

交通荷载下煤矸石路基填料累积变形 PSO-BP 神经网络预测模型

张宗堂¹, 肖天祥^{1,2}, 高文华³, 杨洋⁴, 衣利伟⁵

(1. 湖南科技大学岩土工程稳定控制与健康监测湖南省重点实验室, 湖南 湘潭 411201; 2. 湖南建工集团有限公司, 湖南 长沙 410004; 3. 湖南软件职业技术大学, 湖南 湘潭 411201; 4. 甘肃省靖远煤业工程勘察设计院有限公司, 甘肃 白银 730913; 5. 中国建筑第五工程局有限公司, 湖南 长沙 410004)

摘要:基于煤矸石路基填料大型动三轴试验结果,采用灰色关联分析法分析累积变形影响因子,确定了围压、压实度、级配参数、循环荷载振动次数4个特征参数。引入 PSO 算法对 BP 神经网络的权重、阈值进行全局寻优并赋值,提出了一种煤矸石路基填料累积变形 PSO-BP 神经网络预测模型。与传统 BP 神经网络模型对比结果验证了该预测模型的可行性和优越性,并通过不同学习程度下模型的预测效果分析了模型的泛化能力,证明了模型的预测潜力。

关键词:煤矸石路基;累积变形预测;灰色关联分析;粒子群算法;BP 神经网络

中图分类号: TU411

文献标志码: A

文章编号: 1006-7647(2024)02-0087-05

PSO-BP neural network prediction model for cumulative deformation of coal gangue subgrade filler under traffic loading/ZHANG Zongtang¹, XIAO Tianxiang^{1,2}, GAO Wenhua³, YANG Yang⁴, YI Liwei⁵ (1. Hunan Provincial Key Laboratory of Geotechnical Engineering for Stability Control and Health Monitoring, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China; 2. Hunan Construction Engineering Group Co. Ltd., Changsha 410004, China; 3. Hunan Software Vocational and Technical University, Xiangtan 411201, China; 4. Gansu Jingyuan Coal Engineering Survey and Design Co., Ltd., Baiyin 730913, China; 5. China Construction Fifth Engineering Division Co., Ltd., Changsha 410004, China)

Abstract: Based on the results of large-scale dynamic triaxial tests on coal gangue subgrade fillers, the grey correlation analysis method was used to analyze the influencing factors of cumulative deformation, and four characteristic parameters were determined, including confining pressure, compactness, gradation, and cyclic loading number. The particle swarm optimization (PSO) algorithm was used to globally optimize and assign the weights and thresholds of the back propagation (BP) neural network, and a PSO-BP neural network prediction model for cumulative deformation of coal gangue subgrade fillers was established. By comparing the traditional BP neural network with the established prediction model, the feasibility and superiority of the established prediction model were verified. The generalization ability of the model was further analyzed by comparing the prediction effects of the model under different learning levels, which proved the prediction potential of the model.

Key words: coal gangue subgrade; cumulative deformation prediction; grey correlation analysis; particle swarm optimization; BP neural network

交通运输部发布数据显示,截至2022年底我国公路总里程达到535万km,稳居世界首位。在飞速发展的道路工程中,路基质量直接影响着道路的稳定性和耐久性^[1]。然而,路基病害极具隐蔽性,交通循环荷载作用引起的累积变形难以观测,对其变形过程的模拟和预测仍是道路工程中需要重点关注的问题。

目前,路基变形的预测方法有4种:理论计算法^[2-4]、曲线拟合法^[5-6]、数值建模法^[7-9]、机器学习法^[10-12]。相较前3种方法,机器学习法起步较晚但发展迅速,具有独特的优势,特别是在解决非线性问题时效果显著。

神经网络是目前应用最广泛的机器学习法之一,在大量的数据训练后,神经网络能以非线性路径

基金项目:国家自然科学基金项目(52208341);湖南省自然科学基金项目(2023JJ40293);湖南省科技人才托举工程项目—“小荷”科技人才专项(2023TJ-X74);湖南省教育厅科学研究优秀青年项目(23B0492)

作者简介:张宗堂(1991—),男,讲师,博士,主要从事岩土工程研究。E-mail: zzt@hnust.edu.cn

习得数据之间的相关性,因而在岩土工程领域得到较多应用。例如:田明杰等^[11]采用 BP 神经网络对实测数据进行回归和预测,分析了隧道的变形与受力机理;刘锦等^[13]基于斜管前 40 d 在不同深度下的水平位移,采用 GA-BP 神经网络对后 10d 的水平位移进行了预测,其预测精度符合施工需要;王智伟等^[14]基于 BP 神经网络建立了影响滑坡的 6 种环境因子与滑坡位移的关系,对滑坡的位移变化量进行了预测;胡圣武^[15]通过灰色 BP 神经网络,根据现场实测数据对金水东路地铁站监测点的沉降进行了预测。

对于 BP 神经网络,输入特征参数的表达效率直接影响其输出效率和准确性,同时,基于随机网络优化的求解可能使算法陷入局部极值或收敛缓慢。为此,本文基于大型动三轴试验数据,采用灰色关联分析法筛选输入特征参数,引入粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法对 BP 神经网络的权重、阈值进行全局寻优并赋值,进而提出一种新的煤矸石路基填料累积变形预测模型。

1 数据来源

试验设备采用 DJSZ-150 大型动静三轴试验机,试样尺寸为直径 300 mm、高 600 mm,试验方法参考 JTG 3430—2020《公路土工试验规范》,试验步骤主要包括试样制备、饱和、固结及加载至破坏。考虑对路基影响较大的因素,研究了不同级配参数、围压、压实度下煤矸石路基填料的轴向累积应变。

试样级配采用人工配置,级配控制方程如下:

$$P_i = x^A = (d_i/d_{\max})^A \tag{1}$$

式中: P_i 为小于粒径 d_i 的累计百分比; x 为相对粒径; A 为级配参数; d_i 为颗粒粒径,mm; $d_{\max}$ 为最大粒径,本文取 60 mm。

根据级配良好要求(不均匀系数不低于 5,曲率系数为 1~3),通过式(1)求得级配参数的取值范围为 0.369~1.113,在该范围内等差取 4 个级配参数(0.39、0.63、0.87、1.11)开展试验。压实度与围压在规范及路基实际所处环境的基础上取值。试验采用半正弦波形式的循环荷载模拟交通荷载,轴向动荷载幅值取 180 kPa,频率取 1 Hz,每个试样施加 3 万次交通循环荷载,相关试验方案与获取的最大轴向累积应变如表 1 所示。由表 1 可知,围压由 50 kPa 增大到 150 kPa 时,试样的最大轴向累积应变逐渐减小,说明围压对试样的累积应变起到一定的约束作用;随着压实度的增加,试样的最大轴向累积应变逐渐减小;随着级配参数的逐渐增大,试样的最大轴

向累积表现出先减小再增大的变化规律,这与试样中粗细颗粒的相对含量直接相关。

表 1 大型动三轴试验结果

试样编号	围压/kPa	压实度/%	级配参数	最大轴向累积应变/%
1	50	93	0.63	7.59
2	100	93	0.63	4.91
3	150	93	0.63	4.58
4	50	90	0.63	7.63
5	50	96	0.63	3.35
6	50	93	0.39	14.98
7	50	93	1.11	6.14
8	50	93	0.87	4.81

2 累积变形影响因子的灰色关联分析

灰色关联分析是一种分析多个因素关联性的方法。随着系统的发展,若两个因素变化趋势相似、同步性高,则认为两个因素的关联度高,反之则认为两个因素的关联度低^[16]。

本试验循环荷载加载次数为 3 万次,累积变形取每次循环加载后试样的累积塑性变形。因试验数据过于庞大,为便于分析计算,每隔 5 次循环加载取 1 个累积变形数据,得到的不同围压、压实度、级配参数下的数据作为一个工况,共约 48 000 个,根据试样编号汇成 8 组数据。将每个数据组洗牌,避免在海量数据学习中可能出现的过度拟合现象,再对其进行归一化处理,从而减小数据规模与量纲对模型计算结果的影响。通过灰色关联分析法得到不同试验条件下各特征参数与轴向累积应变的关联度,压实度的关联度为 0.773,排名第一;级配参数的关联度为 0.721,排名第二;围压的关联度为 0.702,排名第三;循环荷载振动次数的关联度为 0.680,排名第四。由此可见,本试验所选取的特征参数与输出结果的关联度高,且数值接近,因此选取所有特征参数进行人工神经网络的搭建。

3 PSO-BP 神经网络的搭建

PSO 算法始于鸟群的合作捕食,最早由 Kennedy 和 Eberhart 提出^[16]。将每个粒子的位置代入适应度函数得到适应值,可用来判断位置好坏;再与历史最优适应值和位置进行比对,调整参数进入下个循环。当达到最大迭代次数或两次迭代之间适应值之差满足最小阈值时(即精度达到要求后),算法结束。最后保留运算结果,作为最优权重和阈值应用于 BP 神经网络搭建。

BP 神经网络对信息的处理可分成两个阶段。第一阶段是信号的正向传递,从输入层经过隐含层,最终到达输出层。第二阶段是误差的反向传播,在

预设的训练次数范围内,为使计算的目标误差达到预期,根据梯度下降原理,反向修正权重。达到预期误差或迭代次数时,输出结果。

选取 1~7 组试验数据建立 BP 神经网络,其中 70% 作为训练集,15% 作为验证集,15% 作为测试集,用于网络的训练与效果评价。设定输入层神经元个数为 4,输出层神经元个数为 1。隐含层神经元个数的确定,按照已有经验公式得到的结果可能相差几倍,仅能作为范围参考,以拟合优度(R^2)和均方根误差(RMSE)作为评价指标对神经网络进行调试。

考虑到神经网络建模的随机性,通过对比隐含层神经元个数为 2~18 时神经网络 3 次建模的 R^2 和 RMSE 的平均值,发现神经元个数为 12 时, RMSE 最小为 0.059 35, R^2 最高为 0.999 94,最终确定隐含层神经元个数为 12,调试过程如图 1 所示。

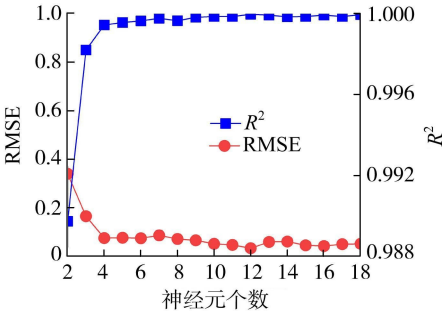


图1 隐含神经元个数调试平均值

确定隐含层神经元个数后,按照设定参数搭建 4×12×1 拓扑结构的 BP 神经网络。

4 PSO-BP 神经网络预测模型

基于搭建的 BP 神经网络,提出了一种可以预测不同围压、压实度、级配参数、循环荷载振动次数下的煤矸石路基填料累积变形的 PSO-BP 神经网络预测模型。

输入基于灰色关联分析得到的 4 个特征参数。设 PSO 算法的惯性权重为 0.9,学习因子 $c_1 = 4.494$ 、 $c_2 = 4.494$;种群更新次数为 40,种群规模为 10,最大速度为 10,最小速度为-1,最大边界为 1,最小边界为-1,BP 神经网络误差为适应度函数,迭代运算得到神经网络的最优权值和阈值,优化过程如图 2 所示。

设定 BP 神经网络的激活函数为 tansig 函数,学习率为 0.01,最大训练次数为 1 000,目标误差为 10^{-6} ,进行训练。BP 神经网络在迭代步数为 600 时,达到预期误差,训练集误差达到目标误差 10^{-6} ,获得最佳性能,停止迭代,迭代过程如图 3 所示。所搭建的 PSO-BP 神经网络的评价指标如表 2 所示。

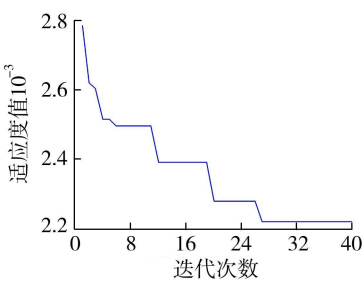


图2 粒子群优化过程

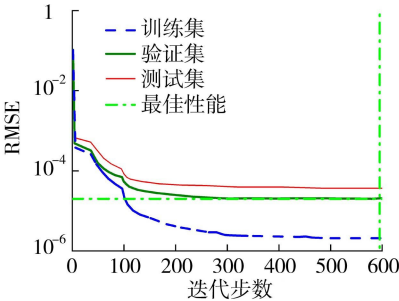


图3 神经网络迭代过程

表2 PSO-BP 神经网络评价指标

数据集	R^2	MAE	MBE	RMSE
训练集	0.999 72	0.025 12	0.000 71	0.054 81
测试集	0.999 86	0.023 81	-0.000 02	0.046 81

注:MBE 为平均偏差误差;MAE 为平均绝对误差。

由表 2 可知,各项评价参数表现优秀,展现了良好的建模效果。

预测模型算法流程如图 4 所示。

5 模型预测结果对比分析

分别采用所建立的 PSO-BP 神经网络模型与传统 BP 神经网络模型对 1~7 组试验数据进行计算,得到每个循环荷载振动次数下的轴向累积应变值。以围压为 50 kPa、压实度为 93% 为例,不同级配参数下传统 BP 神经网络模型和 PSO-BP 神经网络模型对轴向累积应变的计算结果如图 5 所示。由图 5 可知,两种模型都能计算出各工况下的最大轴向累积应变,但相对于传统 BP 神经网络模型,PSO-BP 神经网络模型所计算的曲线更贴合真实曲线,特别是在振动次数小于 10 000 时,PSO-BP 神经网络模型能更好地学习试验数据的特征,处理复杂的非线性信息,更准确地模拟出循环荷载振动次数较少时轴向累积应变的关系曲线。神经网络的学习通常以计算值与真实值的 RMSE 作为衡量精度的指标,计算得到传统 BP 神经网络模型的 RMSE 值为 0.293 94, PSO-BP 神经网络模型的 RMSE 值为 0.048 86。由此可知,PSO-BP 神经网络模型比传统 BP 神经网络模型计算误差更小、精度更高,在面对大量数据时,精度远高于传统 BP 神经网络模型。

为研究不同学习程度对预测结果的影响,在 1~

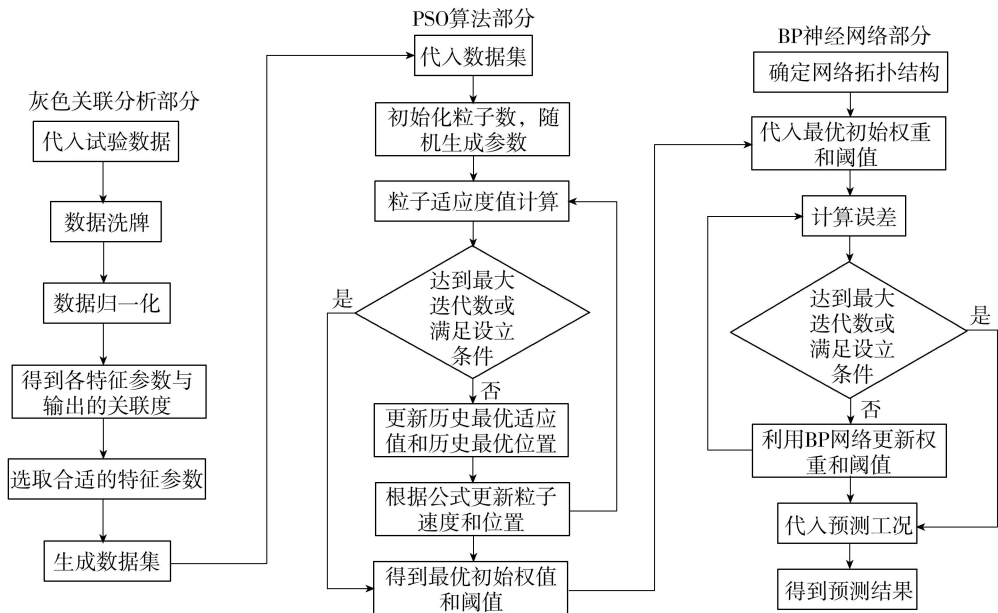


图4 预测模型算法流程

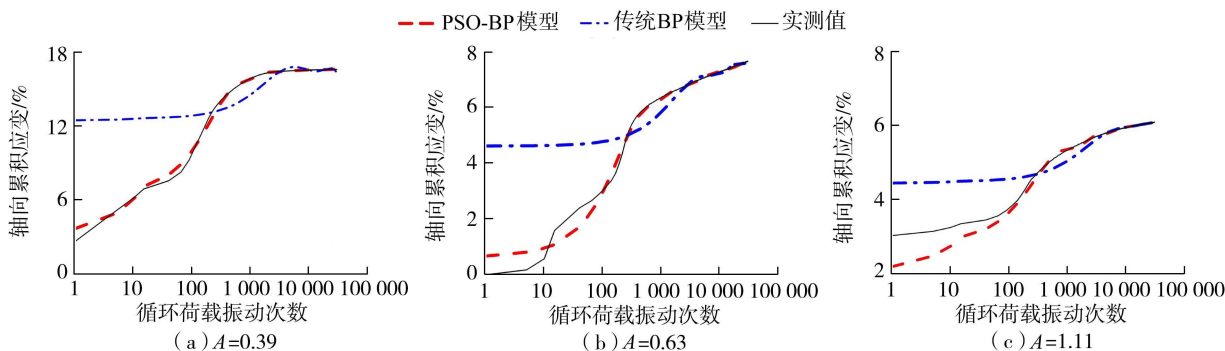


图5 不同级配参数下的模型拟合结果

7组数据学习的基础上,对第8组数据进行不同程度的学习后进行预测,预测结果如图6所示。未学习及学习前100、200、400、600个点的RMSE分别为1.12887、0.40822、0.27284、0.17378、0.15236。

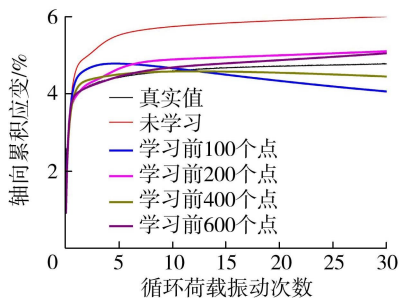


图6 不同学习程度下的预测结果

对于没有学习的第8组数据,同理,每隔5次循环荷载取1个数据点,在未学习状态下模型输出的RMSE为1.12887,偏差较大。学习前200个点后,模型的预测精度快速提高,RMSE达到了0.27284,能对后续6000余个点进行较高精度的预测。随着学习程度的加深,模型性能持续提升,随之对特征参

数的提升速率明显放缓。显然,对于单一数据组而言,模型是否经过学习对结果预测至关重要。由此可知,在足够多的数据支撑下,模型对特征的学习将更为充分,模型的泛化能力可以持续增强,具有各工况下高精度预测的潜力。

6 结 语

基于大型动三轴试验获取了煤矸石路基填料的累积变形数据,引入灰色关联分析法对累积变形的的主要影响因子进行了评价与筛选,采用围压、压实度、级配参数、循环荷载振动次数4个特征参数进行人工神经网络搭建。引入PSO算法对BP神经网络的权重、阈值进行全局寻优并赋值,进而提出一种新的煤矸石路基填料累积变形PSO-BP神经网络预测模型。相比传统BP神经网络模型,PSO-BP神经网络模型能够更准确地描述循环荷载振动次数与累积变形的关系,体现了预测模型的优越性。通过对没有学习数据组的预测分析,验证了所建模型的准确性。

参考文献:

[1] 《中国公路学报》编辑部. 中国路基工程学术研究综述·2021 [J]. 中国公路学报, 2021, 34 (3): 1-49. (Editorial Department of China Journal of Highway and Transport. Review on China's subgrade engineering research · 2021 [J]. China Journal of Highway and Transport, 2021, 34 (3): 1-49. (in Chinese))

[2] 刘波, 杨伟红, 张功, 等. 基于隧道不均匀变形的地表沉降随机介质理论预测模型 [J]. 岩石力学与工程学报, 2018, 37 (8): 1943-1952. (LIU Bo, YANG Weihong, ZHANG Gong, et al. A prediction model based on stochastic medium theory for ground surface settlement induced by non-uniform tunnel deformation [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2018, 37 (8): 1943-1952. (in Chinese))

[3] WANG You, LI Jingpei, LI Lin. Settlement of jacked piles in clay; theoretical analysis considering soil aging [J]. Computers and Geotechnics, 2020, 122: 103504.

[4] 蔡新, 范文超, 唐彤芝, 等. 基于功能原理强夯接触力与地基沉降计算 [J]. 水利水电科技进展, 2018, 38 (5): 22-26. (CAI Xin, FAN Wenchao, TANG Tongzhi, et al. Calculation of dynamic contact force and foundation settlement based on principle of work and power [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2018, 38 (5): 22-26. (in Chinese))

[5] 王子昂, 王武斌, 苏谦, 等. 新建铁路大临线临沧站站场路基沉降评估分析 [J]. 铁道科学与工程学报, 2020, 17 (7): 1688-1698. (WANG Ziang, WANG Wubin, SU Qian, et al. Evaluation and analysis of station subgrade settlement in Lincang station of newly built Dali-Lincang railway [J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2020, 17 (7): 1688-1698. (in Chinese))

[6] 杨志浩, 岳祖润, 冯怀平, 等. 级配碎石填料大三轴试验及累积塑性应变预测模型 [J]. 岩土力学, 2020, 41 (9): 2993-3002. (YANG Zhihao, YUE Zurun, FENG Huaiping, et al. Large scale triaxial tests on graded macadam filling and its accumulated plastic strain prediction model [J]. Rock and Soil Mechanics, 2020, 41 (9): 2993-3002. (in Chinese))

[7] 卢健, 姚爱军, 郑轩, 等. 地铁双线隧道开挖地表沉降规律及计算方法研究 [J]. 岩石力学与工程学报, 2019, 38 (增刊 2): 3735-3747. (LU Jian, YAO Aijun, ZHENG Xuan, et al. Study on the law and computational method of ground surface settlement induced by double-line tunnel excavation [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2019, 38 (Sup2): 3735-3747. (in Chinese))

[8] KUMAR B, SAHOO J P. Support pressure for circular tunnels in two layered undrained clay [J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, 2020, 12 (1): 135-148.

[9] OBERHOLLENZER S, TSCHUCHNIGG F, SCHWEIGER H F. Finite element analyses of slope stability problems using non-associated plasticity [J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, 2018, 10 (6): 1091-1101.

[10] 冯胜洋, 魏丽敏, 郭志广. 基于最小二乘支持向量机的高速铁路路基沉降预测 [J]. 中国铁道科学, 2012, 33 (6): 6-10. (FENG Shengyang, WEI Limin, GUO Zhiguang. Settlement prediction of high-speed railway subgrade based on least squares support vector machine [J]. China Railway Science, 2012, 33 (6): 6-10. (in Chinese))

[11] 田明杰, 牟智恒, 仇文革. 基于 BP 神经网络的隧道稳定性分析研究 [J]. 土木工程学报, 2017, 50 (增刊 2): 260-266. (TIAN Mingjie, MOU Zhiheng, QIU Wenge. Research of the model comprehensive judgement for tunnel stability based on BP neural network [J]. China Civil Engineering Journal, 2017, 50 (Sup2): 260-266. (in Chinese))

[12] 胡安峰, 李唐, 陈缘, 等. 深度学习在实测沉降数据预处理中的应用研究 [J]. 湖南大学学报 (自然科学版), 2021, 48 (9): 43-51. (HU Anfeng, LI Tang, CHEN Yuan, et al. Deep learning for preprocessing of measured settlement data [J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2021, 48 (9): 43-51. (in Chinese))

[13] 刘锦, 李峰辉, 刘秀秀. 优化 GA-BP 神经网络模型及基坑变形预测 [J]. 隧道建设 (中英文), 2021, 41 (10): 1733-1739. (LIU Jin, LI Fenghui, LIU Xiuxiu. Optimized genetic algorithm-back propagation neural network model and its application in foundation pit deformation prediction [J]. Tunnel Construction, 2021, 41 (10): 1733-1739. (in Chinese))

[14] 王智伟, 王利, 黄观文, 等. 基于 BP 神经网络的滑坡监测多源异构数据融合算法研究 [J]. 地质力学学报, 2020, 26 (4): 575-582. (WANG Zhiwei, WANG Li, HUANG Guanwen, et al. Research on multi-source heterogeneous data fusion algorithm of landslide monitoring based on BP neural network [J]. Journal of Geomechanics, 2020, 26 (4): 575-582. (in Chinese))

[15] 胡圣武. 遗传算法的灰色神经网络在基坑变形中的应用 [J]. 测绘科学, 2019, 44 (3): 91-94. (HU Shengwu. Study on deformation of foundation pit based on grey neural network model of genetic algorithm [J]. Science of Surveying and Mapping, 2019, 44 (3): 91-94. (in Chinese))

[16] 刘思峰, 蔡华, 杨英杰, 等. 灰色关联分析模型研究进展 [J]. 系统工程理论与实践, 2013, 33 (8): 2041-2046. (LIU Sifeng, CAI Hua, YANG Yingjie, et al. Advance in grey incidence analysis modelling [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2013, 33 (8): 2041-2046. (in Chinese))

(收稿日期: 2023 - 03 - 21 编辑: 俞云利)