

## 基于WOA-BP神经网络的超低温冻土抗压强度预测模型研究

汪恩良, 田雨, 刘兴起, 任志凤, 胡胜博, 于俊, 刘承前, 李宇昂

## PREDICTION MODEL OF COMPRESSIVE STRENGTH OF ULTRA LOW TEMPERATURE FROZEN SOIL BASED ON WOA-BP NEURAL NETWORK

Wang Enliang, Tian Yu, Liu Xingchao, Ren Zhifeng, Hu Shengbo, Yu Jun, Liu Chengqian, and Li Yu'ang

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.6052/0459-1879-21-502>

### 您可能感兴趣的其他文章

#### Articles you may be interested in

#### 线绳驱动转速提升式低频俘能器的设计与研究

DEVELOPMENT OF A LOW-FREQUENCY HARVESTER BASED ON A ROPE-DRIVEN ROTOR WITH ROTATION SPEED UP-REGULATION FUNCTION

力学学报. 2021, 53(11): 3025-3034

#### 基于S-ALE方法的圆柱体垂直出水破冰研究

RESEARCH ON VERTICAL MOVEMENT OF CYLINDRICAL STRUCTURE OUT OF WATER AND BREAKING THROUGH ICE LAYER BASED ON S-ALE METHOD

力学学报. 2021, 53(11): 3110-3123

#### 低频振动隔离和能量采集双功能超材料

LOW-FREQUENCY VIBRATION ISOLATION AND ENERGY HARVESTING SIMULTANEOUSLY IMPLEMENTED BY A METAMATERIAL WITH LOCAL RESONANCE

力学学报. 2021, 53(11): 2972-2983

#### 利用摩擦纳米发电机的流体能量俘获研究新进展

PROGRESSION ON FLUID ENERGY HARVESTING BASED ON TRIBOELECTRIC NANOGENERATORS

力学学报. 2021, 53(11): 2910-2927

#### 基于压电振动能量俘获的弯曲结构损伤监测研究

THE RESEARCH ON DAMAGE DETECTION OF CURVED BEAM BASED ON PIEZOELECTRIC VIBRATION ENERGY HARVESTER

力学学报. 2021, 53(11): 3035-3044

#### 翼型颤振压电俘能器的输出特性研究

OUTPUT CHARACTERISTICS INVESTIGATION OF AIRFOIL-BASED FLUTTER PIEZOELECTRIC ENERGY HARVESTER

力学学报. 2021, 53(11): 3016-3024



# 基于 WOA-BP 神经网络的超低温冻土抗压强度预测模型研究<sup>1)</sup>

汪恩良<sup>\*,†,2)</sup> 田雨<sup>\*</sup> 刘兴超<sup>\*,†,3)</sup> 任志凤<sup>\*</sup> 胡胜博<sup>\*</sup> 于俊<sup>\*</sup> 刘承前<sup>\*</sup> 李宇昂<sup>\*</sup>

<sup>\*</sup>(东北农业大学水利与土木工程学院, 哈尔滨 150030)

<sup>†</sup>(黑龙江省寒区水资源与水利工程重点实验室, 哈尔滨 150030)

**摘要** 为获得超低温冻土抗压强度预测模型, 探究超低温状态下冻土的物理性质及力学性质的变化, 对含水率 19%, 22%, 25% 和 28% 的低液限黏土土样进行 $-180\text{ }^{\circ}\text{C} \sim -10\text{ }^{\circ}\text{C}$  的单轴压缩强度试验, 并测量 $-80\text{ }^{\circ}\text{C} \sim -10\text{ }^{\circ}\text{C}$  土样的未冻水含量, 建立基于 WOA-BP 神经网络和 BP 神经网络的预测模型, 探究含水率、温度、未冻水含量与超低温冻土抗压强度关系. 预测结果表明: 含水率、温度、未冻水含量与超低温冻土抗压强度存在复杂的非线性关系, 特别是在 $-180\text{ }^{\circ}\text{C} \sim -80\text{ }^{\circ}\text{C}$  区间内, 现有的线性拟合公式已无法准确预测该区间内冻土抗压强度; 基于 WOA-BP 神经网络预测模型的整体预测效果较好, 其绝对误差平均值为 1.167 MPa, 相对误差平均值为 7.62%, BP 神经网络预测模型的绝对误差平均值为 8.462 MPa, 相对误差平均值为 47.99%. 基于鲸鱼优化算法的 BP 神经网络预测模型预测误差明显小于 BP 神经网络预测模型及线性拟合值, 更接近实测值. 该预测模型具有较高精确度, 能有效解决超低温冻土抗压强度与其影响因素间复杂的非线性关系, 可为人工冻结技术在地质应急工程中的应用提供参考.

**关键词** 冻土, 抗压强度, 液氮, 超低温, 鲸鱼优化算法, BP 神经网络

中图分类号: TU445 文献标识码: A doi: 10.6052/0459-1879-21-502

## PREDICTION MODEL OF COMPRESSIVE STRENGTH OF ULTRA LOW TEMPERATURE FROZEN SOIL BASED ON WOA-BP NEURAL NETWORK<sup>1)</sup>

Wang Enliang<sup>\*,†,2)</sup> Tian Yu<sup>\*</sup> Liu Xingchao<sup>\*,†,3)</sup> Ren Zhifeng<sup>\*</sup> Hu Shengbo<sup>\*</sup>  
Yu Jun<sup>\*</sup> Liu Chengqian<sup>\*</sup> Li Yu'ang<sup>\*</sup>

<sup>\*</sup>(School of Water Conservancy and Civil Engineering, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China)

<sup>†</sup>(Key Laboratory of Water Resources and Water Conservancy Engineering in Cold Regions of Heilongjiang Province, Harbin 150030, China)

**Abstract** In order to obtain the prediction model of compressive strength of ultra-low temperature frozen soil and explore the changes of physical and mechanical properties of frozen soil under ultra-low temperature, the uniaxial compressive strength test of  $-180\text{ }^{\circ}\text{C} \sim -10\text{ }^{\circ}\text{C}$  was carried out on the low liquid limit clay soil samples with water

2021-10-01 收稿, 2022-01-27 录用, 2022-01-28 网络版发表.

1) 国家自然科学基金(41771070)和“十三五”国家重点研发计划(2018 YFC0407301)资助项目.

2) 汪恩良, 教授, 主要研究方向: 工程冻土和水工建筑物冻害防治技术. E-mail: HLJWEL@126.com

3) 刘兴超, 实验师, 主要研究方向: 工程冻土和水工建筑物冻害防治技术研究. E-mail: dnlxc@neau.edu.cn

引用格式: 汪恩良, 田雨, 刘兴超, 任志凤, 胡胜博, 于俊, 刘承前, 李宇昂. 基于 WOA-BP 神经网络的超低温冻土抗压强度预测模型研究. 力学学报, 2022, 54(4): 1145-1153

Wang Enliang, Tian Yu, Liu Xingchao, Ren Zhifeng, Hu Shengbo, Yu Jun, Liu Chengqian, Li Yu'ang. Prediction model of compressive strength of ultra low temperature frozen soil based on WOA-BP neural network. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2022, 54(4): 1145-1153

content of 19%, 22%, 25% and 28%, and the unfrozen water content of  $-80\text{ }^{\circ}\text{C} \sim -10\text{ }^{\circ}\text{C}$  soil samples was measured. Using the above data, a prediction model based on WOA-BP neural network and BP neural network was established to explore the relationship between moisture content, temperature, unfrozen water content and compressive strength of ultra-low temperature frozen soil. The prediction results show that there is a complex nonlinear relationship between moisture content, temperature, unfrozen water content and the compressive strength of ultra-low temperature frozen soil, especially in the range of  $-180\text{ }^{\circ}\text{C} \sim -80\text{ }^{\circ}\text{C}$ , the existing linear fitting formula can not accurately predict the compressive strength of frozen soil in this range. The overall prediction effect of the prediction model based on WOA-BP neural network is good. The average absolute error is 1.167 MPa and the average relative error is 7.62%. The average absolute error of BP neural network prediction model is 8.462 MPa and the average relative error is 47.99%. The prediction error of BP neural network prediction model based on whale optimization algorithm is significantly less than that of BP neural network prediction model and linear fitting value, and is closer to the measured value. The prediction model has high accuracy and can effectively solve the complex nonlinear relationship between the compressive strength of ultra-low temperature frozen soil and its influencing factors. It can provide a reference for the application of artificial freezing technology in stratum emergency engineering.

**Key words** frozen soil, compressive strength, liquid nitrogen, ultra low temperature, whale optimization algorithm, BP neural network

## 引言

地层冻结技术是城市地下工程、矿山工程和紧急工程事故快速处理的一种新型施工技术. 在工程中, 多采用氨、干冰等对施工地层进行人工降温. 常规的地层冻结方式对于土层各项物理力学性质的影响也得到了专家学者广泛关注<sup>[1]</sup>. 近年来, 液氮冷却技术逐渐应用在土层稳定工程<sup>[2]</sup>和煤炭开采工程<sup>[3]</sup>等各个领域, 液氮化学性质稳定, 且相对氨、干冰等降温材料, 液氮降温速度更快, 冻结速度比传统冻结方式可提高 10 倍<sup>[4]</sup>, 温度更低, 可达  $-195\text{ }^{\circ}\text{C}$  左右. 随着前沿科学和新技术不断发展, 工程材料与结构在超常规温度等极端服役环境中的力学响应规律成为研究热点<sup>[5]</sup>, 超低温状态 (温度低于  $-50\text{ }^{\circ}\text{C}$ )<sup>[6-7]</sup>各种材料的性质变化逐渐受到更多专家学者关注, 而液氮影响下的超低温状态下冻土物理性质及力学性质尚未得到深入探究.

冻土是一种由土骨架、冰、未冻水和气体组成的复杂的复合材料, 因其内含有极具流变性的冰而与常规土的力学性质有很大的差异<sup>[8]</sup>. 我国多年冻土面积占国土面积的 22.4%, 典型多年冻土区域当属中低纬度的青藏高原和高纬度的东北大小兴安岭地区<sup>[9]</sup>. 要想在冻土地区进行工程建设, 就必须深入研究冻土的力学特性, 以确保冻土地基上工程建筑物的稳定性<sup>[10]</sup>, 而冻土的抗压强度对冻土区工程施工影响巨大. 在之前学者的研究中, 普遍认为土壤含

水率和温度是冻土抗压强度的主要影响因素<sup>[11-12]</sup>. 但其试验温度区间大多停留在  $-30\text{ }^{\circ}\text{C} \sim 0\text{ }^{\circ}\text{C}$ <sup>[13-15]</sup> 之间. 因此, 本文使用液氮冷却降温技术冷却土样, 并开展无侧限抗压强度试验, 以探究超低温状态 ( $-180\text{ }^{\circ}\text{C} \sim -10\text{ }^{\circ}\text{C}$ ) 下温度对不同含水率及干密度冻土抗压强度的影响.

BP (back propagation) 神经网络模型是一种在工程应用广泛且具有优质泛化能力的前馈型神经网络<sup>[16-17]</sup>, 具有强大的非线性映射能力、自学习和自适应能力、泛化能力和容错能力, 能够通过学习自动提取输出、输出数据间的“合理规则”, 并自适应的将学习内容记忆于网络的权值中, 因此特别适合于求解内部机制复杂的问题. 利用 BP 神经网络预测材料抗压强度多应用于岩石<sup>[18]</sup>、混凝土<sup>[19]</sup>和多种复合材料<sup>[20]</sup>中, 且预测的准确度和可行性已经得到多年试验数据的印证, 但对冻土抗压强度预测的应用还未有显著成果. 鲸鱼优化算法 (whale optimization algorithm, WOA) 是 2016 年由 Mirjalili 和 Lewis<sup>[21]</sup>提出的一种新型群体智能优化算法, 本文拟借助鲸鱼优化算法的 BP 神经网络方法, 在开展无侧限抗压强度试验的基础上建立超低温冻土抗压强度的预测模型. 并利用该模型系统探究超低温状态下含水率、温度、未冻水含量等冻土基本物理性质指标与抗压强度的关系, 以期为工程实践提供理论依据与技术应用.

# 1 试样制备及试验方法

## 1.1 试样制备

试验所用土取自黑龙江北部引嫩干渠工程, 其颗粒成分及相关物理参数见表 1. 按照《土的工程分类标准》(GB/T 50145-2007), 定名为 CL 低液限黏土.

根据《冻土试验指导》<sup>[22]</sup> 中有关试样制备的要求, 将野外取回的土风干后粉碎, 放置于 105 °C 烘箱烘干 8 h, 再按照, 含水率 19%, 22%, 25% 和 28% 的不同梯度加入蒸馏水, 置于保湿缸中 12 h. 根据干密度 (1.55 g/cm<sup>3</sup>) 计算试样所需湿土质量, 加工成直径 61.8 mm、高度 125 mm 的试样 (图 1).

表 1 CL 低液限黏土颗粒成分及相关物理参数

Table 1 Particle composition and related physical parameters of CL low liquid limit clay

Different particle compositions of CL low liquid limit clay/%						Initial moisture content/%	Liquid limit/%	Plastic limit/%
>2 mm	1~2 mm	0.5~1.0 mm	0.25~0.5 mm	0.075~0.25 mm	<0.075 mm			
9.70	13.60	18.70	9.00	39.90	8.10	5.40	41.91	18.82



图 1 试验所制土样

Fig. 1 Soil samples prepared for the test

## 1.2 试验方法及过程

### 1.2.1 无侧限抗压强度试验

试验共制备试样及陪样共 160 个, 其中, 不同含水率、不同温度条件下设置试样共 72 组, 每组设置 2 个平行样, 不同含水率设置陪样 4 个, 用于未冻水测试试样 4 个, 备用试样 8 个. 试样制备完成后用保鲜膜紧密包裹并标明试验信息. 采用 4 段降温法对

试样降温, 同时在陪样中置入传感器使用巡检仪监测试样温度: 先将试样放入常规冰箱内 24 h, 试样温度降至 -20 °C; 再将试样放入低温冰箱内 24 h, 试样温度降至 -40 °C; 后将试样放入超低温冰箱内 24 h, 试样温度稳定在 -80 °C; 最后采用液氮冻结技术, 试样温度降至 -180 °C. 降温过程中, 巡检仪实时监测试样温度变化, 在温度达到试验所需温度后, 将试样取出, 剥除保鲜膜, 置于低温电子万能试验机内, 开展无侧限抗压强度试验, 即单轴压缩试验. 试验流程图如图 2 所示.

无侧限抗压强度试验采用东北农业大学冻土工程实验室内的低温电子万能试验机 (WDW-100). 该仪器常规配置可实现金属、非金属材料的拉伸、压缩、弯曲试验, 并且可以再低温、高温、潮湿等复杂的环境下完成力学参数的测定. 本试验将试样置于万能试验机下承压板中间, 将上承压板降落至刚

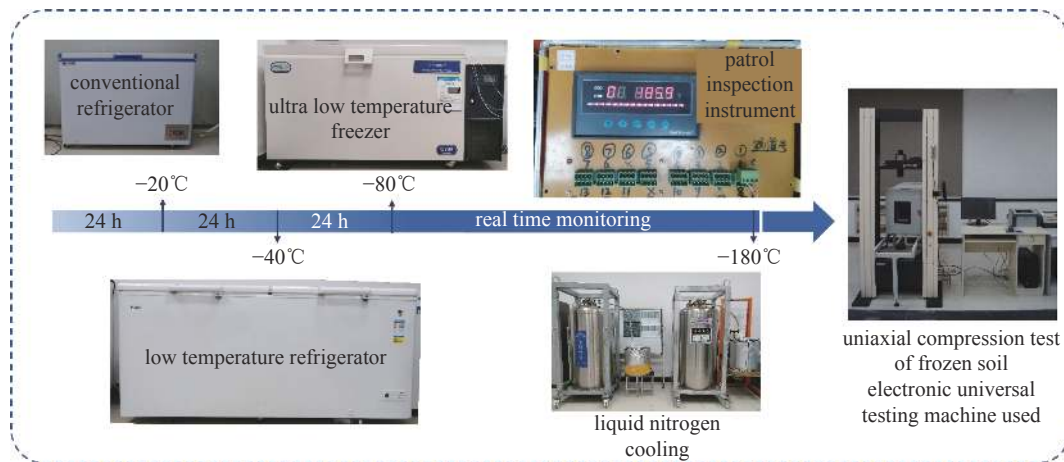


图 2 试验过程图

Fig. 2 Test flow diagram



好与试样上表面接触. 连接微机远程控制系统, 对其进行加压控制, 以得到需测数值.

抗压强度试验采用位移控制法, 加载速率为 6 mm/min, 试验温度为-180 °C ~ -10 °C, 每 10 °C 一个梯度. 试验时将万能材料试验机的箱体温度调节为-30 °C 并达到稳定. 在恒变形速率下开展单轴抗压强度试验, 试验过程中温度保持不变. 由数采仪自动记录载荷和位移等信息, 最后由计算机汇总出相应的应力、应变, 并绘出应力-应变曲线, 按照式 (1)

计算抗压强度  $\sigma$  为

$$\sigma = \frac{4P}{\pi D^2} \tag{1}$$

式中,  $P$  为施加的载荷 (N);  $D$  为试样直径 (mm).

### 1.2.2 未冻水含量测量

试验中未冻水含量的测量选用苏州纽迈公司生产的 MesoMR12-060 H-I 核磁共振试验仪 (见图 3), 是一款集波谱分析和成像分析于一体的高精度的低场核磁共振分析仪.

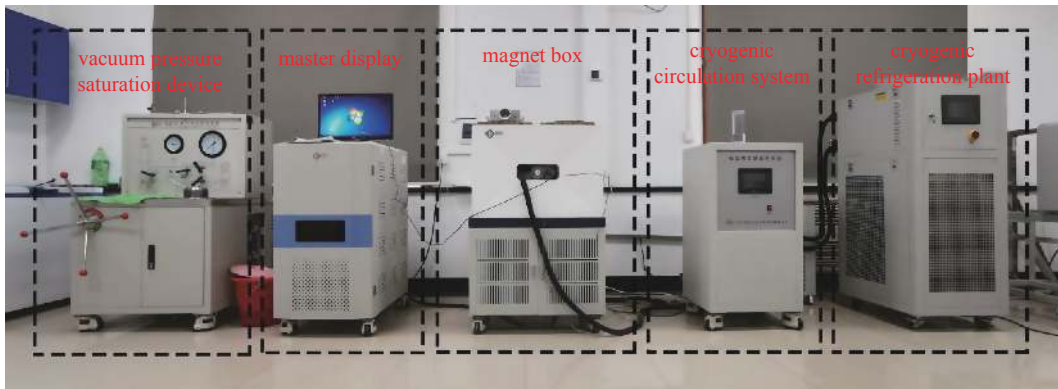


图 3 核磁共振试验仪

Fig. 3 Nuclear magnetic resonance tester

磁体温度为 32 °C, 主磁场强度为 0.29 T, 磁体频率 12.319 MHz, 频率控制精度为 0.1 Hz, 进行分层  $T_2$  弛豫 (横向弛豫时间) 的测试. 选用 60 mm 的线圈, CPMG 脉冲序列测试, 设定采样频率 250 kHz, 模拟增益 15, 回波次数 3000, 回波时间 0.15 ms, 等待时间 1000 ms. 所得  $T_2$  分布曲线围成的面积与探测范围内物体中的氢原子数量成正比, 其值与含水率成正比<sup>[23]</sup>.

试验所得不同含水率试样的  $T_2$  谱图呈现相似性, 给出含水率为 22% 的试样  $T_2$  谱图 (图 4).

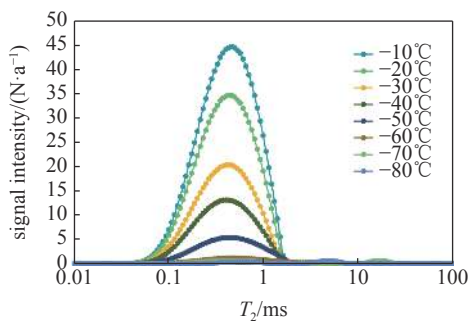


图 4 核磁共振分析  $T_2$  谱图

Fig. 4  $T_2$  spectrum of nuclear magnetic resonance analysis

根据泰斯等<sup>[24]</sup> 的研究, 计算方法如下: 将正温区的顺磁线性回归线延长到负温区, 在负温区的某一温度的未冻水含量等于某一温度下测得的信号强度  $a$  值乘以未冻结的含水率除以该温度下回归线所示的信号强度  $b$  值. 计算公式<sup>[25]</sup> 为

$$\omega_u = \omega_0 \cdot ab^{-1} \tag{2}$$

式中,  $\omega_u$  为不同温度时界面未冻水含量,  $\omega_0$  为初始总含水率,  $a$  为某一温度下回归线至信号强度基数的距离,  $b$  为同一温度下测得的信号强度到基数的距离 (见图 5).

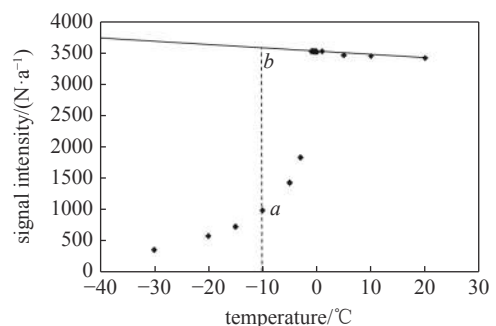


图 5 试样未冻水计算示意图

Fig. 5 Calculation diagram of sample unfrozen water

试验测得不同含水率未冻水含量如图 6 所示。由于试验所用核磁共振试验仪可测试样温度最低为  $-80\text{ }^{\circ}\text{C}$ , 参考文献 [26] 提到: 温度低于  $-80\text{ }^{\circ}\text{C}$  时, 土体内未冻水含量极低, 并趋于平稳。因此, 将低于  $-80\text{ }^{\circ}\text{C}$  试样的未冻水含量均以  $-80\text{ }^{\circ}\text{C}$  时的未冻水含量表示。

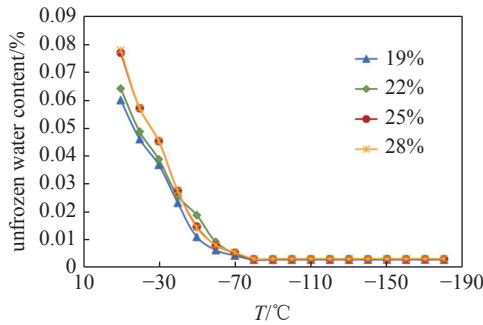


图 6 试样未冻水含量

Fig. 6 Unfrozen water content of sample

### 1.3 试验现象及结果分析

#### 1.3.1 试样破坏情况

试验过程中, 随温度的降低, 试样破坏呈现多种不同形式 (图 7)。温度较高时, 试样呈现明显鼓胀状态, 同时表面出现竖向裂纹;  $-70\text{ }^{\circ}\text{C} \sim -30\text{ }^{\circ}\text{C}$ , 由于冰土胶结作用, 土样变形不明显, 但两端开始出现细小裂纹;  $-120\text{ }^{\circ}\text{C} \sim -80\text{ }^{\circ}\text{C}$ , 土样表面裂纹逐渐延伸形成贯穿裂缝;  $-160\text{ }^{\circ}\text{C} \sim -140\text{ }^{\circ}\text{C}$ , 土样多呈现劈裂破坏;  $-180\text{ }^{\circ}\text{C}$ , 试样在载荷作用下呈现压碎破坏。

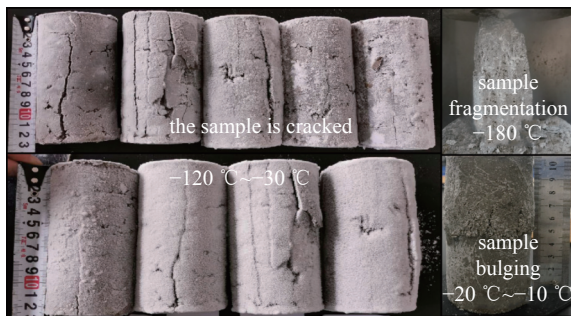


图 7 试样破坏情况

Fig. 7 Failure modes of specimens

#### 1.3.2 试验结果分析

试验得到不同含水率试样在不同温度下的单轴抗压强度如图 8 所示, 并得出以下试验结果。

(1) 在一定范围内, 当含水量低于完全饱和程度时, 冻土的抗压强度均随含水量增加而增加, 但当土处于饱和状态时抗压强度反而降低: 含水率为 19%,

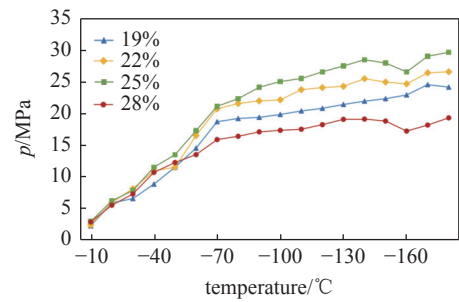


图 8 无侧限抗压强度试验结果

Fig. 8 Test results of unconfined compressive strength

22% 和 25% 时, 抗压强度随含水率增大而显著增加, 此时土样饱和度均在 80% 以下。因为冰是一种高强度材料, 且与土壤这种多孔亲水材料的粘接强度非常高, 所以冻土中土与冰的结合使得冻土抗压强度在非饱和状态下远远大于冰强度 [26]。而 28% 含水率的土样的抗压强度明显低于其他含水率土样, 此时土样饱和度为 90.09%, 已经接近完全饱和状态, 此时冻土抗压强度逐渐接近冰的抗压强度。因此, 抗压强度随含水率变化呈现先增大后减小的趋势。

(2) 冻土最大的特点是其强度大小受温度影响较为明显。通常情况下, 温度越低, 强度越高 [26]。不同含水率土样的抗压强度随温度变化呈现相同变化趋势。但冻土抗压强度随温度的增长并不是传统意义上的线性变化。  $-80\text{ }^{\circ}\text{C} \sim -10\text{ }^{\circ}\text{C}$ , 冻土抗压强度随温度降低呈明显增大趋势。温度低于  $-80\text{ }^{\circ}\text{C}$ , 试样抗压强度增长趋势变缓。一般毛细水的冰点低于  $0\text{ }^{\circ}\text{C}$ , 弱结合水在  $-30\text{ }^{\circ}\text{C} \sim -20\text{ }^{\circ}\text{C}$  才完全冻结, 强结合水在  $-78\text{ }^{\circ}\text{C}$  仍不冻结 [26]。而正因为温度降低会使土体内部冰胶结物增加, 内聚力增大, 胶结面强度增大, 抗压强度也随之增大。但温度低于  $-80\text{ }^{\circ}\text{C}$ , 土体内未冻水含量极低, 并趋于平稳, 此时冰强度也达到极限, 抗压强度变化不明显。但温度的降低在导致冻土强度增加的同时也会提高冻土的脆性, 因此, 当温度达到  $-180\text{ }^{\circ}\text{C} \sim -80\text{ }^{\circ}\text{C}$  时, 试样破坏呈脆性破坏。

## 2 神经网络建立及预测

人工神经网络是一种模拟人脑活动原理的数据映射模型, 可以通过对大量样本数据进行自适应学习, 实现复杂因果关系的映射 [27]。目前应用最为广泛的人工神经网络有十几种, 最具有代表性的是 BP 神经网络。BP 神经网络是一种包括信号正向传递和误差反向传播两个过程的智能信息处理神经网络, 因

其多维函数逼近能力的优越性而得到了广泛应用[28-29].

### 2.1 鲸鱼优化算法

鲸鱼优化算法 (WOA) 是 2016 年由 Mirjalili 和 Lewis[21] 提出的一种新型群体智能优化算法, 模仿的是大海中鲸鱼群的集体捕食方式.

座头鲸拥有一种特殊的捕猎方法, 这种觅食行为被专家学者称之为泡泡网觅食法. 鲸群的觅食是通过沿着一个圆圈或者“9”形路径创造独特的气泡来完成的. 深入研究后, 发现座头鲸捕食时有两个与气泡有关的动作, 并将其命名为“向上螺旋”和“双环”, 而鲸鱼优化算法就是利用螺旋泡沫网捕食机制进行数学建模, 以达到优化的目的. 座头鲸能够识别猎物的位置并将其包围, 由于优化设计在搜索空间中的位置不是先验已知的, 因此 WOA 假设当前的最佳候选解是目标猎物或者接近最优解. 在定义了最佳搜索个体之后, 其他搜索个体将尝试向最佳搜索个体更新它们的位置.

鲸鱼优化算法包含了搜索觅食、收缩包围和螺旋更新位置 3 种独立求解的种群更新机制, 且不需要人为的设置各种控制参数值, 提高了算法的使用效率并降低了应用难度[30]. 与其他传统的单一算法相比, WOA 算法结构新颖, 参数设置更加简单. 虽然 WOA 算法出现的时间较短, 但是已经被国内外专家学者应用于水文[31]、医疗[32] 等多个方面, 且得到了较好的预测或应用结果.

本研究建立基于鲸鱼优化算法的 BP 神经网络超低温冻土抗压强度预测模型, 并在 Matlab 中对 WOA-BP 神经网络模型进行训练、验证与测试.

### 2.2 神经网络建立

在采用人工神经网络解决实际问题时需要模型结构及相关参数进行选择 and 确定. 对于本次建立的超低温冻土单轴抗压强度预测模型, 输入层节点数为 3, 即含水率、温度、未冻水含量 3 个影响因素

节点; 输出节点数则为 1, 即超低温冻土单轴抗压强度.

合理的参数设置决定了神经网络的性能, 本研究采用鲸鱼优化算法, 最大训练次数为 1000. 由于 3 层网络结构已被证明有强大的多维函数非线性逼近能力[33-34], 能有效解决工程实际中任意复杂的非线性问题, 因此本研究采用 3 层 BP 神经网络 (隐含层层数为 1) 建立超低温冻土抗压强度的预测模型 (图 9). 输入层与隐含层之间采用“tansig”传递函数、隐含层与输出层之间选“purelin”传递函数.

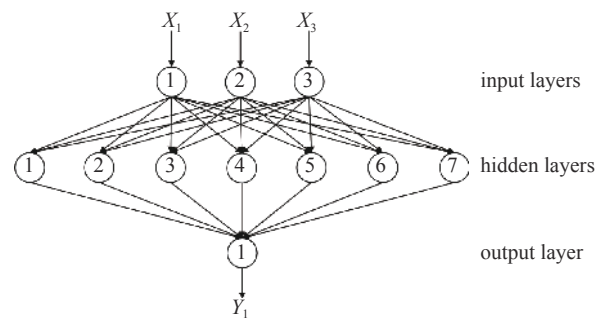


图 9 BP 网络模型  
Fig. 9 The BP neural network model

选取 72 组数据中的前 57 组数据为测试样本, 剩余 15 组数据为训练样本. 由于数据中各变量的数量级差异会导致预测模型出现较大偏差, 对训练稳定性和拟合精确度造成影响, 因此首先对输入变量 \$X\$ 和输出变量 \$Y\$ 按式 (3) 和式 (4) 进行归一化处理至 \$[0,1]\$ 区间内

$$X = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \tag{3}$$

$$Y = \frac{Y - Y_{min}}{Y_{max} - Y_{min}} \tag{4}$$

隐含层的神经元数目对网络性能也至关重要[35], 通过对比隐含层神经元数目不同的神经网络训练集的均方误差值 (表 2), 选取最佳的隐含层节点数为 8.

表 2 隐含层神经元数目不同的神经网络训练集的均方误差值

Table 2 Mean square error of neural network training set with different number of hidden layer neurons

Number of hidden layer neurons	3	4	5	6	7
mean square error	0.0025989	0.0032673	0.0025744	0.0021021	0.0027242
Number of hidden layer neurons	8	9	10	11	12
mean square error	0.0016245	0.0039693	0.02834	0.0028185	0.022094



### 2.3 WOA-BP 神经网络预测结果分析

依据上文选择的神经网络最佳参数, 建立结构为 3-8-1 的 BP 神经网络预测模型和 WOA-BP 神经网络模型, 获得相应的超低温冻土抗压强度预测结果, 并与试验值及利用 Matlab 拟合工具直接拟合的数值对比, 结果如图 10 所示. BP 神经网络模型与 WOA-BP 神经网络模型预测结果相对误差对比见图 11.

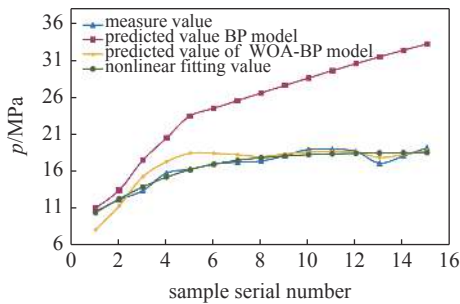


图 10 不同模型预测结果对比图

Fig. 10 Comparison of prediction results of different models

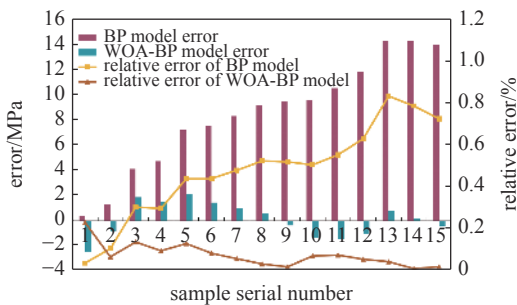


图 11 BP 神经网络模型与 WOA-BP 神经网络模型预测结果误差对比图

Fig. 11 Comparison of error between BP neural network model and WOA-BP neural network model

对比传统的应用拟合工具直接进行拟合的结果, 虽然二者的拟合精度都较高, 但是在  $-180\text{ }^{\circ}\text{C} \sim -90\text{ }^{\circ}\text{C}$  范围内, 冻土抗压强度并非平缓地上升, 而是呈现波动变化的. WOA-BP 神经网络预测模型准确地预测到了  $-80\text{ }^{\circ}\text{C}$  的突增点和  $-170\text{ }^{\circ}\text{C}$  的突降点, 预测模型符合波动变化的规律.

图 10 和图 11 表明, 鲸鱼优化算法后的 BP 神经网络模型的预测精度更高, 即使用 WOA-BP 神经网络模型对超低温抗压强度预测的分析预测比 BP 神经网络模型更具优势. 计算其预测结果的相对误差, 对比发现 WOA-BP 神经网络模型的相对误差的绝对值大多数小于 10%, 相对误差绝对值的平均值仅为 7.62%, 比 BP 神经网络的相对误差绝对值的平均

值 47.99% 低了 40% 以上, 在工程允许的误差范围内.

从图中可以明显看出 BP 神经网络预测模型不但在数值上误差过大, 而且在抗压强度变化规律上也与实测值不相符, 不能符合前文中总结出的抗压强度随温度的变化规律. 并且从理论上说, BP 神经网络存在收敛速度慢、极易陷入局部极小等问题, 也对超低温冻土抗压强度预测精度有影响. 所以, 应用鲸鱼优化算法对 BP 神经网络预测模型进行优化, 得到更为精确的预测数值是必要的.

适应度值是判断预测模型预测结果能否达到预测精度的指标之一. 本次适应度函数选择均方误差平方和, 即

$$MSE = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L (y_l - y'_l)^2 \quad (5)$$

式中,  $L$  为训练样本个数;  $y_l$  为第  $l$  个样本的期望输出;  $y'_l$  为第  $l$  个样本的实际输出.

基于 WOA-BP 神经网络的预测模型的适应度变化曲线如图 12 所示. 从图中可以看出, 随着迭代次数的增加, 适应度值从 4.12 快速下降到 0.71, 收敛速度更快, WOA-BP 神经网络预测模型优化效果显著, 再一次证明了 WOA-BP 神经网络预测模型是有效可行的.

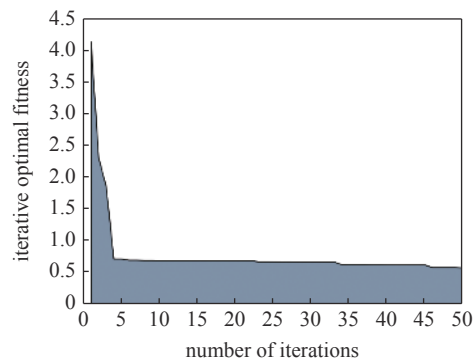


图 12 WOA-BP 神经网络模型的适应度变化曲线

Fig. 12 Fitness curve of WOA-BP neural network model

### 3 结论

本文以黑龙江省北部引嫩工程低液限黏土为研究对象, 开展了超低温不同含水率下的冻土单轴抗压强度试验, 并测量试样未冻水含量, 探究超低温冻土极限抗压强度与含水率、温度和未冻水等关系, 基于试验所得 72 组数据建立鲸鱼优化算法 BP 神经



网络预测模型, 得出以下结论.

(1) 不同含水率的土样随温度变化相似. 在  $-180\text{ }^{\circ}\text{C} \sim -10\text{ }^{\circ}\text{C}$  范围内, 每  $10\text{ }^{\circ}\text{C}$  一个梯度得到冻土极限抗压强度, 试样在温度低于  $-80\text{ }^{\circ}\text{C}$  时, 呈现弹性破坏;  $-120\text{ }^{\circ}\text{C} \sim -80\text{ }^{\circ}\text{C}$  时, 土样表面裂纹逐渐延伸形成贯穿裂缝;  $-160\text{ }^{\circ}\text{C} \sim -140\text{ }^{\circ}\text{C}$  时, 土样多呈现劈裂破坏;  $-180\text{ }^{\circ}\text{C}$  时, 试样在载荷作用下呈现脆性破坏.

(2) 冻土抗压强度随温度降低总体呈增长趋势.  $-80\text{ }^{\circ}\text{C} \sim -10\text{ }^{\circ}\text{C}$  时, 抗压强度随温度降低显著增长, 温度低于  $-80\text{ }^{\circ}\text{C}$  时, 抗压强度基本保持不变.

(3) 鲸鱼优化算法的 BP 神经网络预测模型的绝对误差平均值为  $1.167\text{ MPa}$ , 相对误差平均值为  $7.62\%$ , BP 神经网络预测模型的绝对误差平均值为  $8.462\text{ MPa}$ , 相对误差平均值为  $47.99\%$ . 鲸鱼优化算法的 BP 神经网络预测模型预测误差明显小于 BP 神经网络预测模型, 更接近实测值. 即 WOA-BP 神经网络预测模型对超低温冻土抗压强度的预测精度显著优于 BP 神经网络预测模型, 特别是适用于  $-80\text{ }^{\circ}\text{C}$  以下的超低温冻土抗压强度预测, 这与前文中未冻水在  $-80\text{ }^{\circ}\text{C}$  下土体中含量极低应有一定关系.

### 参 考 文 献

- 程国栋. 冻土力学与工程的国际研究新进展—2000 年国际地层冻结和土冻结作用会议综述. *地球科学进展*, 2001, 3: 293-299 (Cheng Guodong. International achievements of study on frozen soil mechanics and engineering—Summary of the International Symposium on Ground Freezing and Frost Action in Soils. *Advances in Earth Science*, 2001, 3: 293-299 (in Chinese))
- 张顶立. 隧道及地下工程的基本问题及其研究进展. *力学学报*, 2017, 49(1): 3-21 (Zhang Dingli. Essential issues and their research progress in tunnel and underground engineering. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2017, 49(1): 3-21 (in Chinese))
- 耿哲. 液氮作用对煤力学特性影响的试验研究. [硕士学位论文]. 石家庄: 河北科技大学, 2019 (Geng Zhe. Experimental study on the effect of liquid nitrogen on mechanical properties of coal. [Master Thesis]. Shi Jiazhuang: Hebei University of Science and Technology, 2019 (in Chinese))
- Chu YP, Sun HT, Zhang DM, et al. Nuclear magnetic resonance study of the influence of the liquid nitrogen freeze-thaw process on the pore structure of anthracite coal. *Energy Science & Engineering*, 2020, 8(5): 1681-1692
- 郑晓静. 关于极端力学. *力学学报*, 2019, 51(4): 1266-1272 (Zheng Xiaojing. Extreme mechanics. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2019, 51(4): 1266-1272 (in Chinese))
- 时旭东, 田佳伦, 汪文强. 不同强度等级混凝土超低温冻融循环作用下的变形性能试验研究. *低温工程*, 2021, 4(1): 35-42 (Shi Xudong, Tian Jialun, Wang Wenqiang. Experimental study on deformation performance of different strength grade concretes experiencing ultralow temperature freeze-thaw cycle action. *Cryogenics*, 2021, 4(1): 35-42 (in Chinese))
- 汪恩良, 任志凤, 韩红卫等. 超低温冻结黏土单轴抗压力学性质试验研究. *岩土工程学报*, 2021, 43(10): 1851-1860 (Wang Enliang, Ren Zhifeng, Han Hongwei, et al. Experimental study on uniaxial compressive strength of ultralow temperature frozen clay. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2021, 43(10): 1851-1860 (in Chinese))
- 陈立杰. 基于复合材料力学理论的冻土本构模型探索. [硕士学位论文]. 西安: 西北农林科技大学, 2010 (Chen Lijie. Research on constitutive model of frozen soil based on composite mechanics. [Master Thesis]. Xi'an: Northwest A & F University, 2010 (in Chinese))
- 徐舜华. 青海省柴木铁路冻土低温热棒应用条件和效果研究. [硕士学位论文]. 兰州: 兰州大学, 2010 (Xu Shunhua. Study on application conditions and cooling effect of heat pipe in permafrost regions on Chaidao-Muli railway in Qinghai Province. [Master Thesis]. Lanzhou: Lanzhou University, 2010 (in Chinese))
- 齐吉琳, 马巍. 冻土的力学性质及研究现状. *岩土力学*, 2010, 31(1): 133-143 (Qi Jilin, Ma Wei. State-of-art of research on mechanical properties of frozen soils. *Rock and Soil Mechanics*, 2010, 31(1): 133-143 (in Chinese))
- 崔托维奇. 冻土力学. 北京: 科学出版社, 1985 (Чьлтович НА. Permafrost Mechanics. Beijing: Science Press, 1985 (in Chinese))
- 汪恩良. 工程冻土与水工建筑物冻害防治技术. 北京: 中国水利水电出版社, 2019 (Wang Enliang. Engineering Frozen Soil and Freezing Damage Prevention Technology of Hydraulic Structures. Beijing: China Water Resources and Hydropower Press, 2019 (in Chinese))
- 赵晓东, 周国庆, 陈国舟. 温度梯度冻结黏土破坏形态及抗压强度分析. *岩土工程学报*, 2010, 32(12): 1854-1860 (Zhao Xiaodong, Zhou Guoqing, Chen Guozhou. Failure modes and compression strength of frozen clay under thermal gradient. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2010, 32(12): 1854-1860 (in Chinese))
- 李海鹏, 林传年, 张俊兵等. 饱和冻结黏土在常应变率下的单轴抗压强度. *岩土工程学报*, 2004, 26(1): 105-109 (Li Haipeng, Lin Chuannian, Zhang Junbing, et al. Uniaxial compressive strength of saturated frozen clay at constant strain rate. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2004, 26(1): 105-109 (in Chinese))
- 尹珍珍, 陈有亮, 王鹏. 上海人工冻结黏土单轴无侧限抗压强度试验研究. *岩土力学*, 2012, 33(3): 788-792 (Yin Zhenzhen, Chen Youliang, Wang Peng. Uniaxial unconfined compressive strength test on artificially frozen clay in Shanghai. *Rock and Soil Mechanics*, 2012, 33(3): 788-792 (in Chinese))
- 孟红. 基于 BP 神经网络的再生混凝土强度预测. [硕士学位论文]. 青岛: 青岛理工大学, 2012 (Meng Hong. Prediction of the recycled concrete strength based on BP neural network. [Master Thesis]. Qingdao: Qingdao Technological University, 2012 (in Chinese))
- 徐炳伟, 姜忻良. 基于 BP-RBF 神经网络的地下连续墙变形预测. *工程力学*, 2009, 26(S1): 163-166 (Xu Bingwei, Jiang Xinliang. Diaphragm wall's deformation forecasting based on BP-RBF neural networks. *Engineering Mechanics*, 2009, 26(S1): 163-166 (in Chinese))
- 晏斌, 郭永成, 朱千凡等. 基于 PSO-BP 神经网络的砂岩三轴抗压强度预测. *三峡大学学报 (自然科学版)*, 2019, 41(3): 51-54 (Yan Bin, Guo Yongcheng, Zhu Qianfan, et al. Prediction of triaxial compressive strength of sandstone based on PSO-BP neural network. *Journal of China Three Gorges University (Natural Sciences)*, 2019,

- 41(3): 51-54 (in Chinese))
- 19 金浏, 赵瑞, 杜修力. 混凝土抗压强度尺寸效应的神经网络预测模型. 北京工业大学学报, 2021, 47(3): 260-268 (Jin Liu, Zhao Rui, Du Xiuli. Neural network prediction model of concrete compressive strength size effec. *Journal of Beijing University of Technology*, 2021, 47(3): 260-268 (in Chinese))
- 20 霍冠良, 宁志华. 基于 BP 神经网络的含褶皱复合材料强度预测. 南京航空航天大学学报, 2020, 52(3): 460-467 (Huo Guanliang, Ning Zhihua. Strength prediction of laminates containing embedded fiber wrinkles using BP neural networks. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2020, 52(3): 460-467 (in Chinese))
- 21 Mirjalili S, Lewis A. The whale optimization algorithm. *Advances in Engineering Software*, 2016, 95: 51-67
- 22 汪恩良, 冻土试验指导. 北京: 中国水利水电出版社, 2017 (Wang Enliang. Permafrost Test Guidance. Beijing: China Water Resources and Hydropower Press, 2017 (in Chinese))
- 23 Li JL, Zhou KP, Liu WJ, et al. NMR research on deterioration characteristics of microscopic structure of sandstones in freeze-thaw cycles. *Transactions of Nonferrous Metals Society of China*, 2016, 26(11): 2997-3003
- 24 泰斯 A, 奥利丰特 JL, 朱元林等. 用脉冲核磁共振法及物理解吸试验测定的冻土中冰和未冻水之间的关系. 冰川冻土, 1983, 4(2): 37-46 (Tice AR, Oliphant JL, Zhu Yuanlin, et al. Relationship between the ice and unfrozen water phases in frozen soils as determined by pulsed nuclear resonance and physical desorption data. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 1983, 4(2): 37-46 (in Chinese))
- 25 杜洋, 唐丽云, 杨柳君等. 基于核磁共振下的冻土-结构正融过程界面特性研究. 岩土工程学报, 2019, 41(12): 2316-2322 (Du Yang, Tang Liyun, Yang Liujun, et al. Interface characteristics of frozen soil structure thawing process based on nuclear magnetic resonance. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2019, 41(12): 2316-2322 (in Chinese))
- 26 马巍. 冻土力学. 北京: 科学出版社, 2014 (Ma Wei. Frozen Soil Mechanics. Beijing: Science Press, 2014 (in Chinese))
- 27 朱大奇, 史慧. 人工神经网络原理及应用. 北京: 科学出版社, 2006 (Zhu Daqi, Shi Hui. Principle and Application of Artificial Neural Network. Beijing: Science Press, 2006 (in Chinese))
- 28 赵艳男, 杜文凤, 王英奇等. 基于 BP 神经网络算法的树状结构智能找形研究. 建筑结构学报, 2022, 43(4): 77-85 (Zhao Yannan, Du Wenfeng, Wang Yingqi, et al. Research on intelligent shape finding for treelike structures based on BP neural network algorithm. *Journal of Building Structures*, 2022, 43(4): 77-85 (in Chinese))
- 29 张泽旭. 神经网络控制与 MATLAB 仿真. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2011 (Zhang Zexu. Neural Networks Control and MATLAB Simulation. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 2011 (in Chinese))
- 30 冯文涛, 邓兵. 鲸鱼优化算法的全局收敛性分析及参数选择研究. 控制理论与应用, 2021, 38(5): 641-651 (Feng Wentao, Deng Bing. Global convergence analysis and research on parameter selection of whale optimization algorithm. *Control Theory & Applications*, 2021, 38(5): 641-651 (in Chinese))
- 31 Liu Z, Zhang L, Li JJ, et al. Predicting the seismic response of the short structures by considering the whale optimization algorithm. *Energy Reports*, 2021, 7(5): 4071-4084
- 32 Alwateer M, Almars AM, Areeed KN, et al. Ambient healthcare approach with hybrid whale optimization algorithm and naï ve bayes classifier. *Sensors*, 2021, 21(13): 4579
- 33 张乃尧, 阎平凡. 神经网络与模糊控制. 北京: 清华大学出版社, 1997 (Zhang Naiyao, Yan Fanfan. Neural Network and Fuzzy Control. Beijing: Tsinghua University Press, 1997 (in Chinese))
- 34 李继清, 王爽, 段志鹏等. 基于 ESMD-BP 神经网络组合模型的中长期径流预报. 应用基础与工程科学学报, 2020, 28(4): 817-832 (Li Jiqing, Wang Shuang, Duan Zhipeng, et al. Medium and long-term runoff forecast based on ESMD-BP neural network combined model. *Journal of Basic Science and Engineering*, 2020, 28(4): 817-832 (in Chinese))
- 35 王毅红, 张建雄, 兰官奇等. 压制生土砖强度的人工神经网络预测模型. 华南理工大学学报(自然科学版), 2020, 48(7): 115-121 (Wang Yihong, Zhang Jianxiong, Lan Guanqi, et al. Artificial neural network prediction model for compressive strength of compacted earth blocks. *Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition)*, 2020, 48(7): 115-121 (in Chinese))