

基于 ABC-BP 模型的基坑地表沉降预测

丰土根^{1,2}, 王超然^{1,2}, 张 箭^{1,2*}

(1. 河海大学 岩土力学与堤坝工程教育部重点实验室, 江苏 南京 210098;

2. 河海大学 江苏省岩土工程技术工程研究中心, 江苏 南京 210098)

摘要: 目前基坑工程普遍仅关心地表沉降值是否超出监测预警值, 缺乏对基坑地表沉降短期实时预测的有效方法, 降低了基坑安全性。利用人工蜂群算法优化 BP 神经网络的组合模型可合理预测基坑地表沉降。首先, 结合灰色相关度理论, 对输入变量进行筛选, 提高网络结构的高效性; 接着, 利用人工蜂群算法优化 BP 神经网络初始值, 实现对地表沉降累计最大值及位置的预测; 最后, 将 ABC-BP 模型与其他常见神经网络预测模型对比, 验证模型有效性。从预测和对比结果中可知, ABC-BP 模型训练及预测结果的平均相对误差为 3.27%, 均方根误差为 3.87, 验证模型有效。

关键词: 基坑地表沉降预测; 人工蜂群算法; BP 神经网络; 灰色关联度分析

中图分类号: TU478

文献标识码: A

Prediction of Surface Settlement of Foundation Pit Based on ABC-BP Model

FENG Tugen^{1,2}, WANG Chaoran^{1,2}, ZHANG Jian^{1,2*}

(1. Research Institute of Geotechnical Engineering, Hohai University, Nanjing, Jiangsu 210098, China; 2. Key Laboratory for Geotechnical Engineering of Ministry of Water Resource, Hohai University, Nanjing, Jiangsu 210098, China)

Abstract: At present, the foundation pit engineering generally only cares whether the ground settlement value exceeds the monitoring and early warning value, and it lacks an effective method for short-term and real-time prediction of foundation pit surface settlement, which reduces the safety of the foundation pit. Using artificial bee colony algorithm to optimize the combination model of BP neural network can reasonably predict the settlement of the foundation pit surface. First, the gray correlation theory was combined to filter the input variables to improve the efficiency of the network structure. Then, the artificial bee colony algorithm was used to optimize the initial value of the BP neural network to realize the prediction of the cumulative maximum value and location of the surface settlement. Finally, ABC-BP model was compared with other common neural network prediction models to verify the validity of the model. It can be seen from the prediction and comparison results that the average relative error of ABC-BP model training and prediction results is 3.27%, and the root mean square error is 3.87, verifying that the model is effective.

Key words: prediction of surface settlement of foundation pit; artificial bee colony algorithm; BP neural network; grey correlation analysis

我国近年来基坑工程建设增多, 难度提高, 基坑周边地表沉降是施工过程中一项重要的监测项目, 展开地表沉降最值及位置的分析及预测十分必要, 对保证施工质量, 确保施工安全有重要意

义^[1-2]。然而, 目前基坑工程普遍仅关心沉降值是否超出监测预警值, 时效性难以保证, 无法充分发挥监测的作用, 降低了基坑安全性。BP 神经网络具有较强的非线性映射能力和容错能力^[3], 预测

收稿日期: 2020-07-10

基金项目: 国家自然科学基金青年基金(51808193)

作者简介: 丰土根(1975-), 男, 浙江金华人, 博士, 教授, 硕士生导师, 从事基坑工程等方面研究。

* 通讯作者: 张箭(1989-), 男, 安徽芜湖人, 博士, 副教授, 主要从事隧道与基坑工程等方面的研究。

出的模型有较高精度^[4-6],且本身具备自学习和自适应能力,可对往期数据进行非线性拟合^[7]并合理预测近期沉降量。YU Jun^[8]等人利用BP神经网络建立了基坑施工参数与最大地表沉降的关系,实现了对基坑地表沉降的预测。Zhao Fuzhang^[9]等人分别利用遗传算法和粒子群算法优化BP神经网络,减少了训练时间的同时还提高了网络的预测精度。但是,BP神经网络初始值往往随机选定,使其存在预测精度低、收敛速度慢、易陷入局部极小值和模型自变量选择多样等缺点^[10],若利用寻优算法先确定较优初始权值和阈值,再利用梯度下降算法建立模型,可在一定程度上缓解以上问题^[11]。

因此,本文提出利用ABC-BP神经网络建立预测模型:首先,利用灰色相关度理论对输入变量进行筛选,剔除与预测目标关联度低的变量,确保网络结构的高效性;接着,建立ABC-BP模型,对基坑地表沉降累计最大值及位置进行预测,评价其训练精度和泛化能力;最后,将ABC-BP模型与其他常见神经网络模型对比,验证该模型的准确度和有效性。

1 ABC-BP模型

1.1 BP神经网络简介

BP神经网络是基于多层感知器基础上的前向网络,分为输入层、隐含层和输出层三层结构。根据Kolmogorov定理^[12],一个具有任意的压缩型激活函数的单层前向网络,即可在闭集上以任意的精度逼近任意一个有限维的波莱尔可测函数,从而实现任何从 u 维度到 v 维度的非线性映射,因此BP网络是一个通用的函数逼近器,可用于建立基坑地表沉降的预测模型。输入变量依次经过输入层、隐含层和输出层,经每层神经节点层层传递,最终由输出层输出预测结果,根据训练样本的计算误差,反向传播误差,更新权值和阈值。在达到预定的学习次数或期望的误差精度时结束。

BP神经网络在利用梯度下降法过程中,易陷入局部最小值点,从而导致网络训练失败^[13-14]。因此提出利用人工蜂群算法优化传统BP神经网络的方法建立基坑地表沉降的预测模型。

1.2 人工蜂群算法

人工蜂群算法(ABC)是2005年提出的一种新颖的基于群智能的全局优化算法^[15],其优化方

法源自实际蜂群的采蜜行为,有着较快的收敛速度^[16-17]。算法寻找较优解的过程如下:

首先需要进行人工蜂群初始化:设 D 为问题解的维度,SN为食物源个数,在搜索空间中随机生成初始解 $a_i(i \in 1, 2, \dots, SN)$,每个解 a_i 都是一个 D 维向量,生成初始解 a_i 的公式如下:

$$a_{ij} = \text{Min}_j + \text{rand}(0, 1) (\text{Max}_j - \text{Min}_j) \quad (1)$$

其中: Max_j 和 Min_j 表示每个解的第 j 维元素所对应的搜索边界。计算每个随机初始解 a_i 的初始适应 fit_i 。

随后,每个引领蜂需要在上一个解的基础上寻找一个新解即新食物源,新解由下式确定:

$$v_{ij} = a_{ij} + \Phi_{ij}(a_{ij} - a_{kj}) \quad (2)$$

式中, $k \in \{1, 2, \dots, SN\}$,且 $k \neq i$; Φ_{ij} 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数。在确定新解之后,计算新解 v_i 的适应值 fit_i ,对比新解与旧解的适应值保留最优解。

在所有引领蜂完成搜寻过程之后,跟随蜂根据式(3)计算每个解的选择概率 p_i :

$$p_i = \frac{\text{fit}_i}{\sum_{k=1}^{SN} \text{fit}_k} \quad (3)$$

根据每个解的选择概率,利用轮盘赌算法,计算出被更新的引领蜂,由式(2)产生一个新解,并计算新解的 fit_i ,对比新解与旧解的适应值保留最优解。

如果某解经过有限次循环仍然没有被进一步更新,该解会被舍弃,随后此解对应的引领蜂转成一个侦查蜂。侦察蜂由(1)式产生一个新的食物源代替它,随后返回引领蜂搜索过程,开始下一次循环,直到达到最大迭代次数或误差允许值 ε 。

1.3 基于ABC-BP模型的基坑地表沉降预测模型的构建

为加快BP神经网络的收敛速度,缓解网络在训练过程中易陷入局部最小值的缺点,利用ABC算法优化BP神经网络的初始权值与阈值,具体过程如下:

(1)创建一个BP神经网络,根据输入和输出目标数量确定网络输入层、隐含层和输出层的节点数,在将数据输入网络前,将其进行归一化,提升收敛速度与预测精度。

(2)设置ABC算法各参数。需要注意的是:每个解的维度 D 需要依据优化内容单独设置,在本模型中,维度 D 是网络的权值与阈值总数,其按如下式确定:

$$D = N_{\text{input}} \times N_{\text{hidden}} + N_{\text{hidden}} + N_{\text{hidden}} \times N_{\text{output}} + N_{\text{output}} \quad (4)$$

式中: N_{input} 、 N_{hidden} 、 N_{output} 分别是输入层、隐含层和输出层的节点数。根据式(1)生成初始解。

(3)将解作为 BP 神经网络的权值与阈值,以训练集的网络的输出值与实测值的均方误差之和作为解的适应值,在计算各初始解的适应值后,采蜜蜂根据当前解的位置在其附近按式(2)搜索新解,若新解的适应值比旧解大,则以新解代替旧解,否则保留旧解,且旧解开采次数加 1。

(4)跟随蜂按轮盘赌算法依据目前各个解的适应值计算每个解被选择的概率,选出被更新的解后,再次根据贪婪算法判断是否保留新解。

(5)保存此次迭代的最优解,并根据每个解被开采的次数,判断是否舍弃该解,若舍弃,按式(1)生成新解代替此解。

(6)若此时达到最大迭代次数,则结束迭代,否则返回第(3)步,进行下一次迭代。

(7)将得到的较优解作为 BP 神经网络的初始权值阈值进行拟合预测。

2 实例应用

本文以南京市八卦洲隧道明挖段为例,介绍 ABC-BP 模型在该项目中的应用,验证模型良好的拟合精度和泛化能力。八卦洲隧道明挖段是和燕路过江通道的盾构始发段,基坑起点里程为 ZK5+131,终点里程为 ZK4+715.5,最大开挖深度为 25.7 m,全长 440 m,整体形状较为规则,土层以粉砂为主,透水性极强。基坑采用明挖顺作法施工,围护结构采用地下连续墙和 SMW 工法桩相结合的形式,支撑系统由钢筋混凝土支撑和钢支撑组成。对基坑的监测内容主要有深层水平位移、围护结构竖向位移、围护结构水平位移、立柱沉降、支撑挠度、混凝土支撑轴力、地下水位、温度和基坑地表沉降,共 9 项内容。

由于基坑围护结构主要采用地下连续墙的形式,在本算例中,只采用围护结构为地下连续墙的施工段开挖期间数据,提取监测数据的累计最大值及其出现的位置。对于各测点的具体位置规定如下:以基坑工作井南端为零点,以远离工作井的方向为正向,建立一维坐标系,如图 1。选取除基坑地表沉降外的其他 8 项监测内容,以其他 8 项监测内容累计值及其出现位置预测地表沉降累计最大值及位置。

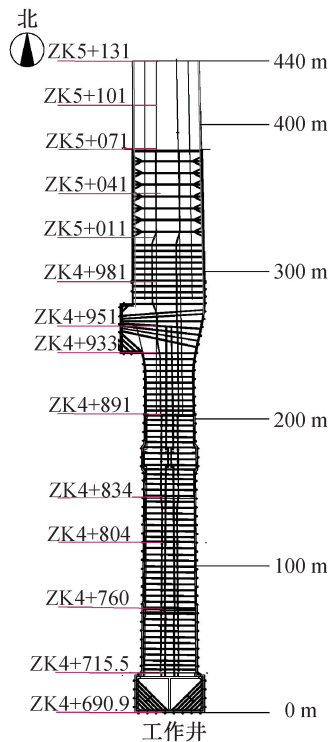


图 1 测点坐标示意图

Fig. 1 Schematic diagram of measuring point coordinates

2.1 基于灰色关联度分析的输入变量筛选

由于不清楚各监测内容的相关性,因此在预测前需要确定其他 8 项监测内容与地表沉降的定量关系。利用 MATLAB 软件,采用灰色关联度分析来评价各输入变量和基坑地表沉降之间的相关性。

灰色关联度分析 (GRA), 是一种多因素统计分析的方法^[18], 其根据序列曲线几何形状的相似程度判断序列之间的相关性, 其主要步骤有: (1) 确定比较数列和参考数列; (2) 数据归一化; (3) 计算灰色关联系数; (4) 将关联系数排序形成关联序。

本例中, 比较数列为其他 8 项监测内容的累计最大值, 参考数列为地表沉降累计最大值。除计算累计最大值关联度外, 也应计算 8 项监测内容累计最大值出现位置与地表沉降累计最大值出现位置的关联度 (位置关联度), 经计算, 8 项监测内容与地表沉降的关联度如图 2 所示。

由图可以看出, 8 项其他监测内容中, 温度和混凝土支撑轴力与地表沉降的关联最小, 其余监测内容与地表沉降都有较强的关联性; 累计值的关联序与位置关联序近乎相同, 由此可见, 灰色关联度分析可有效评价各监测内容与地表沉降的相

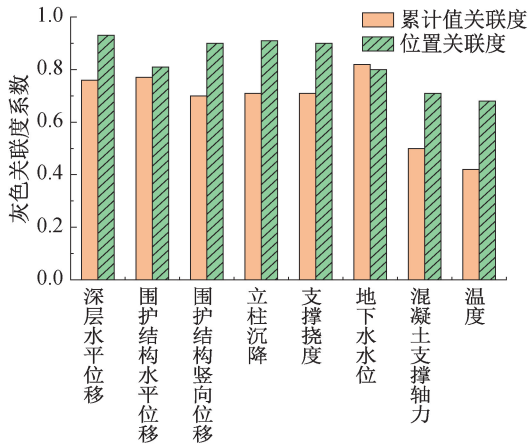


图2 监测内容与地表沉降关联度

Fig.2 Correlation between monitoring content and surface subsidence

关性。因此,为避免对预测模型泛化能力造成不利影响,本例中淘汰温度和混凝土支撑轴力这两项监测内容,以深层水平位移、围护结构竖向位移、围护结构水平位移、立柱沉降、支撑挠度、支撑轴力、地下水位这6项监测内容作为输入变量,预测基坑地表沉降。

2.2 基坑周围地表沉降累计最大沉降值预测

收集2018年11月3日至2019年2月1日的每日监测数据,剔除其中的异常数据。关于异常数据的判断及处理方法如下:(1)对于某日缺失的数据:取其上期数据与下期数据的平均值代替其缺失数据。(2)利用 3σ 准则筛选数据,对于残余误差的绝对值超出 3σ 的数据,取其上期数据与下期数据的平均值代替其缺失数据。(3)对于某日数据超出其取值范围的异常数据,取其上期数据与下期数据的平均值代替其异常数据。

剔除异常数据后,剩余80天有效观测数据,在神经网络训练过程中,一般按4:1的比例将数据分为训练集与预测集^[19],利用训练集训练神经网络,利用预测集测试网络的泛化能力。因此,将前64天数据作为训练集,用来训练模型,将后16天数据作为预测集,评价模型的预测精度及泛化能力。以深层水平位移、围护结构竖向位移、围护结构水平位移、立柱沉降、支撑挠度、支撑轴力、地下水位这6项监测内容的累计最大值及其出现位置作为输入变量,预测基坑地表沉降累计最大值及出现位置,即输入层节点数为12,输出层节点数为2,建立ABC-BP模型预测模型。网络设置一层隐含层,24个节点,神经网络结构示意图见图3。隐

含层激励函数为tansig,训练函数为trainlm,误差精度为 10^{-3} 。为兼顾计算速度与寻优精确度,经多次试算后,确定人工蜂群初始值设定如下:最大迭代次数设为700,人工蜂群最大迭代次数设为300,蜂群大小为200,采蜜蜂和跟随蜂数量均为100。先利用蜂群算法搜索较优初始位置,再经BP神经网络训练,预测地表沉降累计最大值及出现位置。

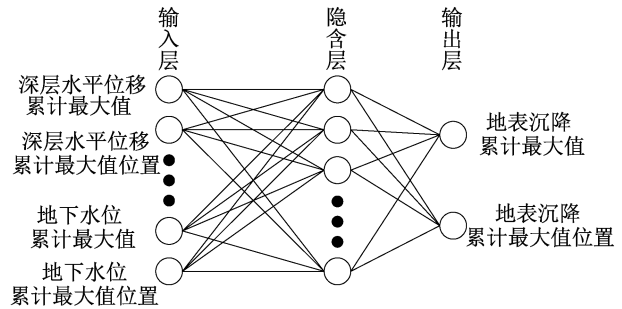
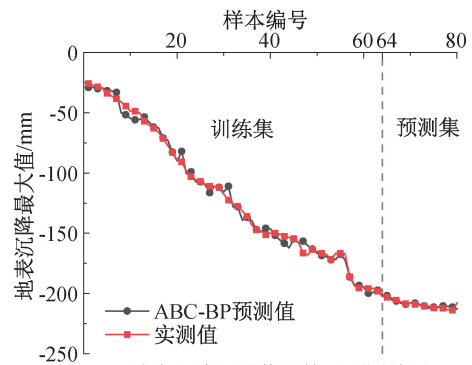
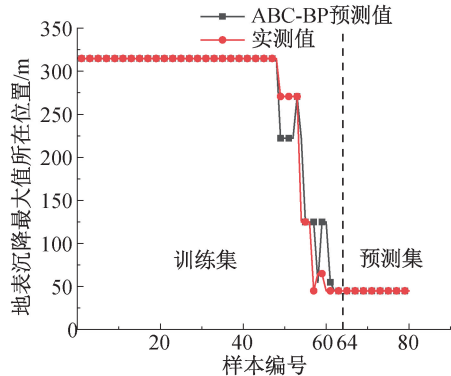


图3 神经网络结构示意图

Fig.3 Schematic diagram of neural network structure



(a) 地表沉降累计值训练及预测结果



(b) 地表沉降累计值位置训练及预测结果

图4 ABC-BP模型累计地表沉降训练及预测结果

Fig.4 Training and prediction results of cumulative surface settlement in ABC-BP model

ABC-BP网络模型的训练集拟合结果和测试集的预测结果如图4所示,图4(a)是地表沉降累计最大值的训练及预测结果,其平均相对误差为3.27%,均方根误差为3.87;图4(b)是地表沉降累

计最大值出现位置的训练及预测结果,其平均相对误差为 7.96%,均方根误差为 21.06。可见 ABC-BP 模型的训练精度较高,并对测试集有较高的预测能力。

2.3 对比验证

利用神经网络预测基坑地表沉降的方法较多,不同的网络结构与激励函数在预测地表沉降方面表现不同,预测基坑地表沉降的常见神经网络^[20]有:传统 BP 神经网络,GRNN 广义神经网络,RBF 神经网络和 Elman 神经网络。为进一步验证本文所提蜂群算法优化 BP 神经网络在基坑地表沉降预测中的有效性,此处采用传统 BP 神经网络、GRNN 广义回归网络和 Elman 神经网络进行地表沉降累计最大值的预测对比。其中,ABC-BP 模型、BP 神经网络和 Elman 神经网络的参数设置同第 2.2 节,GRNN 广义神经网络的预测精确度和光滑因子有关,多次试算后,发现将光滑因子定为 0.1 较合理。考虑到 BP 神经网络每次训练出的模型泛化能力不尽相同,此处多次构建网络,挑选在预测集上表现最好的模型来进行比较。各网络对基坑地表沉降的训练与预测结果见图 5,相对精度及均方误差见表 1。

表 1 各网络模型精度与均方误差

Tab. 1 Table of network model accuracy and mean square error

网络类型	地表沉降累计最大值		地表沉降累计最大值出现位置	
	平均相对误差/%	均方根误差	平均相对误差/%	均方根误差
	误差/%	误差	误差/%	误差
ABC-BP	3.27	3.87	7.96	21.06
BP	4.28	10.00	14.38	24.16
GRNN	3.27	10.00	17.38	22.70
Elman	7.85	5.29	11.60	18.71

可以看出,各网络都对基坑地表沉降累计最大值有较好的预测能力。在地表沉降累计最大值的训练与预测结果中:ABC-BP 网络和 GRNN 广义神经网络的训练与预测精度最高,Elman 网络的精度最差。在地表沉降最大值出现位置的训练与预测结果中:ABC-BP 模型平均相对误差最低,Elman 网络的均方根误差最小,GRNN 广义神经网络与 BP 神经网络的精度相当。整体来看,ABC-BP 模型对地表沉降累计最大值及位置的训练精度和泛化能力最好,优于传统 BP 神经网络等缺少初值优化算法的神经网络模型,说明人工蜂群对 BP 神经网络的初始权值和阈值搜寻可避免网络陷入局部最优值,有效提高网络预测能力。

3 结论

- 1) 基于统计学的灰色关联度分析可通过定量的方式筛选出与预测目标关联度低的输入变量,有效评价各监测内容与地表沉降的相关性,在简化了模型的同时,确保了网络结构的高效性。
- 2) 利用人工蜂群算法搜寻 BP 神经网络的初始权值阈值,解决了网络在训练过程中容易陷入局部最小值的问题,可提高网络的训练速度及成功率,在一定程度上克服反向传播算法自身的缺点。
- 3) 提出建立 ABC-BP 模型预测基坑地表沉降累计最大值及位置,结果表明,人工蜂群算法可在全局范围内找到局部较优的权值阈值,预测结果与实测值相差较小,可满足工程需要。与其他常用神经网络模型的对比结果表明,本文所提的模型的预测精度和泛化能力优于传统网络模型,可为类似的基坑变形预测做参考。

参考文献:

[1] 丁智,王达,虞兴福,等. 杭州地铁新塘路、景芳路交叉口工程深基坑监测分析[J]. 岩土工程学报,2013,35

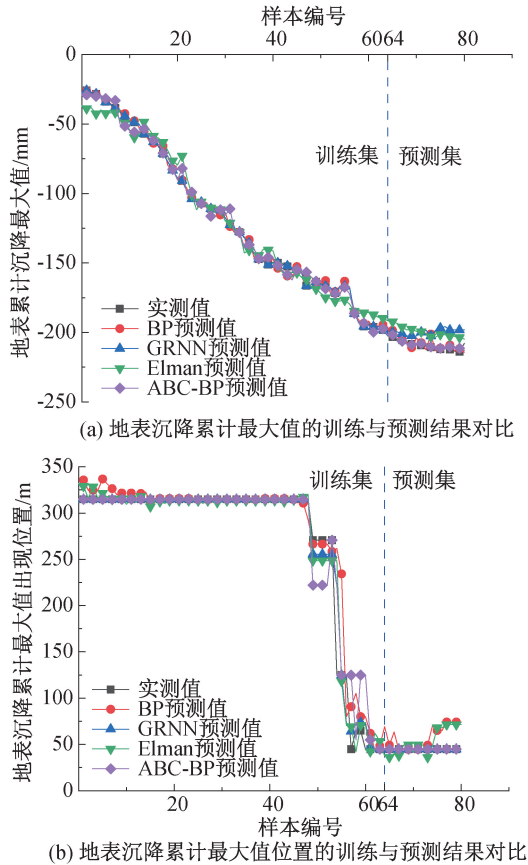


图 5 各模型训练与预测结果
Fig. 5 Model training and prediction results

- (S2):445-451.
- [2] 孙凯,许振刚,刘庭金,等. 深基坑的施工监测及其数值模拟分析[J]. 岩石力学与工程学报,2004(02):293-298.
- [3] HECHT-NIELSEN R. Theory of the Back Propagation Neural Network[A]. In:Proceedings of International Conference on Networks[C]. 1989:593-605.
- [4] 赵久彬,刘元雪,刘娜,等. 海量监测数据下分布式BP神经网络区域滑坡空间预测方法[J]. 岩土力学,2019,40(07):2866-2872.
- [5] 兰海涛,李谦,韩春雨. 基于广义回归神经网络的边坡稳定性评价[J]. 岩土力学,2009,30(11):3460-3463.
- [6] 刘福深,刘耀儒,杨强. 基于差异进化算法的前馈神经网络在大坝变形监测中的应用[J]. 岩土力学,2006(04):597-600.
- [7] 杨娟丽,徐梅,王福林,等. 基于BP神经网络的时间序列预测问题研究[J]. 数学的实践与认识,2013,43(04):158-164.
- [8] YU Jun, CHEN Haiming. Artificial Neural Network's Application in Intelligent Prediction of Surface Settlement Induced by Foundation Pit Excavation [C]//International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation, 2009, 1(1): 303-305.
- [9] ZHAO Fuzhang, CHEN Chen, QIAN Fang. Analysis of Neural Network Models in Prediction of Ground Surface Settlement around Deep Foundation Pit[C]//International Conference on Architectural, 2015, 44: 418-424.
- [10] 邓万宇,郑庆华,陈琳,等. 神经网络极速学习方法研究[J]. 计算机学报,2010,33(02):279-287.
- [11] CAO Weipeng, WANG Xizhao, MING Zhong, et al. A Review on Neural Networks with Random Weights[J]. Neurocomputing, 2018, 275(31): 278-287.
- [12] HECHT-NIELSEN R. Kolmogorov's Mapping Neural Network Existence Theorem[C]//Proceedings of the International Conference on Neural Networks,1987, 3: 11-13.
- [13] 宋国峰,梁昌勇,梁焱,等. 改进遗传算法优化BP神经网络的旅游景区日客流量预测[J]. 小型微型计算机系统,2014,35(09):2136-2141.
- [14] 刘浩然,赵翠香,李轩,等. 一种基于改进遗传算法的神经网络优化算法研究[J]. 仪器仪表学报,2016,37(07):1573-1580.
- [15] 张超群,郑建国,王翔. 蜂群算法研究综述[J]. 计算机应用研究,2011,28(09):3201-3205.
- [16] 秦全德,程适,李丽,等. 人工蜂群算法研究综述[J]. 智能系统学报,2014,9(02):127-135.
- [17] 刘三阳,张平,朱明敏. 基于局部搜索的人工蜂群算法[J]. 控制与决策,2014,29(01):123-128.
- [18] HUANG Xianxi, LIU Sifeng, TAN Xuerui. An Improved Test Method for Grey Relational Order[J]. Journal of Grey System, 2017, 29(1): 64-77.
- [19] 钟国强,王浩,李莉,等. 基于SFLA-GRNN模型的基坑地表最大沉降预测[J]. 岩土力学,2019,40(02):792-798.
- [20] CHEN Renpeng, ZHANG Pin, KANG Xin, et al. Prediction of Maximum Surface Settlement Caused by Earth Pressure Balance (EPB) Shield Tunneling with ANN Methods[J]. Soils and Foundations, 2019, 59(2): 284-295.

(责任编辑 王利君)