

基于ANN的路基土回弹模量湿度调整系数和干湿循环折减系数预测

王绪丰^{1,2},付伟³,彭俊辉^{1*},胡健坤⁴,张军辉¹,李之光¹

(1.长沙理工大学交通学院,湖南长沙 410114;2.山东省交通科学研究院,山东济南 250102;3.中交第二公路勘察
设计研究院有限公司,湖北武汉 430056;4.葛洲坝武汉道路材料有限公司,湖北武汉 430200)

摘要:既有路基土回弹模量湿度调整系数和干湿循环折减系数的确定方法多基于耗费大量的人力和时间的室内试验,且受限于规范取值范围,预测精度不足。为实现快速准确预测这两个系数,该文通过室内动三轴试验探究应力状态、含水率、干湿循环次数对路基土回弹模量的影响规律,结合已有文献选取路基土物性参数、状态参数和应力参数,建立了遗传算法优化的人工神经网络预测模型,实现了路基土湿度调整系数和干湿循环折减系数快速预测。研究表明:含水率和干湿循环对路基土回弹模量影响较大,而湿度调整系数和干湿循环折减系数则表现出应力依赖性。该智能预测模型对湿度调整系数和干湿循环折减系数的预估精度较高。

关键词:路基工程;回弹模量;湿度调整系数;干湿循环折减系数;人工神经网络;智能预测;遗传算法优化

中图分类号:U416.1

文献标志码:A

Prediction for Humidity Adjustment Factor and Dry-Wet Cycle Reduction Factor of Resilient Modulus of Subgrade Soil Based on ANN

WANG Xufeng^{1,2}, FU Wei³, PENG Junhui^{1*}, HU Jiankun⁴, ZHANG Junhui¹, LI Zhiguang¹

(1. School of Transportation, Changsha University of Science & Technology, Changsha, Hunan 410114, China;

2. Shandong Transportation Research Institute, Jinan, Shandong 250102, China; 3. CCCC Second Highway Consultants Co., Ltd.,

Wuhan, Hubei 430056, China; 4. Gezhouba Wuhan Road Materials Co., Ltd., Wuhan, Hubei 430200, China)

Abstract: Existing methods for determining the humidity adjustment factor and dry-wet cycle reduction factor of the resilient modulus of subgrade soil are mostly based on laboratory tests that consume a large amount of manpower and time, and the prediction accuracy is limited due to the constraints of specification value ranges. In order to achieve fast and accurate prediction of these two factors, the effects of stress state, moisture content, and the number of dry-wet cycles on the resilient modulus of subgrade soil were investigated through laboratory dynamic triaxial tests. Based on existing literature, physical parameters, state parameters, and stress parameters of subgrade soil were selected, and an artificial neural network prediction model optimized by a genetic algorithm was developed to enable rapid prediction of the humidity adjustment factor and dry-wet cycle reduction factor of subgrade soil. The results show that moisture content and dry-wet cycles have a significant influence on the resilient modulus of subgrade soil, while the humidity adjustment factor and dry-wet cycle reduction factor show stress dependence. The intelligent prediction model demonstrates high prediction accuracy for both the humidity adjustment factor and the dry-wet cycle reduction factor.

Keywords: subgrade engineering; resilient modulus; humidity adjustment factor; dry-wet cycle reduction factor; artificial neural network; intelligent prediction; genetic algorithm optimization

收稿日期:2023-08-20 修回日期:2025-01-09

基金项目:国家重点研发计划项目(编号:2021YFB2600900);国家自然科学基金资助项目(编号:52208419);湖南省教育厅科学研究项目(编号:21C0187);长沙理工大学研究生科研创新项目(编号:CX2021SS06);长沙理工大学公路养护技术国家工程研究中心开放基金资助项目(编号:kfj210101);长沙理工大学大学生创新创业训练计划项目(编号:2022006)

作者简介:王绪丰,男,硕士.E-mail:wangxufeng2020@163.com

*通信作者:彭俊辉,男,博士,讲师.E-mail:pjh@csust.edu.cn

0 引言

路基土回弹模量是表征路基刚度的重要参数和路面结构设计的重要指标,研究其演变规律对路基和路面的稳定耐久性具有重要作用^[1]。路基回弹模量受气候环境影响大,呈现较强的湿度敏感性^[2-3]。已有研究表明:路基含水率在运营期内不断增加,最终稳定在平衡含水率附近^[4]。此时路基回弹模量相较于设计状态有较大差异,因此合理简便地获取路基土动态回弹模量湿度调整系数具有重要意义。现有回弹模量湿度折减系数多通过不同含水率下的室内外试验数据拟合获得。其中,应用较广的是 Witczak 基于 LTPP 路基监测数据建立的模量调整模型。基于此模型,曹长伟^[5]和林小平等^[6]根据中国实际条件确定了回弹模量调整系数回归公式中参数的推荐值。

$$\lg \frac{M_r}{M_{ropt}} = a + \frac{b - a}{1 + \exp[\ln(-b/a) + k_s(S - S_{opt})]} \quad (1)$$

式中: M_r 为实际含水率下的回弹模量; M_{ropt} 为最佳含水率下的回弹模量; a 为 $\lg(M_r/M_{ropt})$ 的最小值; b 为 $\lg(M_r/M_{ropt})$ 的最大值; k_s 为材料参数; S 为饱和度; S_{opt} 为最大干密度条件下的饱和度。

在路基土湿度逐渐增加至平衡含水率这一过程中,因降雨与蒸发等环境因素引起的反复干湿循环作用对路基土回弹模量的影响亦不容忽视^[7-8]。已有研究多基于室内试验探究了静态回弹模量随干湿循环路径及次数的变化规律,发现静态回弹模量随干湿循环次数增加呈下降趋势。对于动态回弹模量,冉武平等^[9]和李长贵等^[10]亦有相似结论。其中,冉武平等^[9]基于经历不同干湿循环次数后的回弹模量与未经干湿循环的回弹模量比值,提出了干湿循环修正系数;李长贵等^[10]基于未经干湿循环与经历 N 次干湿循环后的回弹模量差值与未经循环作用(干湿循环次数为 0 次)的回弹模量的比值,提出了干湿循环损伤因子,以表征干湿循环下动态回弹模量的衰减规律。

综上所述,现有关于湿度调整系数和干湿循环折减系数研究大多是基于特定土样通过设置不同含水率及室内干湿循环试验获得,缺少快速确定湿度调整系数和干湿循环折减系数的方法。为此,本文在室内试验和数据收集的基础上,提出了遗传算法优化的人工神经网络(Artificial Neural Network,

ANN)方法,实现了快速准确获取路基土回弹模量湿度调整系数和干湿循环折减系数,可为路基设计模量取值提供参考。

1 室内试验

1.1 试验材料

本文土样来自湖南省长沙市,根据命名方法将其命名为高液限黏土,其基本物理性能参数见表 1。

表 1 土样基本物理性能参数

Table 1 Basic physical performance parameters of soil samples

液限/ %	塑限/ %	塑性 指数	最大干密度/ ($g \cdot cm^{-3}$)	最佳含 水率/%	<0.075 mm 细粒含量/%	相对 密度
51.7	37.1	14.6	1.62	22.6	95.62	2.71

1.2 试验方案

根据《公路路基设计规范》(JTG D30—2015)要求,路基的路床和路堤最低压实度为 93%,同时考虑路基运营期内压实度衰减情况,统一取 93% 压实度开展研究。含水率设置两种工况。工况 1:研究含水率对回弹模量的影响。考虑路基运营期内含水率变化,设置含水率分别为 $0.9w_{OMC}$ 、 $1.0w_{OMC}$ (最优含水率)、 $1.1w_{OMC}$ 、 $1.2w_{OMC}$ 、 $1.3w_{OMC}$ 共 5 种情况;工况 2:研究干湿循环对回弹模量的影响。考虑路基施工阶段的含水率状态,初始含水率都取 $1.0w_{OMC}$,然后分别经历 1 次、3 次、5 次干湿循环后回到 $1.0w_{OMC}$ 。

图 1 为意大利进口 Dynatriax100/14 动三轴试验系统,根据《公路路基设计规范》(JTG D30—2015)开展动回弹模量试验。

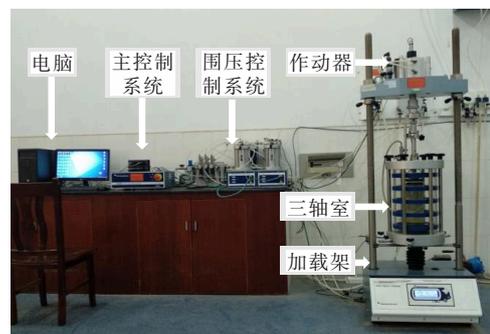


图 1 动三轴试验系统

Figure 1 Dynamic triaxial testing system

1.2.1 试件制备

采用圆柱体试样,其直径、高度分别为 100 mm、200 mm,分 5 层静压成型。工况 1 按 $0.9w_{OMC}$ 、 $1.0w_{OMC}$ 、

1.1 w_{OMC} 、1.2 w_{OMC} 、1.3 w_{OMC} 5种含水率制备试件,工况2均按1.0 w_{OMC} 一种含水率制备试件。

1.2.2 干湿循环模拟

将制备好的1.0 w_{OMC} 试件,采用雾化板和加湿器加湿到1.3 w_{OMC} ,然后放入50℃的烘箱中脱湿至0.9 w_{OMC} ,随后再加湿至1.0 w_{OMC} 这一过程为1次干湿循环。加湿和脱湿过程含水率与时间关系如图2所示。图中: w_w 和 w_d 分别为加湿和脱湿过程中的含水率(%); t 为加湿脱湿时间(h)。试件经历1次、3次、5次干湿循环后,采用加湿器使之达到最终含水率后开展动三轴试验^[8]。由于工况2只考虑干湿循环影响,故经历干湿循环后的试样最终含水率只考虑1.0 w_{OMC} 。

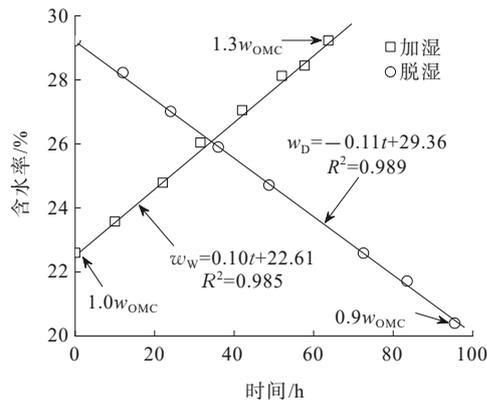


图2 加湿和脱湿过程含水率与时间关系

Figure 2 Relationship between moisture content and time during humidification and dehumidification processes

1.2.3 加载方式及加载序列

加载方式为半正弦波,加载频率为1 Hz,0.2 s加载,0.8 s间歇。参考罗志刚^[11]的加载序列,为减少加载过程中试样过早破坏的可能性,在此序列下,偏应力由低到高、围压由高到低各设计4级,共16个应力组合,见表2。其中,每个应力组合最后5次加载的试验数据取平均值,得到对应的回弹模量值。

2 试验结果分析

2.1 应力状态对回弹模量的影响

在试验过程中,偏应力模拟交通荷载,体现为剪切效果,围压模拟土体周围约束,体现侧限效果。图3为不同围压和含水率下回弹模量随偏应力的变化情况。从图3可以看出:①回弹模量随偏应力的增大而减小。偏应力的增长使竖向应变增加,而竖向应变的增加大于偏应力的增加,最终回弹模量减小。

以围压30 kPa、含水率1.0 w_{OMC} 为例,当偏应力从30 kPa上升到55 kPa、75 kPa和105 kPa时,回弹模量分别衰减了4.2%、10.3%和17.2%;②回弹模量随围压的增大而增大。这是由于围压对于试件具有侧向约束作用,使得土体刚度变大,即抵抗变形的能力增加,最终回弹模量增大。以偏应力为30 kPa、含水率1.1 w_{OMC} 为例,当围压从15 kPa上升到30 kPa、40 kPa、60 kPa时,回弹模量分别增加了14.9%、21.7%和41.4%。

表2 路基细粒土加载序列

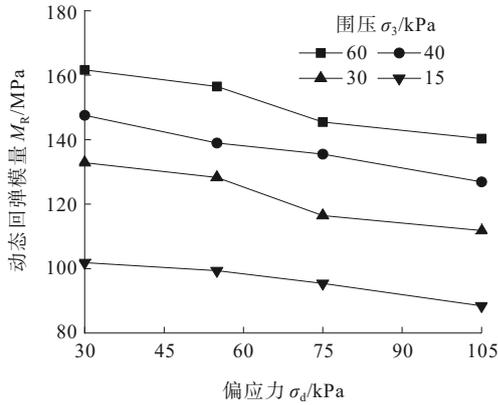
Table 2 Loading sequence of fine-grained soil for subgrade

加载序列	围压/ kPa	接触应力 0.2 σ_3 /kPa	循环偏应 力/kPa	最大轴向 应力/kPa	加载次 数/次	主应力之 比 σ_1/σ_3
0-预载	30	6	55	61	2 000	2.83
1	60	12	30	42	100	1.50
2	40	9	30	39	100	1.75
3	30	6	30	36	100	2.00
4	15	3	30	33	100	3.00
5	60	12	55	67	100	1.92
6	40	9	55	64	100	2.38
7	30	6	55	61	100	2.83
8	15	3	55	58	100	4.67
9	60	12	75	87	100	2.25
10	40	9	75	84	100	2.88
11	30	6	75	81	100	3.50
12	15	3	75	78	100	6.00
13	60	12	105	117	100	2.75
14	40	9	105	114	100	3.63
15	30	6	105	111	100	4.50
16	15	3	105	108	100	8.00

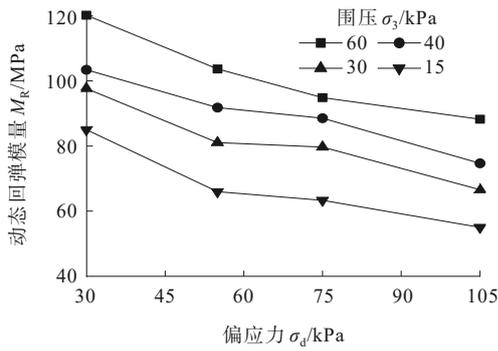
2.2 含水率对回弹模量的影响

当围压分别为15 kPa、60 kPa时回弹模量随着含水率变化的规律如图4所示。由图4可知:在相同应力状态下,路基土动态回弹模量随含水率的增大而减小。将各含水率下的回弹模量与最佳含水率下的回弹模量比值定义为回弹模量湿度调整系数。湿度调整系数与相对含水率关系如图5所示。由图5可知:

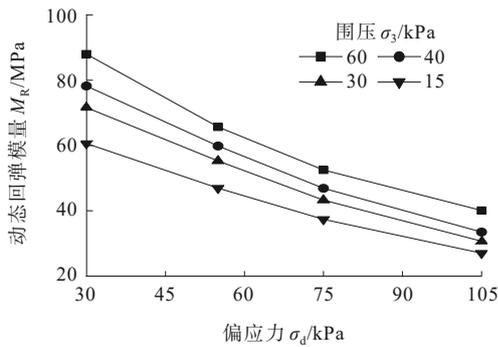
(1) 当围压和偏应力不变时,在93%压实度下,相较于1.0 w_{OMC} 含水率,0.9 w_{OMC} 、1.1 w_{OMC} 、1.2 w_{OMC} 、1.3 w_{OMC} 路基土动态回弹模量湿度调整系数范围分别为108.6%~127.2%、71.4%~90.6%、42.9%~80.0%、30.4%~65.7%。



(a) $0.9w_{OMC}$



(b) $1.1w_{OMC}$

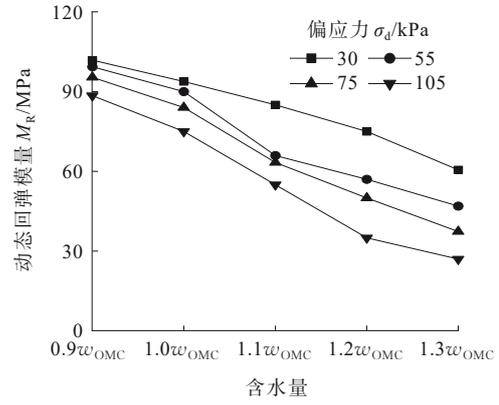


(c) $1.3w_{OMC}$

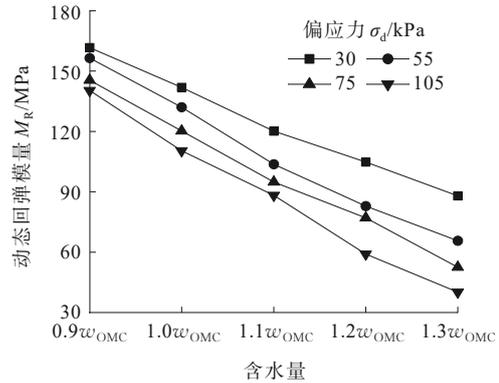
图3 不同含水率下回弹模量与偏应力和围压的关系
Figure 3 Relationship between resilient modulus and deviatoric stress and confining pressure under different moisture contents

(2) 在相同偏应力条件下,随着土体含水率的增加,其回弹模量衰减幅度随围压增加而小幅度减小。例如:当 $1.3w_{OMC}$ 下土样的围压从15 kPa逐渐增大至60 kPa时,在30 kPa、55 kPa、75 kPa、105 kPa的偏应力下的回弹模量湿度调整系数范围分别是62.0%~64.6%、49.8%~52.1%、42.8%~44.5%、32.7%~36.3%,衰减幅度差异均在3%以内。

(3) 在相同围压下,随着土体含水率的增加,其回弹模量衰减程度随偏应力的增加而大幅度减小。



(a) 围压 15 kPa



(b) 围压 60 kPa

图4 回弹模量与含水率的关系
Figure 4 Relationship between resilient modulus and moisture content

例如:当 $1.3w_{OMC}$ 下土样的围压为15 kPa,不同偏应力下(30 kPa、55 kPa、75 kPa、105 kPa)的回弹模量湿度调整系数分别为64.6%、52.1%、44.5%、36.1%。这表明:围压对回弹模量的约束作用受含水率的影响较小,而偏应力对回弹模量的剪切效应受含水率的影响较大。含水率对回弹模量的消极作用可以作如下解释:土体中的水在土颗粒间具有一定的润滑作用。当含水率减小时,土颗粒表面的水膜较薄,土颗粒间的相对移动困难,因此试样抵抗变形的能力就越强。随着水分的增多,土颗粒间的水膜增大,土颗粒间的相对位移较为简单,土样抵抗变形的能力就越差。因此,含水率的增大会对试件产生较强的软化作用,即随含水率的增高,回弹模量值逐渐降低。

2.3 干湿循环对回弹模量的影响

图6为最佳含水率时,不同应力状态下的回弹模量随干湿循环次数的变化规律。

由图6可知:

(1) 在相同的应力状态下,土样动态回弹模量随干湿循环次数的增加呈现下降趋势,且当干湿循环

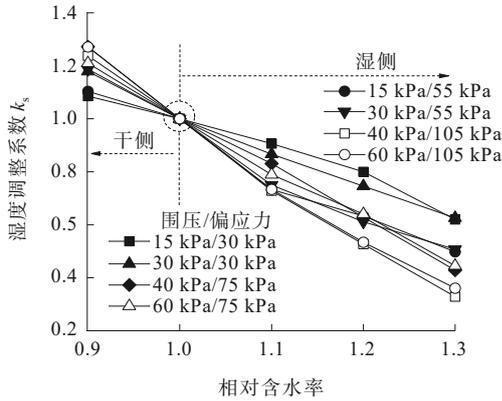


图5 湿度调整系数与相对含水率关系

Figure 5 Relationship between humidity reduction factor and relative moisture content

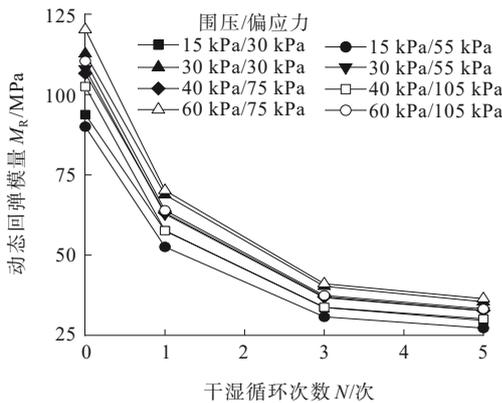


图6 动态回弹模量与干湿循环次数的关系

Figure 6 Relationship between dynamic resilient modulus and dry-wet cycle

次数为1时,回弹模量衰减最为显著。将经历一定次数干湿循环后的回弹模量与未经干湿循环时的回弹模量之比定义为该次数干湿循环对应的回弹模量干湿循环折减系数。

(2) 经历1次干湿循环后的回弹模量干湿循环折减系数为56.2%~61.4%。随着干湿循环次数的增多,回弹模量衰减程度显著降低。经历3次干湿循环和经历5次干湿循环后的回弹模量干湿循环折减系数范围分别为32.9%~35.9%和29.4%~31.6%。不难看出,经历5次干湿循环后的回弹模量值相较于3次的衰减幅度在5%以内,因此可以认为经历5次干湿循环后路基土的回弹模量趋于稳定。

(3) 当干湿循环次数为1次时,各应力状态下的土体回弹模量衰减幅度差别较大,干湿循环折减系数最大差距为5.2%,而当3次和5次干湿循环后,各应力状态下的土体回弹模量衰减幅度差别较小,干湿循环折减系数最大差距分别为3.0%和2.2%。因

此,应力状态对干湿循环折减系数的影响随着干湿循环次数的增加而呈现下降趋势。此外,在相同围压下,干湿循环折减系数与偏应力之间并无明显规律。而在相同偏应力下,随着围压的增大,干湿循环折减系数逐渐减小。如图7所示,经历1次干湿循环后的土样在偏应力为30 kPa时,各围压下(15 kPa、30 kPa、40 kPa、60 kPa)的回弹模量干湿循环折减系数分别为61.4%、61.0%、59.2%、57.9%。但是随着偏应力的增大,围压对干湿循环折减系数的影响减弱。在75 kPa和105 kPa偏应力时,围压对回弹模量干湿循环折减系数的影响已无明显规律。

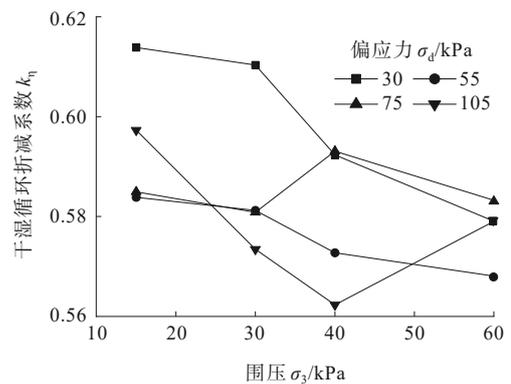


图7 1次干湿循环折减系数与围压的关系

Figure 7 Relationship between reduction factor of one dry-wet cycle and confining pressure

3 BP神经网络预测

3.1 基于人工神经网络的回弹模量湿度调整系数预测方法

本研究采用 Matlab 软件编程建立 BP 神经网络。神经网络的激活函数取 S (sigmoid) 型函数,函数形式如式(2)所示。训练函数采用基于 Levenberg-Marquardt 优化算法以最小化均方误差 (E_{MSE}),网络误差平方和为损失函数,梯度下降法计算损失函数的最小值^[12]。如图8所示,本研究采用三层网络结构,由输入层、单一隐含层和输出层组成。对于输入变量的选择,输入变量过少会导致数据过多时预测误差增大,输入变量过多会使效率降低。由室内试验得知:对于同一种路基土,回弹模量湿度调整系数与围压、偏应力、压实度等相关。Zhang 等^[13]发现,对于不同的土,状态变量和应力变量对回弹模量的影响会受到土的物理性质的影响。同时,为了保证所建立的预估方法能够用于不同的路基土的湿度调整系数的预估,本研究选择土的物性参数、状态变量、

应力变量和回弹模量实测值作为输入变量。因此,所建立 ANN 预估方法的输入层节点为 10 个,包含土的物性参数(液限、塑限、塑性指数、最大干密度、最佳含水率、细粒含量)、状态变量(压实度、相对含水率)、应力变量(围压、偏应力);根据史峰等^[14]的建议将 BP 神经网络中隐含层节点个数取 21;输出层为 1 个节点,即回弹模量湿度调整系数 k_s 。网络结构中输入层与输出层的映射关系如式(3)所示:

$$f(z) = \frac{1}{1 + \exp(-z)} \quad (2)$$

$$y = f_{HO} \left[b_k + \sum_{j=1}^{21} \omega_{j1} f_{IH} \left(b_j + \sum_{i=1}^{11} \omega_{ij} x_i \right) \right] \quad (3)$$

式中: f_{HO} 为隐含层和输出层间的激活函数; f_{IH} 为输入层和隐含层间的激活函数; ω_{ij} 为输入层与隐含层间的连接权值; ω_{j1} 为隐含层与输出层间的连接权值; x_i 为输入变量; b_j 为隐含层对应的偏置; b_k 为输出层对应的偏置^[15-16]。

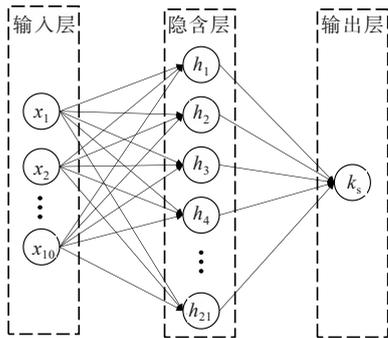


图 8 湿度调整系数预测神经网络结构图

Figure 8 Neural network structure for predicting humidity adjustment factor

BP 算法作为一种基于梯度下降的迭代学习算法,存在收敛速度慢、易陷入局部极小值、接近最优解时可能出现振荡等缺陷^[17]。遗传算法(GA)作为模拟自然进化过程来寻找最优解的方法。因此,许多研究者利用遗传算法优化 BP 神经网络的初始权值和阈值,以解决 BP 算法的不足^[18-21]。然而,即使是经过 GA 优化,BP 神经网络仍然需要一个随机的初始区间用于生成权值和阈值。当网络的最优权值和阈值不在该区间时,GA 很难找到全局最优解。此外,子代种群与父代种群的个体数量相同,导致产生精英个体的概率较低,这也可能会降低网络的收敛速度,使网络容易陷入局部最优。为了克服这些缺陷,本研究采用多种群遗传算法对网络进行优化,以

保证 BP 神经网络权值和阈值的最优,进而获得全局最优解。首先,需要对算法参数进行初始化,确定权值和阈值的初始区间和期望误差。然后在该区间内生成初始种群,作为父代种群。利用适应度函数计算种群中的个体适应度,将适应度较高的个体保存为精英个体;然后,通过种群内选择、交叉、变异和竞争操作,形成新的种群;最后,根据程序计算网络的输出误差是否小于或等于期望误差。如果输出误差小于期望误差,满足终止条件,计算终止并输出网络权值和阈值。否则,进行区间移动,重新执行程序。

土壤样品数据的收集来源和本研究选择的土性参数分别见表 3、4。选取已有文献中的 1 604 个试验数据建立 ANN 模型。这些土壤样品的数据来自中国和美国,可分为高液限粉土(MH)、低液限黏土(CL)、高液限黏土(CH)、红黏土(R)、含砂低液限黏土(CLS)、含细粒土砂(SF)、液限粉土(ML)。其中,液限、塑限、塑性指数、最大干密度、最佳含水率、细粒含量、压实度、相对含水率、围压、循环偏应力和湿度调整系数的范围分别为:21.3%~70.8%、14.2%~37.1%、7.1~35.6、1.62~2.03 g/cm³、11.5%~23.5%、9.6%~99.3%、85%~100%、0.75~1.80、10~80 kPa、10~105 kPa、7.8%~177.3%。在这些土壤样本中,50%的数据作为初始训练集用于构建神经网络;25%的数据作为优化集,进一步优化权重和阈值,并对模型进行初步评价;25%的数据作为验证集,验证建立的预测方法的准确性。

表 3 路基土土性参数

Table 3 Parameters of subgrade soil

序号	土样来源	分类	液限/ %	塑限/ %	塑性 指数	最大干密 度/(g· cm ⁻³)	最佳含 水率/ %	细粒 含量/ %
1	长沙(本 研究)	MH	51.7	37.1	14.6	1.62	22.6	95.6
2	韶关 ^[22]	CL	34.4	21.4	13.0	1.95	13.2	63.5
3	长沙 ^[23]	CH	57.4	29.1	28.3	1.56	23.5	96.0
4	长沙 ^[24]	R	70.8	35.2	35.6	1.72	18.5	76.1
5	肇庆 ^[25]	CLS	42.0	22.9	19.1	1.89	12.5	53.5
6	台湾 ^[26]	CH	50.0	27.0	23.0	1.80	17.0	99.3
7	台湾 ^[26]	CH	54.0	34.0	20.0	1.76	18.0	96.8
8	准噶尔 ^[27]	SF	21.3	14.2	7.1	1.98	13.4	9.6
9	阜康 ^[27]	ML	26.4	17.8	8.6	2.03	11.5	65.2
10	伊犁 ^[27]	CL	27.5	16.5	11.0	1.94	13.6	86.0
11	美国 ^[28]	CL	30.8	18.4	12.3	1.80	16.5	68.8
12	美国 ^[28]	CL	27.8	19.8	8.0	1.81	14.2	56.3

表4 路基土状态性能和受力状态

Table 4 State performance and stress state of subgrade soil

序号	土样来源	压实度/%	相对含水率	围压/kPa	循环偏应力/kPa	湿度调整系数/%
1	长沙(本研究)	93	0.90、1.00、1.10、1.20、1.30	15、30、40、60	30、55、75、105	32.7~127.1
2	韶关 ^[22]	90、98	0.77、1.00、1.23	15、30、45、60	30、55、75、105	71.6~151.0
3	长沙 ^[23]	90、93、96	0.90、1.00、1.10、1.20、1.30	10、20、30、40	10、20、30、40	45.6~140.5
4	长沙 ^[24]	87、90、93	0.84、0.92、1.00、1.08、1.16、1.24	13.8、27.6、41.4	12.4、24.8、37.2、49.7、62.0	51.7~170.6
5	肇庆 ^[25]	85、90、95、100	0.84、1.2、1.4、1.6、1.8	10、20、30、40、60、80	10、20、30、40	66.9~150.3
6	台湾 ^[26]	88、95、100	1.00、1.42、1.72	20	20、35、50、70、105	7.8~100
7	台湾 ^[26]	88、95、100	1.00、1.40、1.51	20	20、35、50、70、105	13.9~100
8	准噶尔 ^[27]	91、96	0.78、1.00、1.22	15、30、45、60	30、55、75、105	82.6~156.0
9	阜康 ^[27]	91、96	0.75、1.00、1.26	15、30、45、60	30、55、75、105	30.1~177.3
10	伊犁 ^[27]	91、96	0.78、1.00、1.22	15、30、45、60	30、55、75、105	30.4~176.8
11	美国 ^[28]	100	0.88、1.00	13.8、27.6、41.4	13.8、27.6、41.4、55.2、68.9	100.0~158.4
12	美国 ^[28]	100	1.00、1.14	13.8、27.6、41.4	13.8、27.6、41.4、55.2、68.9	70.7~100.0

训练集和验证集的回弹模量湿度调整系数预测值与实测值对比如图9、10所示。可以看出:所建立的BP神经网络预估方法具有较高的精度,且适用性广,可以准确确定路基土回弹模量湿度调整系数。

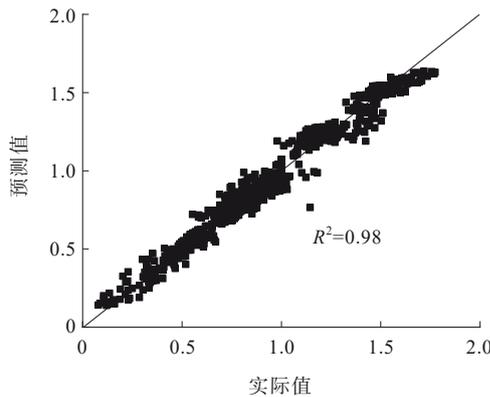


图9 训练集的湿度调整系数预测值与实测值对比

Figure 9 Comparison of predicted and measured values of humidity adjustment factor in training set

3.2 基于神经网络的路基回弹模量干湿循环折减系数预测方法

BP神经网络建立方法与3.1节相同,也是采用输入层、单一隐含层和输出层三层网络结构,如图11所示。选择土的物性参数、状态变量、应力变量和回弹模量实测值作为输入变量。所建立ANN预估方法的输入层节点为11个,包含土的物性参数(液限、塑限、塑性指数、最大干密度、最佳含水率、细粒含量)、状态变量(压实度、含水率、干湿循环次数)、应力变量(围压、偏应力)。隐含层为23个。输出层为1个节点,即干湿循环折减系数 k_w 。

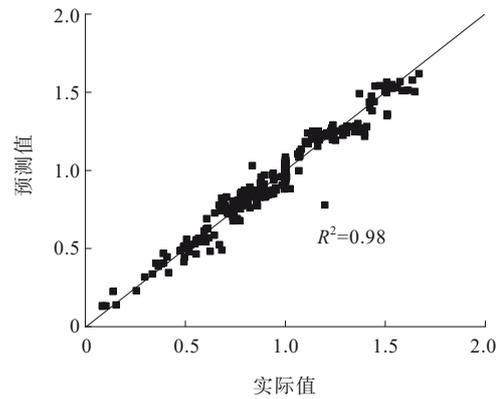


图10 验证集的湿度调整系数预测值与实测值对比

Figure 10 Comparison of predicted and measured values of humidity adjustment factor in verification set

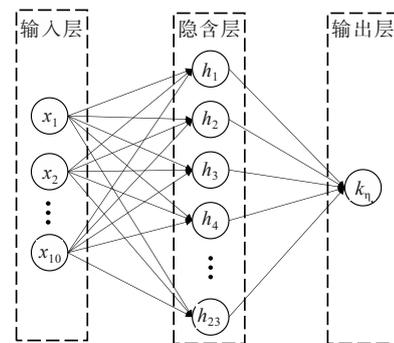


图11 干湿循环折减系数预测神经网络结构图

Figure 11 Neural network structure for predicting dry-wet cycle reduction factor

如前文所述,现有文献中对于干湿循环对动态回弹模量影响的研究较少,因此选取本研究的64个试验数据建立相应数据库进行研究。随机选取60%的数据作为训练集,用于初步建立神经网络;20%的

数据作为优化集,进一步优化验证集的权重和阈值,并对模型进行初步评估;20%的数据作为验证集,验证所建立预估方法的准确性。

训练集和验证集的回弹模量干湿循环折减系数预测值与实测值对比如图 12、13 所示。

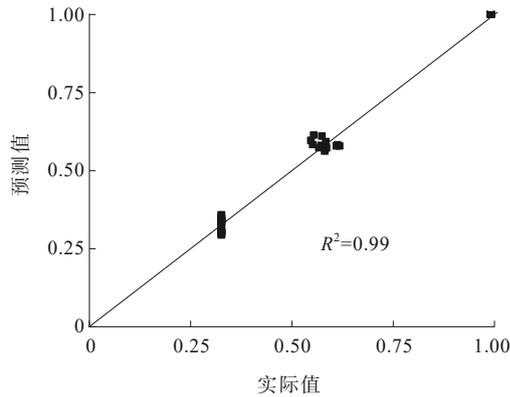


图 12 训练集的干湿循环折减系数预测值与实测值对比
Figure 12 Comparison of predicted and measured values of dry-wet cycle reduction factor in training set

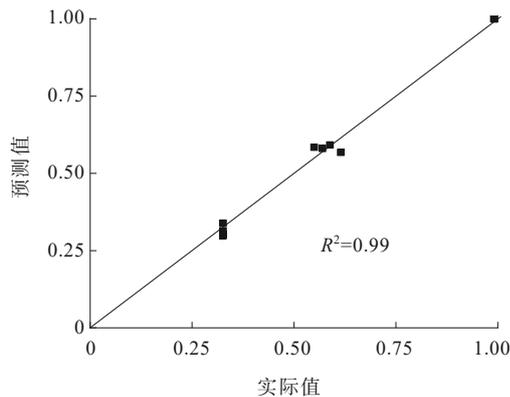


图 13 验证集的干湿循环折减系数预测值与实测值对比
Figure 13 Comparison of predicted and measured values of dry-wet cycle reduction factor in verification set

可以看出:所建立的 BP 神经网络预估方法具有较高的精度。但由于目前数据量较少,其适用性有待补充其他土样数据后进行验证。

4 结论

(1) 路基土动态回弹模量具有较强的应力依赖性和湿度敏感性,随含水率增加、偏应力减小、围压增加而增加。

(2) 干湿循环对路基土动态回弹模量有较大影响,干湿循环为 1 次时,路基土动态回弹模量衰减最严重,干湿循环次数为 5 次时达到平衡状态。

(3) 路基土动态回弹模量湿度调整系数和干湿

循环折减系数具有一定的应力相关性,当含水率相较于最佳含水率变化不大时,应考虑应力相关性。

(4) 基于人工神经网络的路基土动态回弹模量湿度调整系数和干湿循环折减系数预测精度较高,具有良好的发展前景。未来可不断丰富数据库,以进一步提高预估精度。

参考文献:

References:

- [1] 张军辉,彭俊辉,郑健龙.路基土动态回弹模量预估进展与展望[J].中国公路学报,2020,33(1):1-13.
ZHANG Junhui, PENG Junhui, ZHENG Jianlong. Progress and prospect of the prediction model of the resilient modulus of subgrade soils[J]. China Journal of Highway and Transport, 2020, 33(1): 1-13.
- [2] 郑健龙,刘绍平,胡惠仁.公路路基湿度计算理论研究进展[J].中外公路,2023,43(1):1-10.
ZHENG Jianlong, LIU Shaoping, HU Huiren. The calculation theory of humidity for subgrade: A perspective review[J]. Journal of China & Foreign Highway, 2023, 43(1): 1-10.
- [3] 李冬雪,凌建明,钱劲松,等.湿度循环下黏质路基土回弹模量演化规律[J].同济大学学报(自然科学版),2013,41(7):1051-1055.
LI Dongxue, LING Jianming, QIAN Jinsong, et al. Influence of moisture content change cyclicity on modulus evolution law of cohesive subgrade soil[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2013, 41(7): 1051-1055.
- [4] ZHANG J H, LI F, ZENG L, et al. Numerical simulation of the moisture migration of unsaturated clay embankments in Southern China considering stress state[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2021, 80(1): 11-24.
- [5] 曹长伟.路基湿度状况及模量调整系数研究[D].上海:同济大学,2007.
CAO Changwei. Study on subgrade humidity and modulus adjustment coefficient[D]. Shanghai: Tongji University, 2007.
- [6] 林小平,李兴华,凌建明,等.路基土回弹模量湿度调整系数预估研究[J].同济大学学报(自然科学版),2011,39(10):1490-1494.
LIN Xiaoping, LI Xinghua, LING Jianming, et al. Study on moisture adjustment factor for resilient modulus of subgrade[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2011, 39(10): 1490-1494.
- [7] 陈龙旭,王帅,罗大天,等.干湿循环下红砂岩路基填料回弹模量控制研究[J].中外公路,2020,40(4):250-255.
CHEN Longxu, WANG Shuai, LUO Datian, et al. Study on resilient modulus control of red sandstone subgrade filler in drying-wetting test[J]. Journal of China & Foreign Highway, 2020, 40(4): 250-255.
- [8] 胡健坤.干湿循环作用下高液限粉土动态回弹模量试验研究[D].长沙:长沙理工大学,2021.
HU Jiankun. Experimental study on dynamic resilient modulus

- of high liquid limit silt under dry-wet cycles[D]. Changsha: Changsha University of Science & Technology, 2021.
- [9] 冉武平,陈慧敏,李玲,等. 干湿循环下粗粒土回弹模量演变规律及模型预估和修正[J]. 吉林大学学报(工学版), 2021,51(6):2079-2086.
RAN Wuping, CHEN Huimin, LI Ling, et al. Evolution law and model estimation and modification of resilience modulus of coarse grained soil subgrade under wet and dry cycle[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2021, 51(6):2079-2086.
- [10] 李长贵,胡健坤. 干湿循环作用下高液限粉土动态回弹模量试验研究[J]. 中外公路, 2021,41(3):347-351.
LI Changgui, HU Jiankun. Experimental study on dynamic resilient modulus of high liquid limit silt under dry-wet cycles[J]. Journal of China & Foreign Highway, 2021, 41(3): 347-351.
- [11] 罗志刚. 路基与粒料层动态模量参数研究[D]. 上海: 同济大学, 2007.
LUO Zhigang. Study on dynamic modulus parameters of subgrade and granular layer[D]. Shanghai: Tongji University, 2007.
- [12] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors[J]. Nature, 1986, 323(6088):533-536.
- [13] ZHANG J H, PENG J H, ZHENG J L, et al. Prediction of resilient modulus of compacted cohesive soils in South China[J]. International Journal of Geomechanics, 2019, 19(7).
- [14] 史峰,王小川,郁磊,等. MATLAB神经网络30个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 2010.
SHI Feng, WANG Xiaochuan, YU Lei, et al. Analysis of 30 cases of MATLAB neural network[M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics & Astronautics Press, 2010.
- [15] ALI ZIAEE S, SADROSSADAT E, ALAVI A H, et al. Explicit formulation of bearing capacity of shallow foundations on rock masses using artificial neural networks: Application and supplementary studies[J]. Environmental Earth Sciences, 2015, 73(7):3417-3431.
- [16] ALAVI A H, GANDOMI A H. Prediction of principal ground-motion parameters using a hybrid method coupling artificial neural networks and simulated annealing[J]. Computers & Structures, 2011, 89(23/24): 2176-2194.
- [17] 付晓明,王福林,尚家杰. 基于多子代遗传算法优化BP神经网络[J]. 计算机仿真, 2016, 33(3):258-263.
FU Xiaoming, WANG Fulin, SHANG Jiajie. Optimized BP neural network algorithm based on multi-child genetic algorithm[J]. Computer Simulation, 2016, 33(3):258-263.
- [18] DING S F, SU C Y, YU J Z. An optimizing BP neural network algorithm based on genetic algorithm[J]. Artificial Intelligence Review, 2011, 36(2):153-162.
- [19] ZHANG J H, HU J K, PENG J H, et al. Prediction of resilient modulus for subgrade soils based on ANN approach[J]. Journal of Central South University, 2021, 28(3):898-910.
- [20] LIANG Y J, REN C, WANG H Y, et al. Research on soil moisture inversion method based on GA-BP neural network model[J]. International Journal of Remote Sensing, 2019, 40(5/6):2087-2103.
- [21] 洪月华. 无线传感器网络中分布式数据挖掘算法研究[J]. 计算机仿真, 2012, 29(12):167-170, 179.
HONG Yuehua. Study on distributed data mining algorithm in wireless sensor networks[J]. Computer Simulation, 2012, 29(12):167-170, 179.
- [22] 邱欣,钱劲松,张世洲. 基于基质吸力的粘性路基土动回弹模量预估模型研究[J]. 水文地质工程地质, 2011, 38(3): 49-53, 58.
QIU Xin, QIAN Jinsong, ZHANG Shizhou. Research on prediction model of dynamic resilient modulus of subgrade soil based on matric suction[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2011, 38(3):49-53, 58.
- [23] 戴良良. 南方湿热地区高液限黏土动态回弹模量研究[D]. 长沙:长沙理工大学, 2016.
DAI Liangliang. Resilient modulus for clay of high liquid limit in moist-heat south area[D]. Changsha: Changsha University of Science & Technology, 2016.
- [24] 刘维正,曾奕珺,姚永胜,等. 含水率变化下压实路基土动态回弹模量试验研究与预估模型[J]. 岩土工程学报, 2019, 41(1):175-183.
LIU Weizheng, ZENG Yijun, YAO Yongsheng, et al. Experimental study and prediction model of dynamic resilient modulus of compacted subgrade soils subjected to moisture variation[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2019, 41(1):175-183.
- [25] 姚永胜. 湿热环境下路基回弹模量演变规律研究[D]. 长沙:长沙理工大学, 2018.
YAO Yongsheng. Study on the evolution law of resilient modulus of subgrade structure under hot-humid environment[D]. Changsha: Changsha University of Science & Technology, 2018.
- [26] YANG S R, HUANG W H, TAI Y T. Variation of resilient modulus with soil suction for compacted subgrade soils[J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2005, 1913:99-106.
- [27] 兰伟. 路基土非饱和特性及回弹模量预估模型[D]. 上海: 同济大学, 2009.
LAN Wei. Prediction model of unsaturated characteristics and resilient modulus of subgrade soil[D]. Shanghai: Tongji University, 2009.
- [28] LIANG R Y, RABAB' AH S, KHASAWNEH M. Predicting moisture-dependent resilient modulus of cohesive soils using soil suction concept[J]. Journal of Transportation Engineering, 2008, 134(1):34-40.