之间的传递函数分别为 LOGSIG 和 PURELIN;训练函数为 TRAINLM;适应性学习函数为 LEARNGD;训练最大循环步数 epochs 为 500;目标误差 goal 为 0.00001;显示训练步数 show 为 25。经过 14 步迭代循环便达到了设定目标误差的精度,所得收敛误差曲线见图 1。

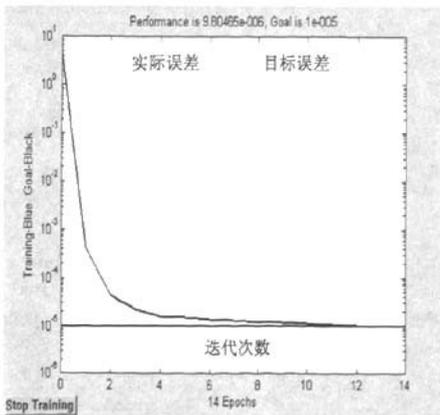


图 1 训练的收敛误差曲线

3 压实参数 BP 网络的预测与分析

3.1 压实参数 BP 网络的预测

笔者对电厂工业废渣和石灰(充分熟化消解)按质量 75 : 25 混合进行击实试验。

击实试验根据文献[16]并稍作变化,以小筒+重锤的方式,根据单位体积击实功 2 684.9 kJ/m³,分三层(每层 42 击)进行试验,击实曲线见图 2。结合料的最大干密度为 1.30 g/cm³,最优含水率为 32%。

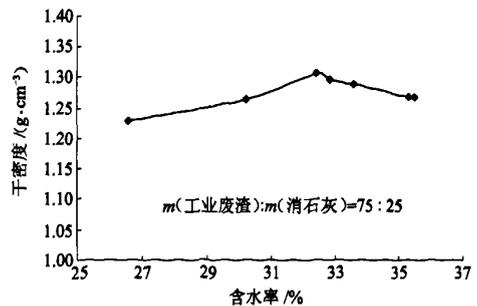


图 2 结合料击实曲线

在此结合料的基础上,加入各种比例的骨料组成含骨料的石灰工业废渣稳定类半刚性路面基层材料,利用上述经过训练的压实参数 BP 网络预测此混合料的最大干密度和最优含水率,最后比较网络预测值和林绣贤快速确定法^[3]的计算值。预测样本

数据见表 2;预测值与计算值比较及其相对误差见表 3。从表 3 中我们可以发现网络预测值稳定,和计算值吻合情况良好,表明此经过训练的网络有一定的实际预测能力。

表 2 预测样本数据

电厂废渣质量分数 $m_w/\%$	石灰质量分数 $m_l/\%$	结合料最大干密度 $\rho_b/(\text{g}\cdot\text{cm}^{-3})$	结合料最优含水率 $w_b/\%$	骨料质量分数 $m_s/\%$	骨料松方干密度 $\rho/(\text{g}\cdot\text{cm}^{-3})$
15.00	5.00	1.30	32.00	80.00	1.45
18.75	6.25	1.30	32.00	75.00	1.45
22.50	7.50	1.30	32.00	70.00	1.45
26.25	8.75	1.30	32.00	65.00	1.45
30.00	10.00	1.30	32.00	60.00	1.45

表 3 预测值与计算值比较

预测值 $\rho_{dmax(a)}/(\text{g}\cdot\text{cm}^{-3})$	相对误差 $\rho_{re}/\%$	预测值 $w_{op(a)}/\%$	相对误差 $w_{re}/\%$	计算值 $\rho_{dmax(c)}/(\text{g}\cdot\text{cm}^{-3})$	计算值 $w_{op(c)}/\%$
2.15	3.15	9.63	0.31	2.22	9.60
2.09	1.88	9.98	1.19	2.13	10.10
2.01	1.47	11.26	9.19	2.04	12.40
1.90	3.06	13.98	1.55	1.96	14.20
1.75	7.41	17.48	7.90	1.89	16.20

3.2 压实参数 BP 网络的分析

针对压实参数 BP 网络在建立、设计和训练计算等过程进行一定的分析。

1)隐藏层神经元个数的确定:目前,对于网络隐藏层神经元个数的设计,尚无完整系统的理论指导,主要是根据实际情况以及网络要处理的具体问题进行试算,只有当收敛曲线、误差和预测效果同时满足要求时,那么所设计的隐藏层神经元个数才是合适的。网络结构为 6→10→2、6→20→2、6→16→2 和 6→14→2 的收敛误差曲线分别见图 3、图 4、图 5 和图 6。其他网络结构形式的收敛误差曲线笔者在本文中不再赘述。从图中可以看到:有的网络结构迭代步数相对较多;有的网络结构迭代步数虽相对较少,但其收敛曲线有一定突变和振荡。因此,最后确定的网络结构为 6→15→2。

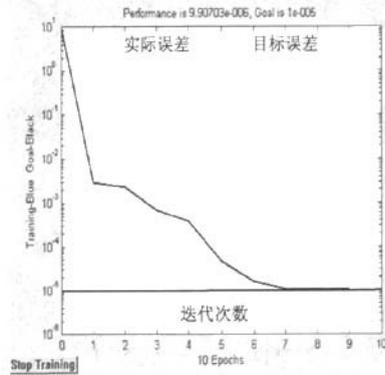


图 4 收敛误差曲线(6→20→2)

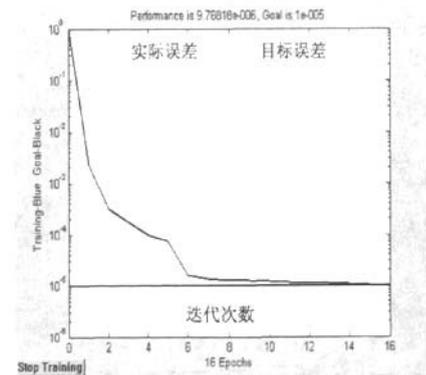


图 5 收敛误差曲线(6→16→2)

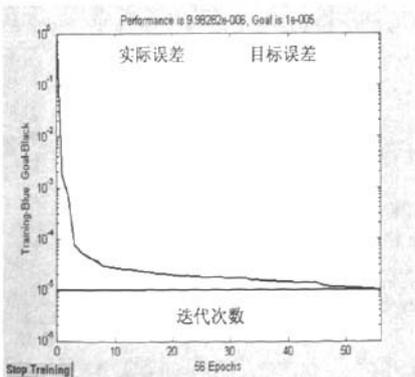


图 3 收敛误差曲线(6→10→2)

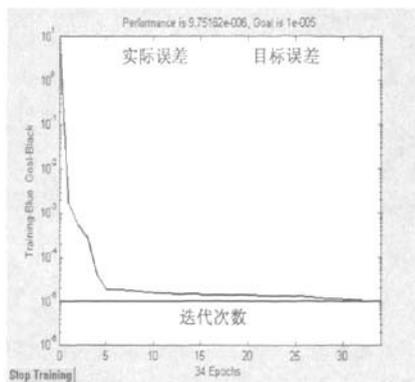


图6 收敛误差曲线(6→14→2)

2)初始训练样本矩阵的归一化:输入和输出训练样本矩阵中,每个元素都是介于0到100之间的某个值,因此在训练网络前,把矩阵中每个元素都除以100,使之成为介于0到1之间的值。根据网络结构6→15→2,训练矩阵未经归一化分别经过500和10000次迭代后,误差分别为0.284488和0.277058,与所设定的目标误差0.00001相去甚远。

3)目标误差的确定:目标误差并不是设定越小,网络的精度和预测效果就越好。有时正是由于目标误差设定太小,造成了网络的局部极小,最终导致了网络误差精度虽满足要求,但预测结果和实际情况大相径庭。本文从实际出发,结合训练和预测情况,确定了0.00001的目标误差。

4 结论

BP人工神经网络的实质是,对网络权值(W)和偏置值(b)的反复调整逐渐减少系统误差的过程。本法具有很好的自学习、自适应能力,对问题分析接近人脑的思维过程,具有传统数学方法不具备的处理非线性问题的能力。

1)本文基于BP人工神经网络理论,建立的三层6→15→2网络体系,在含骨料的石灰工业废渣稳定类半刚性路面基层材料压实参数的预测上,有一定的实用性和推广性。

2)在隐藏层神经元个数的确定、初始训练样本矩阵的归一化以及目标误差的确定作了一定的探讨。

3)在网络结构上,如多层网络(隐藏层大于1层),以及训练样本的训练规模上,可以进行进一步研究。

参 考 文 献

- [1] 沙爱民. 半刚性路面材料结构与性能[M]. 北京:人民交通出版社, 1998.
- [2] JTJ034—2000 公路路面基层施工技术规范[S].
- [3] 林绣贤. 含粒料的半刚性基层材料最大干密度与最佳含水量快速确定法[J]. 华东公路, 1989(5): 5-10.
- [4] 戴 葵. 神经网络实现技术[M]. 北京:国防科技大学出版社, 1998.
- [5] 袁曾任. 人工神经网络及其运用[M]. 北京:清华大学出版社, 1999.
- [6] 邱 俊. 低质粉煤灰在二灰基层中的应用技术研究[D]. 重庆:重庆交通大学, 2008.
- [7] 高 琼. 二灰碎石混合料的疲劳性能及其可靠性分析[D]. 长沙:湖南大学, 2007.
- [8] 许 洁. 二灰碎石混合料组成设计与路用性能研究[D]. 大连:大连理工大学, 2003.
- [9] 董 立. 高等级公路二灰碎石混合料配合比设计研究[D]. 长春:吉林大学, 2005.
- [10] 吴传海. 高等级公路二灰碎石基层材料路用性能综合评定及合理配合比研究[D]. 西安:长安大学, 2001.
- [11] 王 振. 高等级公路二灰碎石集料级配和综合路用性能研究[D]. 西安:长安大学, 2004.
- [12] 刘红瑛. 骨架密实型二灰稳定碎石基层配合比设计方法及路用性能研究[D]. 西安:长安大学, 2001.
- [13] 梁富权, 欧明星, 丁良开. 石灰粉煤灰稳定路面基层[J]. 重庆交通学院学报, 1983, 7(4): 79-99.
- [14] 杨建辉. 提高二灰碎石路用性能的试验研究[D]. 长春:吉林大学, 2007.
- [15] 朱万辉. 外掺剂对提高二灰稳定粒料早期强度的研究[D]. 长春:吉林大学, 2007.
- [16] GB/T50123—1999 土工试验方法标准[S].

收稿日期:2009-06-29