



基于优化 BP 神经网络的复合路基沉降预测

张 建¹, 易 文², 袁伟嘉³

- (1. 重庆市潼南区桂林街道办事处综合行政执法大队, 重庆 402660;
2. 中南林业科技大学 土木工程学院, 湖南 长沙 410004;
3. 保利长大工程有限公司, 广东 广州 510000)

摘要:为准确预测 CFG 桩复合路基的沉降,以观测时间、累计填土厚度、软土层厚度、软土压缩模量和桩长为输入变量,基于 MATLAB 平台,构建网络结构为 5-5-1 的 BP 预测模型,并用粒子群算法和遗传算法分别进行优化,再以肇庆市桥北路新建工程的实测数据进行仿真,将两种优化模型和普通 BP 模型的预测性能进行对比。结果表明:使用 PSO-BP 和 GA-BP 预测模型预测 CFG 桩复合路基的沉降是可行的,且预测精度高,预测结果明显优于普通 BP 沉降预测模型。本文成果可为复合路基的沉降预测提供一定的借鉴与参考。

关键词:神经网络; PSO-BP; GA-BP; CFG 桩复合路基; 沉降预测

中图分类号:U416.1

文献标识码:A

文章编号:1673-8993(2024)03-0006-05

doi:10.13402/j.gcjs.2024.03.029

Research on settlement prediction of composite subgrade based on optimized BP neural network

ZHANG Jian¹, YI Wen², YUAN Weijia³

- (1. Comprehensive Administrative Law Enforcement Brigade of Guilin Sub-district Office in Tongnan District, Chongqing 402660, China; 2. School of Civil Engineering, Central South University of Forestry and Technology, Changsha 410004, Hunan, China; 3. Poly Changda Engineering Company Limited, Guangzhou 510000, Guangdong, China)

Abstract: In order to accurately predict the settlement of CFG pile composite subgrade, the observation time, cumulative fill thickness, soft soil thickness, soft soil compression modulus and pile length are taken as input variables, and a BP prediction model with a network structure of 5-5-1 is constructed based on the MATLAB platform. The BP prediction model is optimized by particle swarm optimization and genetic algorithm, and then the measured data of the new construction project of Qiaobei road in Zhaoqing city is simulated, finally the prediction performances of two kinds of optimization models are compared with the ordinary BP model. The results show that it is feasible to use the PSO-BP and GA-BP prediction models to predict the settlement of CFG pile composite subgrade, and the prediction accuracy is high, and the prediction results are significantly better than the ordinary BP settlement prediction models. The results can provide some references for the settlement prediction of composite subgrade.

Key words: neural network; PSO-BP; GA-BP; CFG pile composite subgrade; settlement prediction

近年来,随着我国公路建设规模的不断发展,许多公路不得经过工程特性较差的软土地区。

收稿日期:2023-07-24

基金项目:国家 948 资助项目(2015-4-38);湖南省交通科技计划资助项目(201803,201303)

作者简介:张 建(1996—),男,硕士研究生,从事道路工程方面的研究。

通信作者:易 文(1968—),女,教授,从事道路工程方面的研究。

在实体工程中,常用 CFG 桩进行软土路基的加固以形成复合路基。软土路基的沉降过程复杂,持续周期长,变形程度大,而经 CFG 桩处置后的软土路基的沉降更为复杂,故而精确预测 CFG 桩复合路基的沉降是保证工程安全的关键。

目前,地基沉降预测方法主要分为两类:1)通过土工试验得到相关参数,运用分层总和法、有限元法等方法选择适当的计算模型来进行沉降预测;2)根据实际路基沉降数据进行沉降预测。曹文贵等^[1]通过研究土体的空隙介质特征,建立了改进的分层总和预测法,并指出该方法尤其适用于软土路基的沉降预测;魏星等^[2]提出了一个计算地基累计沉降变形的经验公式,并根据有限元法编码了该公式的计算程序,最后通过对实际边值问题的计算,证明使用该程序计算地基的沉降可行性;付强等^[3]使用有限元程序 ABAQUS 建立三维数值模型,对 CFG 桩复合路基的沉降进行计算模拟,得出数值模型可以较好地预测 CFG 桩复合路基的沉降;曾俊铨等^[4-5]基于实测沉降数据,使用了多种拟合曲线对复合地基的沉降进行预测,得出不同拟合曲线的预测精度相差较大;胡其志等^[6]使用曲线法和数值模型分别进行了软土路基的沉降预测,得出数值模拟法更适用于施工前的沉降预测,但其预测精度不高,曲线拟合法更适用于路基施工过程中的沉降预测,且精度较高。分层总和法和有限元法需要大量的计算参数,因此在复杂工程中的应用受限,而在不同工程中,曲线法的沉降预测精度相差较大,使用效果也不够理想^[7]。

软土路基的沉降过程复杂,受多种因素的影响,如软土的孔隙比、含水量、强度、软土层的厚度、路基的设计施工方式等。人工神经网络,特别是 BP(back propagation)神经网络,作为解决这种复杂非线性问题的新途径,已在地基沉降的预测中广泛运用^[8-9]。CFG 桩复合路基承载能力高、稳定性好、路基总沉降和差异性沉降小,其沉降受更多因素影响^[10],预测更加困难,故普通 BP 神经网络对 CFG 桩复合地基的沉降预测精度不够理想。本文使用粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)和遗传算法(genetic algorithms, GA)优化 BP 网络,并以肇庆市桥北路实测路基沉降数据进行仿真,以期类似工程的路基沉降预测提供借鉴。

1 工程概况

肇庆市桥北路新建工程位于广东省肇庆市,北接肇庆大道,南至风华路,实际里程约为 1.6 km,双向六车道+辅道的横断面形式,道路红线宽度为 48 m,设计速度为 60 km/h。工程处于亚热带地区,年均相对湿度为 81.8%,年均气温为 21.9℃,雨季多在每年 4 月—7 月。工程所在地为冲积平原,属于现代河流侵蚀堆积地貌。当地地势较低、地形平坦,场地地表总体较为平整,钻探情况如图 1 所示。

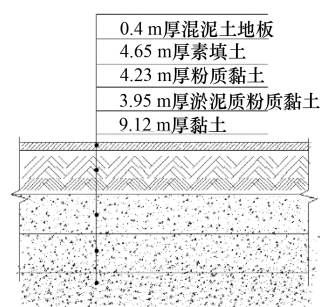


图 1 土层概况

(1) 第一层素填土:在场地内连续分布,平均厚度为 4.65 m,主要由粉土、粉质黏土、碎石土及 30%~35% 的硬质物组成,地表含 30~50 cm 厚的混凝土地板。

(2) 第二层粉质黏土:在场地内断续分布,平均厚度为 4.23 m。

(3) 第三层淤泥质粉质黏土:在场地内广泛分布,平均厚度为 3.96 m,含腐蚀植物碎屑,部分地段过渡为淤泥,属不良地基土。

(4) 第四层黏土:在场地内断续分布,结构良好,平均厚度为 9.12 m。

工程选用 50 cm 桩径的 CFG 桩进行软土路基的加固处理,桩身长度随地质情况的变化而变化,CFG 桩以 1.5 m 间距、正方形形状在软土路基范围内进行布置。

2 PSO-BP 和 GA-BP 沉降预测模型构建

2.1 BP 沉降预测模型构建

BP 沉降预测模型的基本结构:将影响路基沉降的诸多因素作为预测模型的输入向量,沉降量作为输出向量,再加上适当的隐含层节点。BP 模型的沉降预测过程可分为正向传递阶段和反向传

递阶段,在正向传递阶段数据逐层传递至输出层,并预测出每个单元的沉降值;当预测沉降值未达到设定的预测精度时,通过预测误差去反向修正 BP 模型的权阈值,此过程即为反向传递阶段。

考虑各影响因素获取的难易程度,选取由观测时间、累计填土厚度、软土层厚度、软土压缩模量和桩长组成的五维向量作为 BP 预测模型的输入变量,输出向量则为路基沉降量,选取经验公式如下。

$$P = \sqrt{m+n} + a \quad (1)$$

式中: m 、 n 分别为输入层和输出层的节点数; a 为常数,且 $1 < a < 10$ 。

先确定隐含层节点数的范围,再通过试错法确定各隐含层神经元个数对应的模型均方误差。不同隐含层节点数对应预测模型的均方误差,如表 1 所示。由表 1 可知:在隐含层节点数取 6 时,预测模型的均方误差最小,因此 BP 沉降预测模型的最佳隐含层节点数为 6。

表 1 不同隐含层节点数对应预测模型的均方误差

隐含层节点数	均方误差
3	14
4	25
5	18
6	13
7	72
8	65
9	46
10	181
11	36
12	23

建立的 BP 预测模型结构为 5-6-1,共有权值 36 个,阈值 7 个。以肇庆市桥北路新建工程不同点、不同时段 40 组沉降观测数据进行仿真模拟,训练样本取实测沉降数据的前 35 组,测试样本取其 5 组数据。BP 沉降预测模型的训练参数如表 2 所示。使用 mapminmax 函数进行归一化处理,建立模型 $\text{Net} = \text{newff}(\text{inputn}, \text{outputn}, 10, \{ 'tansig', 'purelin' \}, 'trainlm')$ 。

表 2 BP 沉降预测模型训练参数

训练次数	学习速率	目标精度	动量因子
1 000	0.1	0.000 01	0.9

2.2 PSO - BP 沉降预测模型构建

粒子群算法是一种在权值、阈值空间中通过一定速度移动的粒子来寻找最佳权阈值的方法。利用粒子群算法可提高 BP 沉降预测模型的计算精度^[11]。设置 PSO - BP 沉降预测模型的适应度值为均方误差,并在每一次迭代时进行计算,如适应度值 $F(i) >$ 个体极值 P_{ibest} ,则用 $F(i)$ 替换 P_{ibest} ,并更新群体极值 P_{gbest} ,粒子再根据替换后的 P_{ibest} 和 P_{gbest} 来改变自身的速度 V_i 和位置 X_i ,更新公式如下^[12]。

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) \quad (2)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (3)$$

式中: d 为粒子维数,取值范围为 $1, 2, \dots, D$; i 为粒子编号,取值范围为 $1, 2, \dots, n$; k 为当前迭代次数; ω 为惯性权重; c_1 、 c_2 为加速度因子; r_1 、 r_2 为 $[0, 1]$ 间的随机数。

根据建立的 BP 沉降预测模型,设置初始粒子群参数。PSO 参数取值如表 3 所示。按式(2)、(3)对粒子的速度和位置进行更新,并以此产生新种群。当程序运行至最大循环次数或达到训练目标误差时,粒子群算法停止搜索,并将群体极值 P_{gbest} 的值作为 BP 预测模型的权阈值。PSO - BP 沉降预测模型的流程如图 2 所示。

2.3 GA - BP 沉降预测模型构建

遗传算法是一种群体寻优算法,其思想与生物的遗传进化机理相似。GA - BP 沉降预测模型是通过先编码 BP 模型的初始权阈值,然后将其串联到群体中,再通过选择、交叉、变异操作进行个体筛选,最后根据适应度的好坏确定保留和淘汰的权阈值^[13],并以此找到 BP 沉降预测模型的最佳权阈值。GA - BP 沉降预测模型的流程如图 3 所示。

表 3 PSO 参数取值

粒子维数	最大权值	最小权值	最大速度	最小速度	加速度因子	粒子上界	粒子下界
51	0.9	0.3	0.2	0.001	2	1	0

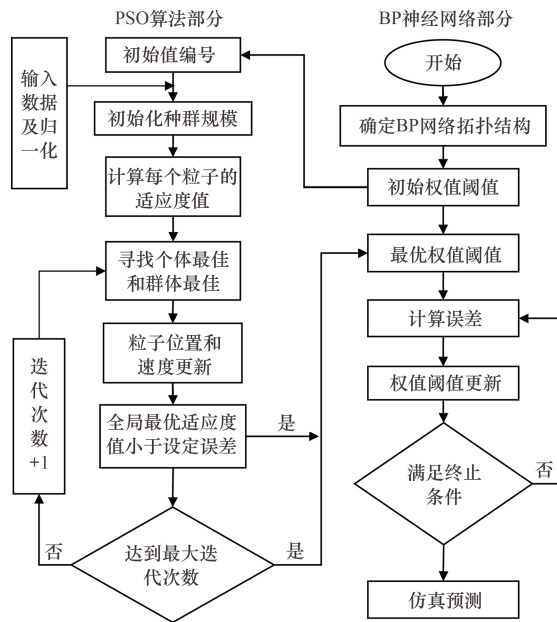


图 2 PSO-BP 算法流程

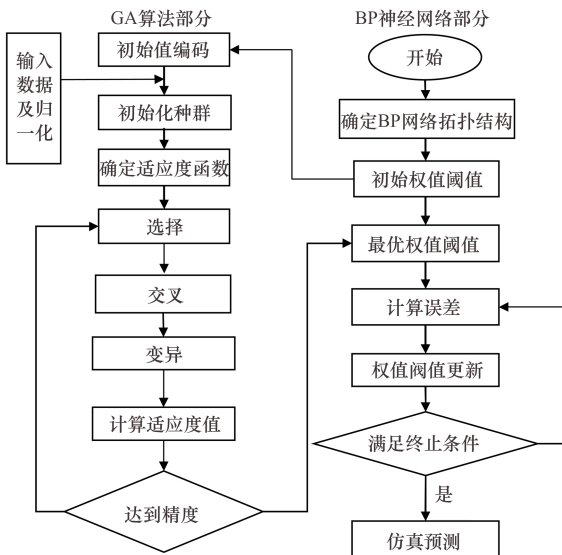


图 3 GA-BP 算法流程

GA 的个体编码长度为 43 个, 设置 GA 初始化种群参数如表 4 所示。

表 4 GA 初始化种群参数

种群规模	最大进化代数	变异概率	交叉概率取值
10	50	0.2	0.8

将均方误差作为 GA 的适应度值, 根据式(4)进行选择, 式(5)、(6)进行交叉和变异。其中: 式(5)为第 i 个染色体 a_i 和第 L 个染色体 a_l 在 j 位置的交叉方法, 式(6)为第 i 个个体的第 j 个基因 a_i^j 的变异方法^[14]。当程序运行至最大循环次数或满足训练目标误差时, 粒子群算法结束迭代, 将找到的最佳个体值作为 BP 预测模型的权阈值^[15]。

$$P_i = \frac{k}{F_i \sum_{i=1}^N (k/F_i)} \quad (4)$$

$$\begin{cases} a_k^i = a_k^j(1-b) + a_l^j \\ a_l^i = a_l^j(1-b) + a_k^j b \end{cases} \quad (5)$$

$$a_j^i = \begin{cases} a_k^i + (a_l^i - a_{\max}) \times r_2(1 - (g/G_{\max}))^2, & r > 0.5 \\ a_l^i + (a_{\min} - a_j^i) \times r_2(1 - (g/G_{\max}))^2, & r < 0.5 \end{cases} \quad (6)$$

式中: k 为系数; F_i 为个体 i 的适应度值; N 为种群的个体数目; P_i 为第 i 个个体的被选概率; b 为随机数, 且 $0 < b < 1$; $a_{\max}$ 、 $a_{\min}$ 分别为基因的上下界; r_2 为随机数; $G_{\max}$ 为最大进化次数; g 为当前迭代次数; r 为随机数, 且 $0 < r < 1$ 。

3 模型预测结果分析

GA-BP、PSO-BP 及普通 BP 沉降预测模型的预测结果如表 5 所示, 不同预测模型的预测误差如表 6 所示。

由表 5、6 可知: GA-BP 与 PSO-BP 复合路基沉降预测模型的预测值和实际值相差较小, 其均方误差分别为 0.82 和 0.20, 平均绝对百分比误

表 5 3 种预测模型的预测结果

mm

预测样本编号	实测值	BP		GA-BP		PSO-BP	
		预测值	绝对误差	预测值	绝对误差	预测值	绝对误差
1	15.47	16.52	1.05	16.76	1.29	15.13	0.34
2	14.50	18.35	3.85	13.78	0.72	13.89	0.61
3	18.68	17.10	1.58	17.94	0.74	18.96	0.28
4	16.23	16.42	0.19	17.16	0.93	16.83	0.60
5	14.30	17.81	3.51	13.59	0.71	14.60	0.30

表 6 不同预测模型的预测误差

路基沉降预测模型	平均绝对误差/mm	均方误差/mm ²	均方根误差/mm	平均绝对百分比误差/%
BP	2.03	6.14	2.48	13.49
GA-BP	0.88	0.82	0.91	5.59
PSO-BP	0.43	0.20	0.45	2.74

差分别为 5.59% 和 2.74%，PSO-BP 模型的预测误差小于 GA-BP 模型。普通 BP 沉降预测模型的预测值和实际沉降值相差较大，其均方误差为 6.14，平均绝对百分比误差达到了 13.49%，远高于两种优化预测模型的平均绝对百分比误差，说明普通 BP 沉降预测模型对 CFG 桩复合路基的沉降预测效果不够理想，其在复杂问题中的表现不佳。

为进一步检验模型的预测性能，对 3 种模型的输出值与实测值作线性回归分析，结果如图 4 所示，其中 T 为目标输出值； A 为网络输出值。由图 4 可知：PSO-BP 和 GA-BP 预测模型的路基沉降量预测值与目标输出值的相关系数分别为 0.980 59 和 0.971 08，而普通 BP 预测模型的相关系数为 0.960 83，低于两种优化预测模型。说明 PSO-BP 沉降预测模型的非线性拟合能力大于 GA-BP 预测模型，GA-BP 预测模型的非线性拟合能力大于普通 BP 预测模型。相比普通 BP 预测模型，两种优化预测模型的性能更好，更适合 CFG 桩复合路基的沉降预测。

4 结 论

(1) 通过 3 种路基沉降预测模型的预测结果可知，PSO-BP 沉降预测模型的性能优于 GA-BP 沉降预测模型，GA-BP 沉降预测模型的性能优于普通

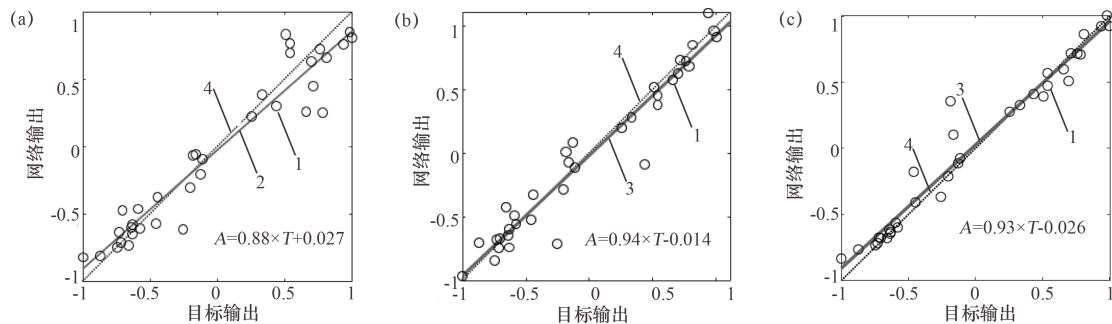
BP 沉降预测模型。说明使用 GA 和 PSO 优化 BP 沉降预测模型的权阈值是可行的，且优化后模型对复杂沉降问题的非线性拟合能力更强，预测精度更高。

(2) 通过对肇庆市桥北路新建工程的实际路基沉降数据进行建模分析发现，在 CFG 桩复合路基的沉降预测中运用 PSO-BP 和 GA-BP 预测模型是可行的，且两者输出精度较高，预测效果较好，改进后的两种优化 BP 预测模型能用于类似工程的沉降预测。

(3) PSO-BP、GA-BP 模型在原始数据采集与后期数据处理方面简单易操作，但对样本数据的依赖程度较大，适合有较多前期沉降检测数据的类似工程的后期沉降预测。

参考文献：

- [1] 曹文贵,李鹏,唐旖旎,等. 基于孔隙介质特征的地基沉降分层总和分析方法[J]. 中国公路学报,2016,29(3):1-8.
- [2] 魏星,王刚,余志灵. 交通荷载下软土地基长期沉降的有限元法[J]. 岩土力学,2010,31(6):2011-2015.
- [3] 付强,刘汉龙,庄妍,等. 高速铁路 CFG 桩筏复合地基沉降变形特性研究[J]. 铁道科学与工程学报,2014,11(6):45-51.
- [4] 曾俊铨,张继文,彭志鹏,等. 京沪高速铁路 CFG 桩复合地基沉降预测分析[J]. 铁道建筑,2009(7):69-71.
- [5] 李洋,雷胜友,李梦莎,等. 高速铁路下长短桩处理的湿陷性黄土地基沉降分析[J]. 中国科技论文,2015,10(7):794-797.
- [6] 胡其志,田铨,李鸣. 联合法预测软土路基沉降[J]. 中国科技论文,2020,15(6):605-610;635.
- [7] 许明明,徐彬,曾浩中. 路基沉降的加权组合预测方法研究[J]. 铁道科学与工程学报,2016,13(3):463-468.



(a) BP 模型; (b) GA-BP 模型; (c) PSO-BP 模型

1—数据点; 2—目标输出; 3—理想回归线; 4— $Y=T$

图 4 3 种预测模型输出回归分析

(下转第 16 页)

影响较大,可能是由于随着锈蚀率的增加,结构的刚度降低导致拱顶和拱脚承受更多的荷载。而在轴力和扭矩方面,吊杆锈蚀影响相对较小。

(3) 在设计下承式系杆拱桥时,需要充分考虑吊杆锈蚀对结构的影响。定期检查、维护和加固吊杆是维护结构安全和提高抗震性能的重要手段。

参考文献:

- [1] 潘晓宇. 中下承拱桥的吊杆锈蚀损伤研究[D]. 杭州:浙江大学,2015.
- [2] 中国新闻网. 意热那亚公路桥为何坍塌? 调查:桥梁养护缺失是主因[EB/OL]. (2019-08-07) [2019-08-07]. <https://www.chinanews.com.cn/gj/2019/08-07/8919389.shtml>.
- [3] 环球网. 台湾港务公司被曝 21 年未主动检修台垮塌大桥,负责人称“我刚来一年”被批卸责[EB/OL]. (2019-10-04) [2019-10-04]. <https://3w.huanqiu.com/a/c36dc8/9CaKrnKn7Md>.
- [4] 新浪网. 突降的灾难—四川宜宾南门大桥桥面断裂目击[EB/OL]. (2001-11-08) [2001-11-08]. <https://news.sina.com.cn/c/2001-11-08/394907.html>.
- [5] MIAO C, YU J, MEI M. Distribution law of corrosion pits on steel suspension wires for a tied arch bridge[J]. Anti-Corrosion Methods and Materials, 2016, 63(3): 166-70.
- [6] ZHENG X, XIE X, LI X. Experimental study and residual performance evaluation of corroded high-tensile steel wires[J]. Journal of Bridge Engineering, 2017, 22(11): 04017091.
- [7] 吴敏慧,秦伟航,王润建. 某下承式钢管混凝土系杆拱桥吊杆锈蚀专项检查及病害成因分析[J]. 公路交通科技(应用技术版), 2012, 8(4): 7-9.
- [8] DENG Y, DENG L. Corrosion fatigue test and performance evaluation of high-strength steel wires based on the suspender of a 11-year-old concrete-filled steel tube arch bridge[J]. Coatings, 2022, 12(10): 1475.
- [9] LIU Z, GUO T, HEBDON M H, et al. Corrosion fatigue analysis and reliability assessment of short suspenders in suspension and arch bridges[J]. Journal of Performance of Constructed Facilities, 2018, 32(5): 04018060.
- [10] 马伟龙. 不均匀锈蚀对拱桥吊杆力学性能研究[D]. 重庆:重庆交通大学,2016.
- [11] 何钰龙,李超,申杨凡,等. 人行钢桁架桥动力特性及反应谱分析[J]. 黑龙江工程学院学报, 2015, 29(1): 12-5.
- [12] 刘钊,李鹏,丁文胜. 大跨度系杆拱桥的结构形式对动力特性及地震响应的影响探讨[J]. 现代交通技术, 2005(4): 30-33; 75.
- [13] 张乃明. 铁路钢管混凝土系杆拱桥动力特性及地震响应分析[J]. 国防交通工程与技术, 2014, 12(3): 53-56.
- [14] 温智泉,饶家冀,马智慧. 下承式系杆拱桥地震响应分析[J]. 西部交通科技, 2023(5): 129-133.
- [15] 杨良,孙立军. 钢筋混凝土桥梁的钢筋锈蚀与疲劳耦合损伤[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2015, 43(12): 800; 1784-1787.
- [16] 城市桥梁抗震设计规范: CJJ 166—2011[S]. 北京:中国建筑工业出版社, 2011.
- [8] 张留俊,黄晓明,冯炜,等. 人工神经网络在路堤沉降预测中的应用[J]. 公路交通科技, 2006, 23(5): 7-10.
- [9] 尹利华,陈晓瑛,张留俊. 考虑多影响因素的 BP 神经网络预测软土地基沉降研究[J]. 公路, 2018(2): 35-39.
- [10] 蔡冬军,谢文. CFG 桩处理山区公路软基的主要影响因素分析[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2015, 34(2): 33-38.
- [11] 李浩然,陆金桂. 基于 PSO-BP 神经网络的红外锁相缺陷属性识别[J]. 现代制造工程, 2019(12): 117-123.
- [12] 胡卫东,曹文贵. 基于粒子群 BP 网络混合算法的边坡稳定性评价[J]. 铁道科学与工程学报, 2015, 12(1): 66-71.
- [13] 彭立顺,蔡润,刘进波,等. 基于遗传优化神经网络的高速公路路基沉降量预测[J]. 地震工程学报, 2019, 41(1): 124-130.
- [14] 黄建国,罗航,王厚军,等. 运用 GA-BP 神经网络研究时间序列的预测[J]. 电子科技大学学报, 2009, 38(5): 687-692.
- [15] DING F J, JIA X D, HONG T J, et al. Flow stress prediction model of 6061 aluminum alloy sheet based on GA-BP and PSO-BP neural networks[J]. Rare Metal Materials and Engineering, 2020, 49(6): 1840-1853.