

利用 BP 神经网络反算沥青路面 结构层弹性模量的研究*

杨国良, 吴旷怀

(广州大学土木工程学院, 广东 广州 510006)

摘 要: 基于层状弹性理论, 利用 BP 神经网络预测沥青路面结构层弹性模量。根据常用的路面结构形式, 基于层状弹性理论构建路表弯沉值与结构层参数之间的数据库, 并以此数据库建立沥青路面结构层弹性模量 BP 神经网络预测模型。对理论及实测弯沉盆进行结构层弹性模量预测效果检验, 并对比分析计算弯沉盆与实测弯沉盆拟合程度。分析表明, 建立的沥青路面结构层弹性模量 BP 神经网络模型具有较好的预测精度, 为准确、快速地评价沥青路面结构层的使用状况提供了参考。

关键词: 沥青路面; 结构层弹性模量; 预测; BP 神经网络; 层状弹性理论

中图分类号: U41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0529-6579 (2008) 05-0044-05

对于新路的修建, 需要首先需要提供路面各结构层弹性模量, 才能确定路面结构层厚度; 对于旧路加铺, 同样也需要提供原有路面结构的结构层弹性模量, 来预估路面的剩余, 以此进一步确定加铺厚度。因此, 不管是新路, 还是旧路, 路面结构层弹性模量是路面结构设计的重要基本参数, 模量取值的精确性将直接所设计路面结构的合理性。

为了获取更合理的路面结构层弹性模量, 越来越多的无损检测设备被应用到道路工程领域, 其中落锤式弯沉仪 (FWD) 就是一种高效、快捷、高精度的弯沉检测先进仪器, 国内外不少研究者将其作为路基路面结构无损检测时最理想的首选设备之一^[1-8]。因此, 本文将在层状线弹性理论基础上, 利用 Phonix PRI 2100 型 FWD 采集的路表弯沉值探讨路面结构层弹性模量的反算。反算过程涉及到的很多非确定性因素会影响反算结果的精确性, 而 BP 人工神经网络具有并行处理、分布式存储、容错性强、自学习、自组织与自适应、很强的高度非线性映射能力等特点^[9-10], 为准确获取路面结构层弹性模量提供了一条途径。

1 路面结构的力学分析模型

由不同材料组成的路面各结构层, 在荷载的作用下其应力应变关系一般呈非线性特点, 而且形变随着应力作用时间而变化, 同时应力卸除后会有一部分变形不能恢复。因此, 严格地说, 沥青路面在

力学性质上属于非线性的弹-粘-塑性体。但是考虑到行车荷载作用的瞬时性 (通常只有百分之几秒), 在路面结构中产生的粘-塑性变形数量很少。所以对于厚度较大、强度较高的半刚性基层高等级沥青路面来说, 将其视作线弹性体, 并应用层状弹性理论体系进行分析与计算将是合适的^[11]。

因此, 根据路基路面结构体系的特点, 假设拟采用的路基路面体系力学分析模型沿深度方向分成为 n 个水平层, 路面表面作用有圆形均布轴对称垂直荷载 p , 各层厚度、弹性模量和泊松比分别为 h_i, E_i, μ_i ($i=1, 2, \dots, n-1$), 最下层为土基弹性半空间体, 其弹性模量和泊松比分别为 E_0 和 μ_0 , 其力学分析图见图 1。

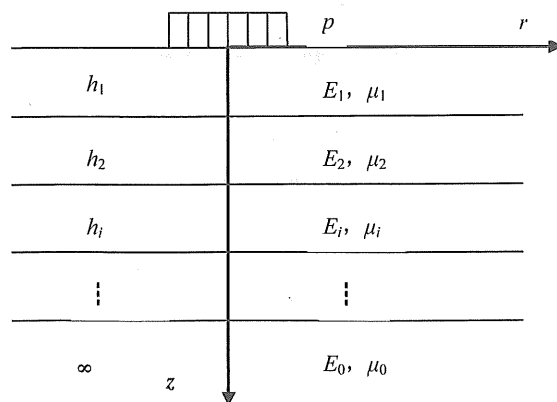


图 1 路面分析的力学模型

Fig. 1 Mechanical model of pavement analysis

* 收稿日期: 2008-05-01

基金项目: 建设部科技计划资助项目 (05-K4-44)

作者简介: 杨国良 (1977 年生), 男, 讲师, 博士; E-mail: yg1430@163.com

根据图 1 路面分析的力学模型可知, 轴对称空间柱面坐标系下第 i 层结构层在任意径向位置 r 、深度 z 处的应力与弯沉值为:

$$w_i(r, z) = -\frac{1 + \mu_i}{E_i} \int_0^\infty \{ [A_i + (2 - 4\mu_i + \xi z) B_i] e^{-\xi z} + [C_i - (2 - 4\mu_i - \xi z) D_i] e^{\xi z} \} J_0(\xi r) d\xi \quad (1)$$

式中: ξ 为积分参变量; A_i 、 B_i 、 C_i 、 D_i 均是与 ξ 有关的积分常数; $e^{\xi z}$ 为与 ξ 和 z 有关的指数函数; $J_0(\xi r)$ 为与 ξ 和 z 有关的零阶贝赛尔函数。

当 $z=0$ 和 $i=1$ 时, 式 (1) 即为路表弯沉值的理论计算公式, 即:

$$w(r, 0) = -\frac{1 + \mu_1}{E_1} \int_0^\infty \{ [A_1 + (2 - 4\mu_1) B_1] + [C_1 - (2 - 4\mu_1) D_1] \} J_0(\xi r) d\xi \quad (2)$$

根据路面结构的层间连续条件和表面边界条件即可确定式 (1) 中的参数 A_i 、 B_i 、 C_i 和 D_i , 不少学者对其具体的计算公式和过程做了详细研究与推导^[12], 在此不赘述。

2 沥青路面结构层弹性模量 BP 神经网络预测模型的建立

在利用 Phonix PRI 2100 型 FWD 采集的路表弯沉值预测沥青路面结构层弹性模量时, 涉及到的很多非确定性因素会影响预测结果的精确性, 而 BP 人工神经网络具有并行处理、分布式存储、容错性强、自学习、自组织与自适应、很强的高度非线性映射能力等特点^[13-14], 为准确预测沥青面层层底径向应变提供了一条途径。

BP 网络是一多层前馈网络, 也是目前应用最广泛的一种网络, 它包含输入层、隐含层和输出层, 同层单元之间不相连, 如图 2 所示。BP 学习算法的基本原理是梯度最速下降法, 它的中心思想是调整权值使网络总误差最小, 即采用梯度搜索技术, 以期网络的实际输出值与期望值的误差均方差为最小。

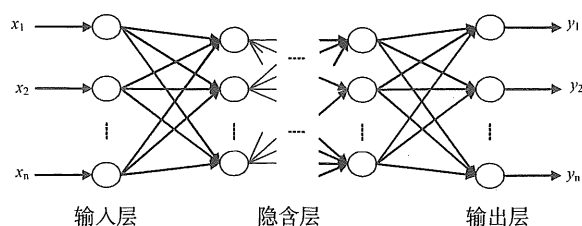


图 2 BP 神经网络模型

Fig. 2 model of BP neural network

根据常用的路面结构组合形式^[15], 对每个结构层的厚度和弹性模量均选取了较大的取值范围, 标准均布荷载为 0.707 MPa, 承载板半径为 15 cm, 结构层参数见表 1。

表 1 路面结构参数

Tab. 1 Pavement structure parameters

结构层	沥青面层	基层	底基层	土基
厚度 h/cm	4 ~ 25	10 ~ 50	4 ~ 40	∞
弹性模量 E/MPa	500 ~ 10000	500 ~ 10000	500 ~ 10000	30 ~ 500
泊松比 μ	0.30	0.20	0.25	0.45

对表 1 四层结构的厚度和弹性模量参数进行随机组合, 共构建了 1000 种理论路面结构组合形式, 利用其中 990 组数据用来训练 BP 网络预测模型。经过大量试算以及计算结果的分析, 最终确定采用 trainlm 训练函数, 预测模型的拓扑结构见表 2。

在确定沥青面层层底径向应变 BP 神经网络预测模型所采用的网络拓扑结构后, 即可进行网络训练, 其训练过程曲线见图 3, 沥青面层层底径向应变网络预测值与目标值的逼近程度见图 4。

3 算例分析

为了检验所建立的沥青路面结构层弹性模量 BP 神经网络模型的预测效果与精度, 下面将采用理论弯沉盆与实测弯沉盆进行验证。

3.1 理论弯沉盆的沥青路面结构层弹性模量预测

参考常用路面结构形式, 构造如图 1 所示路面结构组合, 路面结构参数见表 3。在应用路面层状弹性体系计算程序计算理论弯沉盆时, FWD 设定荷载水平为 50 kN, 承载板半径为 15 cm, 相应的标准均布应力为 0.707 MPa, 共有 9 个位移传感器, 各个传感器与承载板中心的距离分别为 0、20、33、51、81、127、150、180 和 210 cm, 标准应力下相应的弯沉值分别为 231、184、170、156、135、106、94、81 和 70 μm 。

将上述计算得到的理论弯沉值代入所建立的结构层弹性模量 BP 网络模型, 可迅速获得网络预测值, 并与相应的弹性模量理论值比较, 见表 4。

由表 4 可以看到, 沥青路面结构层弹性模量 BP 神经网络模型具有很好的预测能力, 预测值与理论值比较接近, 相对误差控制在 5% 以内。这说明所建立的网络模型可用来预测沥青路面结构层弹性模量, 而且精度完全满足工程要求。

表 2 预测沥青路面结构层弹性模量的 BP 神经网络模型架构

Tab. 2 Structure of BP neural network used to predict structural elastic moduli of asphalt pavement

结构层	输入层输入变量	隐含层		输出层输出变量
		隐含层数	神经元个数	
沥青面层	$\log(D_0)$; $\log(D_{20})$; $\log(D_{33})$; $\log(D_{51})$; $\log(D_{81})$; $\log(D_{127})$; $\log(D_{150})$; $\log(D_{210})$; $\log(D_0 - D_{20})$; $\log(D_{20} - D_{33})$; $\log(D_{51} - D_{81})$; $\log(D_{127} - D_{210})$; H_{ac} ; H_b ; H_{sb}	1	20	沥青面层弹性模量 E_{ac}
基层	$\log(D_0)$; $\log(D_{20})$; $\log(D_{33})$; $\log(D_{51})$; $\log(D_{81})$; $\log(D_{127})$; $\log(D_{150})$; $\log(D_{210})$; $(D_{20} - D_{127})/D_0$; $(D_{33} - D_{81})/D_{51}$; H_{sb} ; $(D_{51} - D_{127})/D_{81}$; $(D_{81} - D_{150})/D_{127}$; H_{ac} ; H_b	1	20	基层弹性模量 E_b
底基层	$\log(D_0)$; $\log(D_{20})$; $\log(D_{33})$; $\log(D_{51})$; $\log(D_{81})$; $\log(D_{127})$; $\log(D_{150})$; $\log(D_{210})$; $\log(D_{51} - D_{127})$; H_{ac} ; H_b ; H_{sb} ; $(D_{81} - D_{150})/D_{127}$; $\log(H_{ac} + H_b + H_{sb})$; $(D_{51} - D_{127})/(D_0 - D_{127})$	1	20	底基层弹性模量 E_{sb}
土基	D_0 ; D_{20} ; D_{33} ; D_{51} ; D_{81} ; D_{127} ; D_{150} ; D_{180} ; D_{210} ; H_{ac} ; H_b ; H_{sb}	1	10	土基回弹模量 E_{sg}

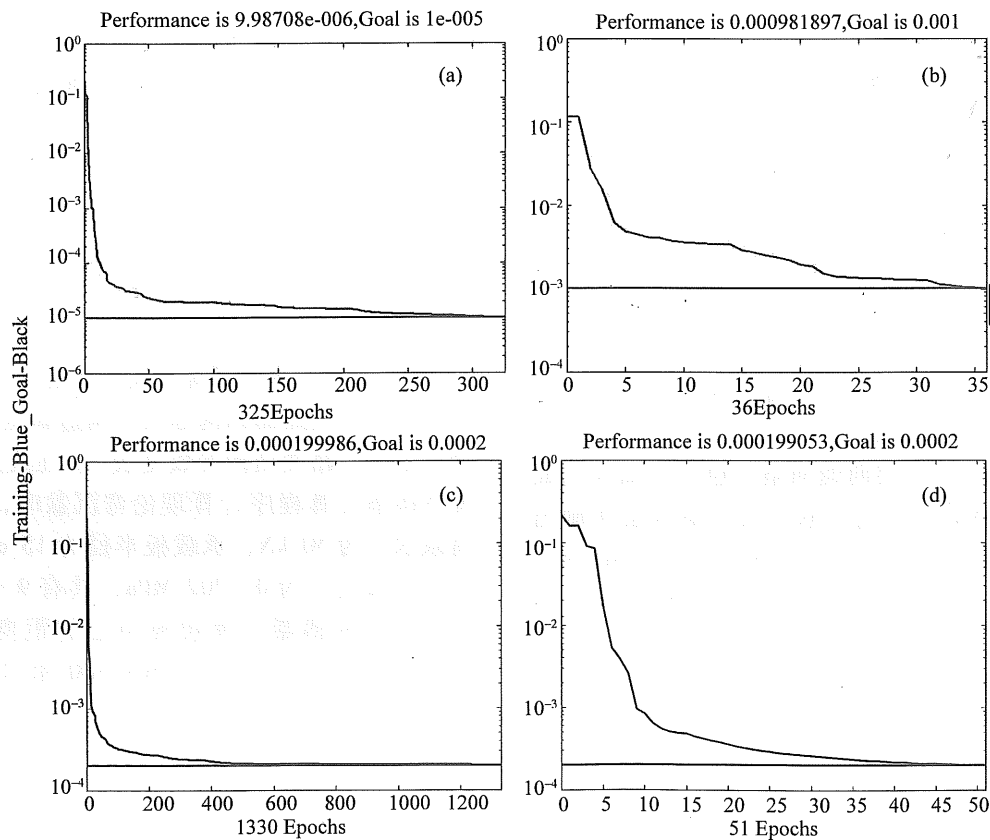


图 3 沥青路面结构层弹性模量训练过程图

Fig. 3 Graph of training process of structural elastic moduli of asphalt pavement

(a) 土基 (b) 底基层 (c) 基层 (d) 沥青面层

3.2 实测弯沉盆的沥青路面结构层弹性模量预测

为了进一步测试所建立的 BP 神经网络模型对实测弯沉盆的预测能力, 选取了广东省内某条高速

公路的实测弯沉值来进行分析, 实测弯沉值分别为 82、58、51、47、41、29、27、23 和 20 μm , 落锤作用力为 49.28 kN。

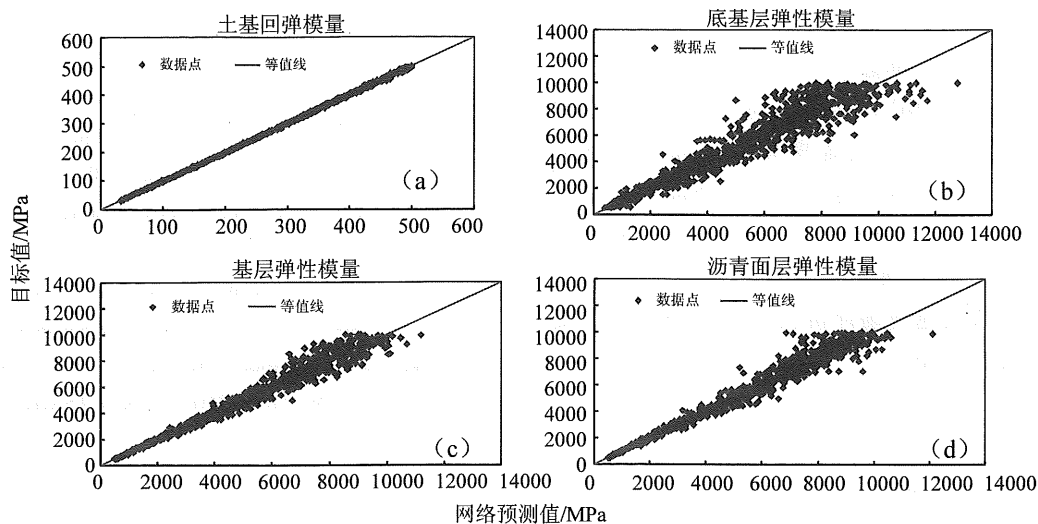


图4 BP神经网络沥青路面结构层弹性模量预测值

Fig. 4 Predicted structural elastic moduli of asphalt pavement using trained BP neural network

表3 理论路面结构及相应的材料参数

Tab. 3 Theoretical pavement structure and the corresponding material parameters

路面结构	弹性模量 E/MPa	泊松比 μ	厚度 h/cm
沥青面层	2500	0.30	18
基层	4000	0.20	18
底基层	2000	0.25	20
土基	100	0.45	∞

表4 BP网络预测值与理论值的比较

Tab. 4 Comparison of predictive values of BP neural network to theoretical value

结构层	结构层弹性模量/ MPa		相对误差 绝对值/%
	BP神经网络预测值	理论值	
沥青面层	2526.2	2500	1.05
基层	4083.3	4000	2.08
底基层	1925.3	2000	3.74
土基	100.1	100	0.10

将上述实测路表弯沉盆线性转换为 50 kN 作用下的弯沉盆, 并代入所建立的沥青路面结构层 BP 神经网络模型, 可迅速可获得沥青面层、基层、底基层弹性模量和土基回弹模量的网络预测值, 见表 5。

表5 结构层弹性模量 BP 神经网络预测值

Tab. 5 Predicted values of structural elastic moduli using BP neural network

结构层	沥青面层	基层	底基层	土基
弹性模量预测值/ MPa	4641	8869	473	353

为检验 BP 神经网络所预测结构层弹性模量的

精确性, 将表 5 的弹性模量预测值作为已知参数代入层状弹性计算程序计算相应的路表弯沉盆, 并与实测弯沉盆进行拟合程度判别, 见表 6。现定义均方差 RMSE 作为拟合程度好坏的判别标准:

$$\text{RMSE}(\%) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{D_{ci} - D_{mi}}{D_{mi}} \right)^2} \times 100\%$$

式中: D_{ci} = 在 50 kN 中心荷载作用力下、距离荷载中心 i 位置处的计算路表弯沉值, 单位为 μm ; D_{mi} = 在 50 kN 中心荷载作用力下、距离荷载中心 i 位置处的实测路表弯沉值, 单位为 μm ; n = 采集路表弯沉值的传感器个数。

表6 计算与实测弯沉盆对比

Tab. 6 Comparisons of calculated and measured deflection basins

	50 kN 作用下的路表弯沉值 $D/\mu\text{m}$										RMSE /%
	D_0	D_{20}	D_{33}	D_{51}	D_{81}	D_{127}	D_{150}	D_{180}	D_{210}		
实测 D_m	83	59	51	47	41	29	27	23	20		3.57
计算 D_c	80	56	51	46	39	31	27	23	20		

由表 6 可以看到, 计算弯沉盆与实测弯沉盆拟合的较好, 两者的拟合均方差只有 3.57%, 能满足工程精度要求。这就表明 BP 神经网络预测结构层弹性模量具有较高的精度, 证明了 BP 神经网络预测结构层弹性模量的正确性和可靠性。

4 结论

(1) 根据国内常用路面结构组合形式, 在选取各结构层参数取值较大范围的基础上, 随机生成 1 000 组理论弯沉盆数据库。利用这 1 000 组数据

库经过大量试算以及计算结果的分析,最终建立了沥青路面结构层弹性模量 BP 神经网络预测模型。

(2) 为验证该 BP 神经网络模型的预测精确性,分别采用了理论弯沉盆和实测弯沉盆进行检验。检验结果表明,本文建立的沥青路面结构层弹性模量 BP 神经网络预测模型不仅能迅速、有效地得到预测结果,而且预测结果还具有较高的精确性,为快速、高效地现场评价沥青面层路用状况提供了一种有效的途经。

参考文献:

- [1] 徐平,蔡迎春,陈忠平,等. FWD 和 BB 在路基检测中的对比分析[J]. 公路, 2007(10): 181 - 183.
XU Ping, CAI Yingchun, CHEN Zhongping, et al. Comparison and analysis of FWD and BB used to subgrade test [J]. Highway, 2007(10): 181 - 183.
- [2] KIM S H, TUTUMLUER E, LITTLE D N, et al. Effect of gradation on nonlinear stress - dependent behavior of a sandy flexible pavement subgrade[J]. Journal of Transportation Engineering, 2007, 133(10): 582 - 589.
- [3] POLOGRUTO M. Study of in situ pavement material properties determined from FWD testing [J]. Journal of Transportation Engineering, 2006, 132(9): 742 - 750.
- [4] LOIZOS A, SCARPAS A. Verification of falling weight deflectometer backanalysis using a dynamic finite elements simulation[J]. International Journal of Pavement Engineering, 2005, 6(2): 115 - 123.
- [5] PARK H M, KIM Y R, PARK S W. Assessment of pavement layer condition with use of multiloading - level falling weight deflectometer deflections [J]. Transportation Research Record, 2005, 1905: 107 - 116.
- [6] MESHKANI A, ABDALLAH I N, NAZARIAN S. Feasibility of backcalculation of nonlinear flexible pavement layer parameters from nondestructive testing [J]. Transportation Research Record, 2003, 1860: 16 - 25.
- [7] CHATTI K. Use of dynamic analysis for interpreting pavement response in falling weight deflectometer testing [J]. Materials Evaluation, 2004, 62(7): 764 - 774.
- [8] SALTAN M, TIGDEMIR M, KARASAHIN M. Artificial neural network application for flexible pavement thickness modeling [J]. Turkish J Eng Env Sci, 2004, 26: 243 - 248.
- [9] 周志华, 曹存根. 神经网络及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.
- [10] 魏海坤. 神经网络结构设计的理论与方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005.
- [11] 邓学钧, 张登良. 路基路面工程[M]. 北京: 人民交通出版社, 2004.
- [12] 郭大智, 冯德成. 层状弹性体系力学[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2001. 138 - 143.
- [13] 吴简彤, 王建华. 神经网络技术及其应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1998.
- [14] 董长虹. 神经网络与应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005.
- [15] 中华人民共和国交通部. JTG D50 - 2006 公路沥青路面设计规范[S]. 北京: 人民交通出版社, 2006.

Backcalculation of Layered Elastic Moduli Of Asphalt Pavement Using BP Neural Network

YANG Guo-liang, WU Kuang-huai

(School of Civil Engineering, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China)

Abstract: Based on layered elastic theory, the layered elastic moduli of asphalt pavement were predicted using BP neural network. According to the types of pavement structure in common use, the database of surface deflections with their corresponding structural parameters was established. BP neural network was developed using the established database and was used to predict the layered elastic moduli of asphalt pavement. The predictive effect of structural elastic moduli backcalculated by theoretical and measured deflection basins was tested. The fitting degree of calculated and measured deflection basins was compared. The analysis results indicated that the developed BP neural network used to predict layered elastic moduli of asphalt pavement was of good predictive accuracy. It would provide the references with the model of BP neural network to accurately and quickly estimate the layer conditions of asphalt pavement.

Key words: asphalt pavement; layered elastic moduli; prediction; BP neural network; layered elastic theory