

基于人工神经网络算法的沥青路面结构可靠性预测

韩 晶

(西安交通工程学院, 陕西 西安 710300)

摘 要: 为了探究人工神经网络在沥青路面结构可靠性预测中的应用效果,提升工程计算效率与精度,研究采用2-3-1结构的BP神经网络为主要分析方法,运用trainlm算法及Sigmoid传递函数,将学习误差、学习率与训练次数分别设定为 10^{-2} 、0.2与 10^4 。结合西咸新区二级沥青路面实体工程,选取路表弯沉、上面层层底拉应力及基层层底拉应力为基础指标,引入温度调整系数与应力、弯沉调整因子,建立沥青路面可靠度计算公式及综合可靠度指标,进而构建基于BP神经网络的沥青路面结构可靠性求解方法。结果表明:与传统可靠性指标计算方法相比,BP神经网络预测结果的误差可控制在5.0%以内,符合工程精度要求;在实际工程中,该方法能够通过直接输入采集数据快速获得可靠性指标,避免复杂计算过程,显著提高工程效率。

关键词: BP神经网络;沥青路面;可靠性预测;路表弯沉;层底拉应力

中图分类号: U416.01

文献标志码: A

文章编号: 1009-7716(2026)06-0078-06

Reliability Prediction of Asphalt Pavement Structures Based on Artificial Neural Network Algorithms

HAN Jing

(Xi'an Traffic Engineering University, Xi'an 710300, China)

Abstract: To explore the application effects of artificial neural networks in predicting the structural reliability of asphalt pavements and to improve the efficiency and accuracy of engineering calculations, a BP neural network with a 2-3-1 structure is studied and used as the primary analytical method. The “trainlm” algorithm and the “Sigmoid” transfer function are adopted to set the learning error, learning rate and training times to 10^{-2} , 0.2 and 10^4 , respectively. Combined with a case of Xixian New Area Class II Asphalt Pavement Project, the road surface deflection, and the tensile stresses at the bottoms of both the upper layer and the base layer are selected as key indicators. By introducing the temperature adjustment coefficients, and stress and deflection adjustment factors, the formulas for calculating asphalt pavement reliability and a comprehensive reliability index are established, and then a BP neural network-based method for solving asphalt pavement structural reliability is constructed. The results indicate that compared with traditional reliability index calculation methods, the error of BP neural network predictions can be controlled within 5.0%, meeting engineering accuracy requirements. In practical applications, this method can quickly obtain the reliability indicators through direct input of collected data, avoiding complex computational processes and significantly improving engineering efficiency.

Keywords: BP neural network; asphalt pavement; reliability prediction; road surface deflection; tensile stress at layer bottom

0 引 言

人工神经网络旨在模拟生物神经网络的某些功能与结构,它本质上是一种由物理器件实现的非线性动力学系统。由于其自适应性、非线性映射功能,

使得神经网络已经成为工程中应用最多也最成熟的方法之一。结构的可靠性^[1]就是一种非线性极强的问题。基于此,本文将人工神经网络应用于沥青路面结构的可靠性预测当中。

沥青路面是我国高等级公路的主要铺装形式,其病害现象较为常见,因此提升路面结构的可靠性与耐久性已成为当前研究的重要方向。现有路面可靠性研究多基于蒙特卡洛模拟等传统数学方法^[2],

收稿日期: 2025-12-15

作者简介: 韩晶(1992—),女,硕士,工程师,一级建造师,从事土木工程类相关教学工作。

或集中于材料性能的神经网络预测^[3],而将神经网络直接用于路面结构整体可靠性预测的研究相对缺乏。

鉴于此,本文以 BP 神经网络为主要分析方法,以实验数据统计分析为基础,辅以 trainlm 算法和 Sigmoid 传递函数,将极限状态函数的均值与标准差作为输入层,可靠性指标作为输出层。实体工程为西咸新区沥青路面,以沥青路面弯沉、面层层底拉应力及基层层底拉应力为样本,提出以 3 项指标为基础的可靠度计算公式,并辅以修正系数进行分析预测,从而为路面可靠性预测提供理论依据,并为实际工程应用提供技术参考。

1 BP 神经网络

人工神经网络是一种借鉴生物神经系统运行机制与结构特征而构建的信息处理模型。在该系统中,神经元作为其基本组成单元,通常是一种具有多个输入端口和单个输出端口的非线性元件。BP 神经网络,全称为误差反向传播神经网络,是一种典型的多层前馈网络结构。它通常由输入层、至少一个隐含层(亦称中间层)以及输出层构成。

在结构分析中,把 BP 网络看作是一种输入参数的高度非线性映射 $f: x \rightarrow y$ 。本文采用 BP 神经网络来研究沥青路面结构的可靠性问题,网络的隐层和输出层之间的神经元映射采用 Sigmoid 型函数。

如图 1 所示, Sigmoid 型函数的激活响应在两端趋于平缓,而在中间区域变化显著,这一特性更贴近真实神经元的响应模式,能够有效模拟其非线性特征,从而有效提升神经网络的非线性映射能力^[4]。

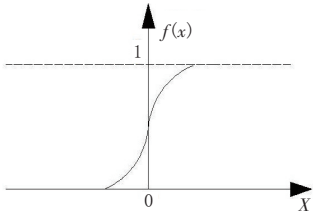


图 1 Sigmoid 型函数

2 沥青路面结构可靠性预测

在传统的沥青路面结构的可靠性理论分析方法中,其极限状态^[5-7](即沥青路面结构由安全到破坏的状态)用结构抗力 R 和荷载效应 S 之间的关系加以描述,则结构的功能函数可表示为: $Z=R-S$ 。对沥青路面结构的观察研究可发现,影响沥青路面结构可靠性的主要因素有路表弯沉、路面结构上面层层底

拉应力以及基层层底拉应力等,本文将此 3 个变量分别作为控制指标,得到各指标下的沥青路面结构极限函数表达式。

2.1 以弯沉表达的极限状态方程

根据规范要求,在双圆均布垂直荷载作用下,实际测得的轮系中心处路表弯沉值 l_s 应不大于路面设计弯沉值 l_d ^[8]。依据可靠性理论,可将该条件转化为以下极限状态方程:

$$Z = l_d - l_s \quad (1)$$

式中: l_d 为设计弯沉值,0.01 mm; l_s 为实测弯沉值,0.01 mm。

其中, l_s 和 l_d 按以下进行计算:

$$l_s = 1000 \frac{2p\delta}{E_1} \alpha_c F$$

$$F = 1.63 \left(\frac{l_s}{2000\delta} \right)^{0.38} \left(\frac{E_0}{p} \right)^{0.36}$$

$$l_d = 600 N_e^{-0.2} A_c A_s A_b \quad (2)$$

式中: F 为综合弯沉修正系数; p 为标准车型的轮胎接地压强,kPa; δ 为当量圆半径,m; α_c 为理论弯沉系数; N_e 为设计年限内一个车道累计当量轴次,次; A_c 为公路等级系数; A_s 为面层类型系数; A_b 为路面结构类型系数。

2.2 以拉应力表达的极限状态方程

为避免沥青混合料面层及整体结构发生疲劳开裂^[9],在承受双圆均布垂直荷载时,沥青混凝土路面各结构层底部的最大拉应力 σ_m 必须不大于其材料的容许拉应力 σ_R 。根据此条件,建立如下极限状态方程:

$$Z_{\sigma_i} = \sigma_{R_i} - \sigma_{m_i} (i = 1, 2) \quad (3)$$

式中: σ_{R1} 为路面结构沥青层层底容许拉应力,kPa; σ_{m1} 为面层层底拉应力,kPa; σ_{R2} 为路面结构基层层底容许拉应力,kPa; σ_{m2} 为基层层底拉应力,kPa。

其中 σ_R 和 σ_m 按式(4)计算:

$$\sigma_m = P \bar{\sigma}_m \quad \sigma_R = \frac{\sigma_s}{K_s} \quad K_s = \frac{a}{A_c} N_e^b \quad (4)$$

式中: σ_m 为层底最大拉应力,kPa; $\bar{\sigma}_m$ 为理论最大拉应力系数; σ_R 为层底容许拉应力,kPa; σ_s 为沥青混凝土极限劈裂强度,kPa; K_s 为抗弯拉结构强度系数。

对于沥青混凝土, $a=0.09$, $b=0.22$;对于无机结合料稳定集料类, $a=0.35$, $b=0.11$;对于无机结合料稳定细粒土类 $a=0.35$, $b=0.11$ 。

由结构可靠性与其可靠性指标 β 之间的关系^[10-12],以可靠性指标 β 来表征沥青路面结构的可靠

性。根据可靠性指标的定义及相关文献^[13],已知 l_d 、 l_s 、 σ_{Ri} 及 σ_{mi} 相互独立且均服从正态分布。依据概率论中随机变量的运算法则,可推知极限状态函数 Z 亦服从正态分布,可求得均值 μ_z 和标准差 σ_z 。由此,沥青路面结构的可靠性指标^[14]可表示为:

$$\beta = \frac{\mu_z}{\sigma_z}$$

(5)

式中: μ_z 为极限状态函数 Z 的均值; σ_z 为极限状态函数 Z 的标准差。

综上所述,对沥青路面结构可建立起相应的神经网络模型^[15-16]。本文采用 Matlab 语言编制了相应的神经网络程序来预测可靠性指标 β 值,以图2所示的BP网络模型进行仿真。

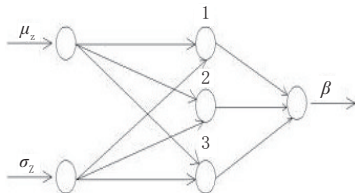


图2 沥青路面结构可靠性人工神经网络仿真模型

由图2可知:输入层有2个神经元,用于输入沥青路面结构极限状态函数 Z 的均值 μ_z 和标准差 σ_z 两个向量;输出层有1个神经元,用于输出沥青路面结构的可靠性指标 β ;隐层取1层。隐层神经元数量的确定是构建高效神经网络模型的关键。为保证预测精度并防止过拟合,其选择需要综合理论指导与性能验证。

首先,依据常用经验公式进行估算:隐层神经元数目可围绕 $\sqrt{m+n}+a$ (其中 m 、 n 分别为输入、输出层神经元数, a 为1~10间的常数)或 $2m+1$ 等范围进行初步取值。基于本文2-3-1的网络框架($m=2$, $n=1$),估算范围通常在3~7个之间。随后,采用控制变量法,在相同训练参数(学习率0.2,目标误差 10^{-2} ,最大迭代次数 10^4)下,分别构建了隐层神经元数为2、3、4、5的对比网络进行训练。

通过比较各网络在验证样本集上的均方误差及收敛速度发现:神经元数为3时,网络在达到预设精度要求的同时,结构最为简洁,训练效率最高;神经元数少于3时,模型拟合能力不足,误差偏大;神经元数多于3时,虽训练误差略有下降,但收敛速度变慢且存在过拟合风险。因此,综合理论估算与实证对比,最终确定隐层神经元数目为3,从而构建了一个结构为2-3-1的BP神经网络。

在应用人工神经网络对沥青路面结构的可靠性

进行预测时:首先将几组已经得到的实际数据(即已知沥青路面结构极限状态函数 Z 的实际均值 μ_z 和标准差 σ_z 及其各自对应的实际可靠性指标 β)用作输入矢量和目标矢量;继而通过 Matlab 中的神经网络工具箱输入验证样本,得到输出结果(即BP神经网络的仿真计算结果);然后与目标样本值(即由传统可靠性理论方法计算所得的可靠性指标 β 数据)进行对比,以观察BP神经网络用于沥青路面结构的可靠性预测的可行性及其优越性。

3 预测方法及案例

3.1 数据汇集及前期处理

以西咸新区某二级沥青路面为对象,其设计参数为:弯沉值 $l_d=22.00$ mm,上面层与基层层底容许拉应力分别为 $\sigma_{R1}=165$ kPa、 $\sigma_{R2}=63$ kPa。现场采集了500个弯沉测点与250个拉应力测点(上面层与基层各250点)。为便于分析,将弯沉数据按每100点一组记为随机变量 $a_k(k=1\sim5)$,拉应力数据按每50点一组分别记为随机变量 b_k 和 $c_k(k=1\sim5)$ 。各组数据的统计特征(均值与标准差)如表1所示。

表1 随机变量统计参数特性

控制指标	随机变量	均值	标准差
路表弯沉	a_1	13.6	3.985
	a_2	13.0	3.830
	a_3	13.7	3.910
	a_4	13.5	3.930
	a_5	13.6	4.090
上面层层底拉应力	b_1	164.2	5.891
	b_2	164.0	5.099
	b_3	163.4	7.987
	b_4	163.6	7.369
	b_5	164.4	6.025
基层层底拉应力	c_1	61.2	7.727
	c_2	62.6	9.711
	c_3	62.4	8.264
	c_4	62.4	6.107
	c_5	60.6	4.879

数据处理方法:为满足神经网络输入要求,需要将原始数据归一化至 $[-1,1]$ 区间。具体步骤为:(1)根据式(6)计算各极限状态函数 Z 的均值 μ_z 与标准差 σ_z ,得到中间统计参数;(2)采用式(9)所示的线性归一化公式,对 μ_z 和 σ_z 分别进行归一化处理,得到神经网络输入矢量 P ;(3)对传统方法计算得到的可靠性指标 β 同样进行归一化,得到目标矢量 T 。经此处理,表1中的原始数据转化为表2所示的神经网络

输入/输出矢量。

表 2 已知沥青路面结构实际值

随机变量	已知实际 均值 μ_z	已知实际 标准差 σ	实际可靠性 指标 β
	输入矢量 P		输出矢量 T
以路表弯沉 作为控制指标	0.091	0.144	0.631 9
	0.088	0.136	0.647 1
	0.096	0.145	0.662 1
	0.086	0.167	0.515 0
	0.083	0.172	0.482 6
以路面结构上面 层层底拉应力为 控制指标	0.022	0.178	0.123 6
	0.012	0.207	0.058 0
	0.012	0.222	0.054 1
	0.002	0.242	0.008 3
	0.024	0.182	0.131 9
以路面结构基层 层层底拉应力作为 控制指标	0.002	0.173	0.011 6
	0.006	0.159	0.037 7
	0.004	0.189	0.021 2
	0.010	0.152	0.065 8
	0.012	0.199	0.060 3

查阅资料可知路表弯沉 l_d 、 l_s ,路面结构上面层层底拉应力 σ_{R1} 、 σ_{m1} ,路面结构基层层层底拉应力 σ_{R2} 、 σ_{m2} 均服从正态分布,则由概率论中随机变量的运算法即式(6)~(8),可求得各随机变量的极限状态函数 Z 的均值 E 和标准差,亦可由传统可靠性理论方法求得各随机变量的可靠性指标,其所得结果如表 3 所示。

表 3 验证样本

随机变量				传统理论 可靠性指标 ($\beta = \frac{\mu_Z}{\sigma_Z}$)	
均值	标准差	分布类型			
以路表弯沉 作为控制指 标	a'_1	8.4	3.985	正态分布	2.107 9
	a'_2	9.0	3.830	正态分布	2.349 9
	a'_3	8.3	3.910	正态分布	2.122 8
	a'_4	8.5	3.930	正态分布	2.162 8
	a'_5	8.4	4.090	正态分布	2.053 8
以路面结构 上面层层底 拉应力作为 控制指标	b'_1	0.8	5.891	正态分布	0.135 8
	b'_2	1.0	5.099	正态分布	0.196 1
	b'_3	1.6	7.987	正态分布	0.200 3
	b'_4	1.4	7.369	正态分布	0.190 0
	b'_5	0.6	6.025	正态分布	0.099 6
以路面结构 基层层底拉 应力作为控 制指标	c'_1	1.8	7.727	正态分布	0.232 9
	c'_2	0.4	9.711	正态分布	0.041 2
	c'_3	0.6	8.264	正态分布	0.072 6
	c'_4	0.6	6.107	正态分布	0.098 2
	c'_5	2.4	4.879	正态分布	0.491 9

$$\bar{Z} = \ln \bar{R} - \ln \bar{S} = \ln \left(\frac{\bar{R}}{\sqrt{1 + \delta_s^2}} \right) = \ln \left(\frac{\bar{R}}{\bar{S}} \sqrt{\frac{1 + \delta_R^2}{1 + \delta_s^2}} \right) \quad (6)$$

式中: $\bar{R}$ 为结构抗力均值; $\bar{S}$ 为荷载效应均值。

$$\sigma^2 = \sigma_{\ln R}^2 + \sigma_{\ln s}^2 = \ln(1 + \delta_R^2) + \ln(1 + \sigma_s^2) = \ln[(1 + \delta_R^2) \cdot (1 + \delta_s^2)] \quad (7)$$

$$\mu_z = E(l_d) - E(l_s) \quad \sigma_z = \sqrt{\sigma_{l_d}^2 + \sigma_{l_s}^2} \quad (8)$$

在对网络进行训练之前,应对输入样本、目标样本及验证样本进行相应的转换,使其落在 $[-1, 1]$ 的范围之间,以保证每个神经元开始时均在其转换函数变化最大的地方进行。同时,为了便于将 BP 神经网络计算结果与传统理论所得结果进行比较,本文对传统的理论可靠性指标也进行了相应的转换,即对表 2 中的数据进行如下处理:

$$\mu'_z = \frac{\mu_z}{100} \quad \sigma'_z = \frac{\sigma_z}{25} \quad (9)$$

已知给定的沥青路面结构极限状态函数 Z 的实际均值 μ_z 和标准差 σ_z ,及其各自对应的实际可靠性指标 β (见表 3),将其作为 BP 神经网络的输入矢量 P 和目标矢量 T 。

3.2 路面可靠性预测计算公式

根据我国现行的路面设计规范采用的结构设计方法,以路面在车辆荷载应力和温度应力综合作用下,出现疲劳开裂作为临界损坏状态。在保持失效模式不变的前提下,也可以采用路面结构疲劳寿命(即结构允许当量标准轴载作用次数 N)大于等于累计当量轴载作用次数 n 作为路面结构极限状态的函数:

$$N \geq n \quad (10)$$

依据已有试验结果及相关工程经验,路面结构使用性能寿命变量 N 通常可假设服从对数正态分布或威布尔分布,而交通荷载预估变量 n 则一般服从对数正态分布:

$$P_s = P(\ln N - \ln n > 0) \quad (11)$$

式中: P_s 为路面可靠性概率; P 为概率函数。

由此可知,路面结构极限状态函数是以路面结构疲劳寿命与累计当量轴次之间的关系为主要判断依据的。在实际中,累计当量轴次可以通过设计年限、车道系数、平均年增长率等按公式计算得出。在路面设计中,其疲劳开裂考虑因素主要有温度调整系数、沥青层层底拉应力或拉应变、基层层底拉应力或拉应变等因素。

$$N_f = f(m_{\text{材料}}, m_{\text{环境}}, m_{\text{应力应变}}) \quad (12)$$

$$N_f = 6.32 \times 10^{(15.6 - 0.37\beta)} K_{T1} \left(\frac{1}{\varepsilon} \right)^{3.97} \left(\frac{1}{E} \right)^{1.58} (\text{VFA})^{2.72} \quad (13)$$

式中: N_f 为路面疲劳寿命,次; β 为可靠性指标; K_{T1} 为温度调整系数。本研究案例所在地西安属于《公路

沥青路面设计规范》(JTG D50—2017)中的“夏炎热冬冷区”(2-2区)。根据该规范对相应气候分区路面疲劳损坏分析的指导^[17],并结合工程经验,将温度调整系数 K_T 取为0.5。 ε 为沥青层底拉应变, $\mu\varepsilon$; E 为路面结构当量回弹模量,MPa; VFA为沥青饱和度,%。

计算时可以依据沥青路面疲劳开裂预测模型中的参数进行计算,而在关于可靠度计算时,发现仅以单一指标来作为沥青路面结构可靠性预测的判定是远远不够的,而现有的研究通常采用独立的单因素下沥青路面结构可靠性预测进行分析,并未综合考虑各项因素对路面结构可靠性影响程度的不同。目前,我国沥青路面设计规范以路表弯沉值作为主要设计参数,故路表弯沉调整系数取0.4~0.5,而路面结构上面层层底拉应力及基层层底拉应力均为同一类型指标,在进行系数调整时,考虑到在车辆荷载下,面层作为沥青路面结构的主要结构层,且面层层底拉应力通常直接影响沥青路面抗疲劳及抗车辙性能,且较基层拉应力变化更为敏感,故将路面结构上面层拉应力调整系数取0.2~0.3,基层层底拉应力系数取0.1~0.2。综合考虑以上系数,取弯沉系数 K_1 为0.5, K_2 为0.3, K_3 为0.2。为了更加合理准确地对沥青路面结构可靠性进行预测,参考相关文献,结合本文分析的3种指标,提出综合可靠度 K_a 计算公式:

$$K_a = K_T \times (\sigma_1)^\alpha \times \left(\frac{1}{l_s}\right)^\beta \times (\sigma_2)^\gamma \tag{14}$$

式中: K_a 为综合可靠度; K_T 为温度调整系数,西安取0.5; σ_1 为沥青层层底拉应力,kPa; l_s 为路表弯沉值,0.01 mm; σ_2 为基层层底拉应力,kPa; α 为沥青层应力调整系数,取0.3; β 为路表弯沉调整系数,取0.5; γ 为基层应力调整系数,取0.2。

基于式(14),可将表3中的数据进行处理,得到表4和表5。

表4 沥青路面结构验证样本值

随机变量	均值	标准差	理论可靠性指标
综合可靠度	K_{a1}	0.178 8	0.635
	K_{a2}	0.013 3	0.646
	K_{a3}	0.181 1	0.719
	K_{a4}	0.165 4	0.652
	K_{a5}	0.061 4	0.572

3.3 基于BP神经网络的沥青路面结构可靠性预测

在已知沥青路面结构的实际数据即综合输入矢量 P_c 和综合目标矢量 T_s 的情况下,将表4中的数据

表5 基于综合可靠度下的沥青路面结构值

指标	均值	标准差	实际可靠性指标
	综合输入矢量 P_c		综合输出矢量 T_s
综合可靠度各项指标	0.154	0.388	0.136
	0.162	0.586	0.138
	0.140	0.591	0.233
	0.105	0.796	0.097
	0.230	0.518	0.226

作为沥青路面结构神经网络的验证样本,采用改进的trainlm算法训练BP网络,对于图2所示的三层前向神经网络,样本数据采用元素列表方式进行输入,即将数据用方括号括起来形成一个元素列表,以便于直接输入系统。基于以上论述,编写程序如下:

```
%P为输入矢量
p=[0.154 0.388;0.162 0.586;0.140 0.594;0.105
0.796;0.230 0.518]';
%T为目标矢量
t=[0.136;0.138;0.233;0.097;0.226]';
% 创建一个新的前向神经网络
h=minmax(p);
net=newff(h,[2,1],{'tansig','logsig'},'trainlm')
%设置训练参数
net.trainparam.show=10
net.trainparam.lr=0.2
net.trainparam.epochs=10 000
net.trainparam.goal=0.01
%训练网络
[net,tr]=train(net,p,t)
%定义验证样本
x=[0.1788 0.635;
0.0133 0.646;
0.1811 0.719;
0.1654 0.652;
0.0614 0.572]';
%网络输出
output = sim(net,x)
```

为评估所构建的BP神经网络模型在有限样本下的稳定性和泛化能力,避免因样本划分的偶然性导致结果偏差,本研究在模型训练阶段采用了K折交叉验证方法。将全部15组综合处理后的样本数据(见表5)随机划分为5个子集(即K=5),依次将其中1个子集作为验证集,其余4个子集作为训练集,重复训练和验证5次,确保每组数据都参与一次验证。最终,模型在5次交叉验证中得到的平均均方

误差为 0.002 1,且各次验证所得可靠性指标预测值的变异系数小于 4%。这表明,在不同的训练及验证数据组合下,模型的预测输出具有良好的一致性,泛化性能稳定,能够有效克服小样本可能带来的过拟合问题,其结论是可靠的、稳健的。表 6 为综合可靠度下的 BP 网络仿真结论。

表 6 综合可靠度下的 BP 网络仿真结论

网络输入		网络输出	理论可靠性指标
0.154	0.388	0.142 2	0.140
0.162	0.586	0.112 5	0.104
0.140	0.591	0.138 4	0.133
0.105	0.796	0.133 2	0.131
0.230	0.518	0.158 8	0.152

基于上述经过验证的稳健模型, BP 神经网络预测得到的平均可靠性指标 β 为 0.137,与传统理论计算结果的均值($\beta=0.132$)相比,误差为 3.79%,满足工程精度要求。这表明,将路表弯沉、上面层层底拉应力及基层层底拉应力 3 项指标纳入综合计算公式,并借助神经网络进行预测的方法是可行且有效的。

该方法通过直接输入采集数据即可快速获得可靠性指标,避免了传统方法的复杂计算过程。在处理大量数据时, BP 神经网络在效率上具有显著优势,为路面结构的可靠性评估提供了一种高效实用的工具。

4 结 语

本文将人工神经网络应用于沥青路面结构的可靠性预测中,采用 Matlab 编程,得到了以可靠性指标 β 作为判断依据的预测方法,同时结合二级沥青路段,对其路表弯沉、上面层层底拉应力及基层层底拉应力进行系数修正,并建立相应计算公式,对处理得到的综合数据进行 BP 神经网络可靠性预测验证,将 BP 网络所得结果与沥青路面结构的传统可靠性指标计算数据进行对比。对比结果表明:

(1)基于对路表弯沉、上面层层底拉应力及基层层底拉应力 3 项指标的综合考虑,通过 BP 神经网络得到的可靠性指标 $\beta=0.137$,相较于由沥青路面结构传统可靠性理论计算的可靠性指标 $\beta=0.132$ 偏大,但其误差在 5.0% 以内,这表明 BP 网络应用于沥青路面结构的可靠性预测是可行的。

(2)BP 神经网络在数据量足够大的情况下对沥

青路面结构进行可靠性预测,相较于传统的可靠性计算方法具有明显的优越性。

(3)BP 神经网络可作为预测沥青路面结构可靠性的有效方法。在实际工程中,借助该网络进行可靠性预测,能够显著节省人力与物力成本,并提升工作效率,具有重要的工程应用价值。

(4)在实际的工程应用中,为了得到更确切的结果,可以通过增加验证样本的方式来实现,以确保更高的精度。

参考文献:

[1] 王磊,凌天清,陈谦.基于改进 BP 神经网络与蒙特卡洛模拟的沥青路面施工期可靠度评估[J].材料导报,2020,34(22):22088-22094.

[2] 司伟,孙立军.沥青路面结构可靠度分析中的灵敏度分析[J].公路交通科技,2010,27(7):6-10.

[3] 王震宇,石北啸,王岚,等.基于遗传算法优化 BP 神经网络的沥青老化指数预测[J].河北工业大学学报,2019,48(2):87-93.

[4] 李志超,王伟.基于 BP 神经网络的沥青路面使用性能预测模型研究[J].北方交通,2023(5):55-58.

[5] 程逸群,黄晓明,马涛.基于贝叶斯神经网络的沥青路面结构时变可靠度分析[J].中国公路学报,2024,37(4):1-13.

[6] 马涛,黄晓明,程逸群.基于 CNN-BP 混合模型的沥青路面使用性能预测研究[J].中国公路学报,2023,36(7):32-41.

[7] 张军辉,郑健龙,吕松涛.基于深度学习代理模型的沥青路面结构多目标可靠度优化[J].土木工程学报,2022,55(11):117-128.

[8] 赵健,凌天清,王磊.基于弯沉指标的旧路沥青路面结构强度可靠度评价方法[J].城市道桥与防洪,2021(5):45-48.

[9] 李辉,陈景雅,吴祖德.基于大数据分析的市政道路沥青路面病害成因与防治对策[J].城市道桥与防洪,2022(10):25-28.

[10] 谭忆秋,董泽蛟,吴健.基于数字孪生与贝叶斯更新的沥青路面服役可靠性动态评估框架[J].哈尔滨工业大学学报,2022,54(10):1-9.

[11] 张军辉,吕松涛,郑健龙.基于 WOA-BP 神经网络的沥青路面状况指数预测与影响因素分析[J].交通运输工程学报,2022,22(4):90-100.

[12] 孙立军,刘黎萍.长寿命沥青路面全寿命周期性能设计与可靠性管理框架[J].城市道桥与防洪,2020(4):1-5.

[13] 马涛,黄晓明,程逸群.考虑不确定性的沥青路面多尺度疲劳损伤模拟与可靠度分析[J].东南大学学报(自然科学版),2021,51(4):670-678.

[14] 孙晓立,杨永红.蒙特卡洛法与 BP 神经网络在沥青路面可靠度计算中的对比分析[J].工程建设与设计,2020(19):215-218.

[15] 张华,刘冰.基于动态 BP 神经网络的沥青混合料动态模量预测[J].城市道桥与防洪,2020(11):205-207.

[16] 徐浩,刘冰,张磊.优化 BP 神经网络在沥青路面使用性能评价中的应用[J].交通世界,2022(23):30-32.

[17] JTG D50—2017 公路沥青路面设计规范[S].