

DOI:10.13409/j.cnki.jdpme.20210527002

基于改进的 PSO-BP 神经网络的边坡稳定性研究*

胡少伟¹, 李原昊¹, 单常喜¹, 薛翔¹, 杨辉琴²

(1. 重庆大学土木工程学院, 重庆 400045; 2. 新疆水利水电规划设计管理局, 新疆 乌鲁木齐 830000)

摘要: 边坡稳定性研究对于重大地质灾害防治极其重要, 但由于影响边坡稳定性的因素具有非线性、多样性以及模糊性等特征, 边坡稳定性分析一直是地质灾害防治领域的热难点问题。已有研究表明神经网络预测模型可有效应用边坡稳定性分析, 但同时存在预测精度低、鲁棒性差、收敛速度慢等缺点。为改善上述问题, 在粒子群算法优化的 BP 神经网络(简称 PSO-BP 神经网络)算法基础上提出一种改进的边坡稳定性预测模型。该模型以容重、内聚力、内摩擦角、边坡角、高度、孔隙压力比作为输入参数, 以安全系数作为输出参数。通过借鉴遗传算法中的变异思想来提升模型全局寻优的能力, 利用能量函数负梯度下降原理提高模型的收敛速度。将所收集到百余条边坡数据进行数据清洗, 最终得到 80 条高质量边坡数据, 随机选取其中的 50 条边坡数据作为模型的试验数据。最后采用十折交叉验证的方法对模型的准确性进行验证, 并在多维度与其余边坡稳定性神经网络预测模型进行对比分析。结果表明: ①该模型相比于其余模型收敛速度、准确率、鲁棒性均有明显提高; ②将 K 折交叉验证应用在小样本数据下的边坡稳定性神经网络预测模型, 可有效避免结果的偶然性。③该模型的预测误差仅为 4.31%, 满足工程精度需求, 可在实际工程中为边坡稳定性分析与灾害防治提供参考。

关键词: 边坡稳定性; BP 神经网络; 粒子群算法; K-折交叉验证

中图分类号: TP183 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-2132(2023)04-0854-08

Research on Slope Stability Based on Improved PSO-BP Neural Network

HU Shaowei¹, LI Yuanhao¹, SHAN Changxi¹, XUE Xiang¹, YANG Huiqin²

(1. School of Civil Engineering, Chongqing University, Chongqing 400045, China;

2. Xinjiang Water Resources and Hydropower Planning and Design Administration, Urumqi 830000, China)

Abstract: Slope stability research is extremely important for the prevention and control of geologic hazards, but since factors affecting slope stability are rather diverse, indefinite, and nonlinear, slope stability analysis is always a hot but difficult problem. Studies have shown that neural network prediction models can be effectively applied in slope stability analysis. However, such models also have disadvantages of low accuracy in prediction, poor robustness, and slow convergence. Thus, an improved slope stability prediction model is proposed based on the PSO-BP model. In this model, input parameters include bulk density, cohesion, internal friction angle, slope angle, slope height and pore pressure ratio, and the output parameter is safety factor. The model borrows the idea of mutation in genet-

* 收稿日期: 2021-05-27; 修回日期: 2021-07-25

基金项目: 重庆市技术创新与应用发展专项重点项目(cstc2019jscx-gksbX0013)、重庆市自然科学基金创新群体科学基金项目(cstc2020jcyj-exttX0003)、国家自然科学基金重点项目(51739008)资助

作者简介: 胡少伟(1969—), 男, 教授, 博导, 博士。主要从事复杂环境下输调水工程的灾害预警与快速抢修研究。

E-mail: hushaowei@cqu.edu.cn

通讯作者: 单常喜(1995—), 男, 博士研究生。主要从事边坡灾害预警与防治方面的研究。E-mail: shanchangxi@outlook.com

ic algorithm to improve the global optimization, and applies the negative gradient descent principle of the energy function to improve the convergence speed. With the data cleaning process, eighty high-quality slope data are obtained from over a hundred pieces of raw data. Then fifty data are randomly selected as the test data. Finally, a ten-fold cross-validation method is used to verify the accuracy of the model. Comparisons in multiple dimensions are also made with other models. The results show that: (1) Compared with traditional models, the presented model has significant improvement in aspects of convergence speed, accuracy, and robustness; (2) With small sample data, applying K-fold cross-validation to the slope stability neural network prediction model can effectively avoid the contingency of the results; (3) The model has a small error of 4.31%, which meets the engineering accuracy requirements, so the model can provide reference for slope stability analysis and disaster prevention in real engineering projects.

Keywords: slope stability; back propagation neural network; particle swarm optimization; disaster prevention; K-fold cross validation

0 引言

边坡失稳会引发崩塌、滑坡与泥石流等重大地质灾害,故边坡稳定性分析一直以来是岩土灾害预防的热点问题^[1]。预测边坡稳定性的传统方法主要集中于建立在静力平衡理论上的极限平衡法^[2-3]和以弹塑性理论为基础的数值分析法^[4-5]。上世纪末,冯夏庭^[6]在国内将误差逆传播神经网络(简称BP神经网络)应用在边坡安全系数计算,从而大大提高安全系数地计算效率,但是这种算法存在易陷入局部最优和过度学习等问题,使预测结果偏差偏大^[7]。此后,诸多学者在此基础上进行了改进,赵胜利等^[8]通过在BP网络中掺入SOM竞争层构建SOM-BP复合神经网络,结果表明计算精度相比于传统BP神经网络有所提高,但幅度不大。马文涛^[9]将PSO与LSSVM(最小二乘支持向量机)进行结合,对边坡稳定性进行预测,取得较为理想的结果,但由于LSSVM参数对预测结果影响较大且难以确定,故不便于实际应用。K.Wang等^[10]用PSO优化PP(投影寻踪)来对边坡稳定性进行分级评价,并在雅奢江锦屏水电站边坡应用中证实了算法准确性,但此评价为定性评价,不易把握边坡的详细状态。X.Xue等^[11]用GA(遗传算法)优化神经网络,通过边坡地质条件、仪器位置、测量前后的时空条件实现对边坡位移的预测。胡军等^[12]使用协调粒子群BP算法,对岩质边坡的稳定性安全系数进行预测,总体取得理想的结果,但由于PSO算法会陷入局部最

优,导致存在个别偏差较大的点。臧焜岩等^[13]通过GA-BP对露天矿边坡安全系数进行预测,预测准确度较高但收敛速度较慢。已有研究已证实BP神经网络预测边坡稳定性的可行性并在不同方面进行了提高,但无法兼顾收敛快、预测准确度、鲁棒性强等优点,且均采用一次验证结果佐证模型可靠度,存在随机性与主观性。

本文在PSO-BP神经网络基础上进行多方面优化,以此来同时提高模型的收敛速度、计算精度和鲁棒性,采用可避免随机性的K折交叉验证方法对模型运算结果进行验证,从而使新模型能够更可靠地应用在边坡稳定性分析和灾害防治中。

1 模型构建

1.1 BP神经网络

BP神经网络是一种按误差逆向传输算法训练的前馈网络,也是目前应用最广的网络。该网络由输入层、隐层和输出层构成,经过信号的正向传播和误差的反向传播,最终得到各层间的权值,建立预测模型。图1为拥有 d 个输入神经元 x 、 q 个隐层神经元 b 、 l 个输出神经元 y 的单隐层BP神经网络。其中, v_{ih} 表示输入层神经元 x_i 与隐层神经元 b_h 之间的连接权, w_{hj} 表示隐层神经元 b_h 与输出层神经元 y_j 之间的连接权。

神经元 b_h 接收到的输入为:

$$\alpha_h = \sum_{i=1}^d v_{ih} x_i$$

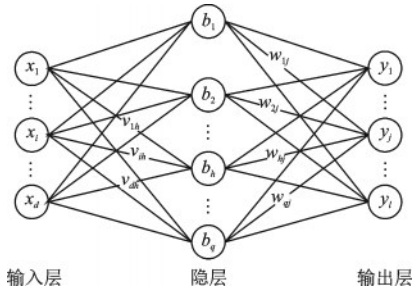


图1 BP神经网络结构图示

Fig.1 Structure diagram of BP neural network

神经元 y_j 接收到的输入为:

$$\beta_j = \sum_{h=1}^q \omega_{hj} b_h$$

对于给定样本数量为 m 的训练集 D :

$$D = \left\{ (\vec{x}_1, \vec{y}_1), (\vec{x}_2, \vec{y}_2), \dots, (\vec{x}_i, \vec{y}_i), \dots, (\vec{x}_m, \vec{y}_m) \right\}$$

其中的训练样本误差记为 E_k , 该网络采取梯度下降策略, 以目标的负梯度方向对参数进行调整, 对误差 E_k 给定学习率 η , 对权值进行调整, 公式如(1)、(2):

$$\Delta \omega_{hj}^k = -\eta \cdot \partial E_k / \partial \omega_{hj}^k \quad (1)$$

$$\omega_{hj}^{k+1} = \omega_{hj}^k + \Delta \omega_{hj}^k \quad (2)$$

算法训练的最终目标为训练集 D 的累计误差 E 满足精度需求, 公式如(3)所示:

$$E = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m E_k \quad (3)$$

该网络的映射形式可有效解决了边坡非线性问题, 但是存在过拟合和陷入局部极值的问题。

1.2 粒子群优化算法

上世纪末, J.Kennedy 等^[14]和 R.Eberhart 等^[15]提出能够进行群体智能寻优的粒子群优化算法(简称 PSO)。该算法灵感来源于鸟类捕食过程, 每个优化问题的解被看作是一只空间飞行的鸟, 记作一个粒子, 每个粒子在局部解空间中搜索个体最优解。全部粒子共同构成粒子群, 粒子彼此之间通过“交流”得到群体最优解。

该算法运行之初随机产生一群向量维数为 n 的粒子, 则粒子的位置可记为 n 维搜寻空间的一个点, 也就是 n 维优化空间的一个解。 X_j 表示第 j 个粒子当前位置向量:

$$X_j = X_{j1}, X_{j2}, \dots, X_{jn}$$

V_j 表示第 j 个粒子的当前速度向量:

$$V_j = V_{j1}, V_{j2}, \dots, V_{jn}$$

在每一次迭代的过程之中, 需先把粒子位置向量代入到自定义的适应度函数 E_k , 求解得出粒子的适应度值, 通过比较最优适应度值找出粒子群历代个体的最佳位置 P_j 和全局最佳位置 G_j , 即

$$P_j = P_{j1}, P_{j2}, \dots, P_{jn}$$

$$G_j = G_{j1}, G_{j2}, \dots, G_{jn}$$

粒子群通过 P_j, G_j, X_j 与 V_j 来对粒子进行更新优化, 求得迭代之后的位置向量与速度向量, 该算法的进化方程可以表述为(4)和(5):

$$V_j(k+1) = \omega \cdot V_j(k) + c_1 \cdot r_1 \cdot [P_j(k) - X_j(k)] + c_2 \cdot r_2 \cdot [G_j(k) - X_j(k)] \quad (4)$$

$$X_j(k+1) = X_j(k) + V_j(k+1) \quad (5)$$

式中, ω 表示惯性权重; c_1 和 c_2 表示学习因子; r_1 和 r_2 是介于 $[0, 1]$ 间的两个独立随机数; k 和 $(k+1)$ 分别表示第 k 代与第 $(k+1)$ 代; j 表示第 j 个粒子。为避免粒子盲目搜索需在更新过程限制速度上限 v_{\max} , 通常 V_j 在 $[-v_{\max}, v_{\max}]$ 范围内。

该算法的性能与惯性权重 ω 关系密切, 较大的 ω 有利于全局优化搜索, 较小则会增强局部搜索优化。本文选用可自适应调整的惯性权重, 惯性权重值与迭代次数呈线性负相关, 其表达式如(6)所示。

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot k / k_{\max} \quad (6)$$

式中, k 为当前迭代步数; k_{\max} 为最大迭代步数; ω_{\max} 和 ω_{\min} 分别为 ω 的最大值与最小值。

该算法具有效率高、搜寻速度快等优点, 但是处理离散的优化问题效果不佳, 容易陷入局部最优。

1.3 改进的 PSO-BP 神经网络算法

1.3.1 数据清洗

数据清洗^[16]主要针对缺失值、异常值、重复值以及无用值, 对于重复值、无用值和异常值中超过约束范围的数据一般选择直接剔除, 对于缺失值则根据其重要性从高到低依次做出填补、不处理和剔除, 其基本模型如图2所示。经过数据清洗后的数据, 其质量和集中度均会得到显著提高。本文将通过设立数据清洗原则对所收集到的数据进行清洗, 并将清洗后的数据作为神经网络的输入参数^[17]。

1.3.2 算法优化

遗传算法(简称 GA)参鉴生物进化中优胜劣汰

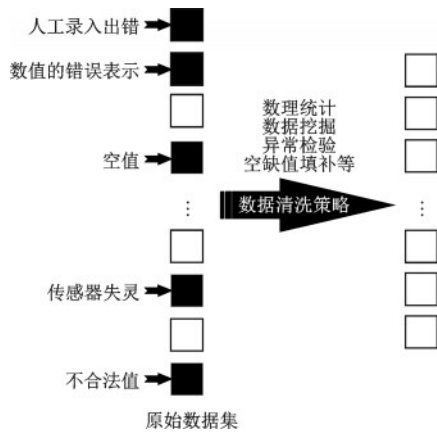


图2 数据清洗原理示意

Fig.2 Principle diagram of data cleaning

的思想,引入交叉、变异、复制等类基因操作,具有良好的全局搜索能力和较高的计算速度^[18]。改进的算法通过掺加GA,引入随机项和变异率阈值改进PSO算法,可有效解决PSO算法中所存在的种群早熟、搜索范围小等问题,从而实现优势互补,加强对问题的求解能力以及算法鲁棒性^[19]。本文采用PSO-GA串联式混合,即在开始运算时使用PSO算法求出迭代种群(该迭代种群包含接近最优的个体),在这一步骤中粒子的维数 $D=I \times H+H \times O+H+O$,其中 I 为输入维度, O 为输出维度, H 为隐含层节点数,初始的权值和阈值会随机影响模型结果的准确度和收敛速度,但影响很小,可忽略不计^[20]。将求出的迭代种群其作为GA的初代进行最优解搜寻,该混合法能在全局中快速寻优,避免陷入局部最优值,从而有效解决多极值函数优化问题^[21]。

最后为加快收敛速度,本算法利用能量函数负梯度下降原理修正权值和阈值,在本算法中能量函数记为 E ,目标函数记为 $f(u)$,惩罚函数为 $|g_i(u)|, u \in R^n$ 。

$$E=f(u)+\sum|g_i(u)| \quad (7)$$

在优化问题, $g_i(u)$ 一般取0,优化目标也就为在约束条件下目标函数 $f(u)$ 最小, $f(u)$ 为误差平方和,只要 E 在负的方向上有界,即 $|E|<E_{\max}$ 且 $dE/dt \leq 0$,则系统最后总能达到的最小值所在的点,且为能量角度的稳定点。函数值沿梯度的负方向下降最快,从而能够快速确定最优权值和阈值。为方便求解,由式子(8)可知,可将 $dE/dt \leq 0$ 条件转换为对状态求导的条件: $\frac{\partial E(u_i, v_i)}{\partial u_i} = -\frac{du_i}{dt}$ 。所以梯度下降

法总能够确保 E 是下降的,直至达到最小^[22]。

$$\frac{dE}{dt} = \sum \frac{\partial E}{\partial u_i} \cdot \frac{du_i}{dt} = -\sum \left(\frac{du_i}{dt} \right)^2 \leq 0 \quad (8)$$

改进模型具体流程如图3所示。

1.4 表征参数选取

边坡稳定性受地形地貌、地质构造、地层岩性、降雨和水文地质条件、风化作用、地震等多种内、外静动力因素共同影响,大致可归为岩土力学的参数、边坡几何形态与岩土中的水三个方面^[23]。本文选取容重 γ 、内聚力 C 、内摩擦角 φ 来表征岩土力学参数,边坡角 ϕ 、边坡高度 H 来表征边坡几何形态,孔隙压力比 μ 来表征土中水的作用,其中降雨会引起孔隙压力比的提高,为保障边坡的可靠性,宜用持续降雨6~8d后的孔隙压力比参与计算^[24]。O.C. Zienkiewicz等^[25]引入边坡稳定性安全系数概念,后续的研究也表明安全系数具有合理性^[26]。目前安全系数已经成为评判边坡稳定性的重要参数,故本文采用安全系数作为神经网络的输出参数^[27]。

2 算例验证

2.1 数据选取

基于本文建立的算法模型,选取文献中的百条边坡数据^[28-30],通过数据清洗和均匀性判断,最终筛选出80条高质量数据,该80条边坡的破坏形式只包含圆弧破坏与楔体破坏两种形式,不涉及溃屈破坏、崩塌破坏等其它破坏形式,其中岩质边坡65条,土质边坡15条。随机抽取其中50条作为试验数据,见表1。

2.2 神经网络参数选取

设置该网络中输入维度为6,输出维度为1,隐节点数为8,学习率取0.01。粒子群算法中惯性权重指数从0.9线性降至0.4,试验样本数量为50,粒子位置更新150次,粒子速度限值取 ± 10 。引入GA改进的初始变异阈值取0.7,防止算法早期运行效率低和陷入局部最优解,随着程序运行,变异阈值会随之自适应降低。最优粒子位置再经过1万次基于能量函数负梯度下降原理的迭代训练,得到神经网络的最终权值。

表1 边坡参数

Table 1 Slope parameters table

编号	$\gamma/$ ($\text{kN}\cdot\text{m}^{-3}$)	$\varphi/(\circ)$	$C/$ KPa	$\phi/(\circ)$	H/m	μ	F_s	状态
1	27.30	28.00	16.20	50.00	90.50	0.29	1.25	1
2	27.30	31.00	26.00	50.00	92.00	0.25	1.25	0
3	27.30	31.00	14.35	41.00	109.70	0.25	1.25	1
4	25.00	35.00	46.00	46.00	393.00	0.25	1.31	1
5	31.30	37.00	68.00	49.00	200.50	0.29	1.20	0
6	27.00	33.00	31.99	42.40	290.00	0.25	1.30	1
7	20.41	11.00	33.51	16.00	45.71	0.20	1.28	1
8	20.20	22.30	16.70	42.40	25.00	0.25	1.39	1
9	23.00	20.00	0.00	20.00	99.80	0.30	1.20	1
10	27.30	31.00	14.00	41.00	110.00	0.29	1.25	1
11	26.18	59.00	44.93	31.50	172.98	0.10	1.19	0
12	22.40	27.00	20.00	30.00	54.00	0.29	1.48	1
13	26.00	45.00	50.00	30.00	230.00	0.29	1.20	1
14	22.30	31.00	20.10	40.20	88.00	0.19	1.47	1
15	27.00	35.00	35.00	42.00	359.00	0.29	1.27	1
16	27.00	33.00	32.00	42.60	301.00	0.25	1.16	0
17	28.35	44.97	33.49	43.16	413.42	0.25	1.13	0
18	27.30	39.00	10.00	40.00	470.00	0.29	1.43	1
19	28.01	9.50	37.36	41.86	538.10	0.23	1.55	1
20	20.40	20.40	25.00	35.00	35.00	0.32	1.77	1
21	25.00	35.00	46.00	47.00	443.00	0.29	1.28	1
22	27.30	31.00	14.00	41.00	511.00	0.25	1.25	0
23	27.00	35.00	35.00	37.00	30.00	0.25	1.24	1
24	31.25	25.73	27.97	48.23	91.55	0.21	1.11	0
25	27.30	29.70	31.50	41.00	135.00	0.29	1.25	1
26	27.00	40.00	50.00	42.00	407.00	0.29	1.44	1
27	18.12	10.57	30.84	32.45	21.77	0.11	1.18	0
28	27.30	29.70	31.50	41.00	135.00	0.25	1.25	1
29	27.30	28.00	16.80	50.00	90.50	0.25	1.20	0
30	26.78	26.79	30.66	43.66	249.70	0.25	1.26	1
31	31.30	37.00	68.00	47.00	213.00	0.25	1.20	0
32	19.60	29.20	17.80	46.20	20.20	0.37	0.96	0
33	23.80	38.70	31.00	41.50	23.50	0.31	0.80	0
34	21.50	19.30	14.00	38.90	35.00	0.27	1.42	1
35	26.83	13.98	35.46	43.50	96.14	0.23	1.42	1
36	25.00	40.00	48.00	49.00	330.00	0.25	1.49	1
37	25.00	35.00	46.00	46.00	42.00	0.29	1.63	1
38	31.30	37.00	68.60	47.00	305.00	0.25	1.20	0
39	26.20	44.14	32.26	37.71	359.04	0.21	1.22	1
40	23.10	29.20	25.20	36.50	61.90	0.40	1.70	1
41	25.00	36.00	55.00	45.50	299.00	0.25	1.52	1
42	28.51	42.34	32.20	43.25	453.60	0.25	1.25	0
43	19.00	32.00	50.00	42.00	26.00	0.50	1.70	1
44	31.30	37.00	68.59	47.50	262.40	0.25	1.20	0
45	23.50	20.00	25.00	49.10	115.00	0.41	1.63	1
46	26.62	0.00	31.78	42.72	51.48	0.40	1.04	0
47	27.00	35.00	37.50	37.80	320.00	0.29	1.24	1
48	30.00	27.38	34.57	43.46	319.21	0.27	1.02	0
49	20.00	30.00	35.00	40.00	25.00	0.29	1.90	1
50	27.30	1.00	36.00	50.00	92.00	0.29	1.25	1

注:其中状态一列,1表示边坡稳定,0表示边坡失稳

2.3 计算结果

为了充分证明结果的可靠性与普适性,本文采用十折交叉验证^[31],即将数据随机分成10组,轮流选取其中的9组数据作为训练组,剩下1组作为预测组,记为一折。训练组通过学习构建预测模型,利用构建好的模型对测试组进行预测,并将预测结果与测试组原始数据进行比较分析,获到该折下的模型准确率,其原理如图4所示。

为了更加直观地分析改进的PSO-BP算法预测的有效性,预测结果以准确率 A_c 的形式进行展现,如图5所示。可以看到,在FOLD-1至FOLD-10的十组数据中,该模型均保持很高的预测精度,且不存在实际值与预测值偏离较大的点,具备很强的鲁棒性和泛化能力。针对17条失稳的边坡数据,算法计算的准确率为96.23%,针对33条未失稳边坡准确率为95.66%,在多次计算中未呈现出明显差异,可认为该模型适用于稳定和失稳边坡的安全系数计算。

准确率计算公式如(9)所示,其中 F_{sp} 为实际安全系数, F_{sf} 为预测安全系数。

$$A_c = \left(1 - |F_{sp} - F_{sf}| \div F_{sp}\right) \times 100\% \quad (9)$$

2.4 方法对比

为证实该预测模型优化的有效性,对BP神经网络、PSO-BP神经网络、GA-BP神经网络采用同样的数据进行十折交叉验证,并将其结果与本文改进的方法进行对比,见表2。从结果可以清楚地看到,改进模型每组准确率均明显高于其他模型,预测平均准确率较其余三者分别提高14.83%、10.22%和7.95%,平均误差率仅为4.31%,满足一般计算精度要求^[32]。此外,四种模型的极差(最优预测率与最劣预测率之差)分别为4.46%、16.62%、23.19%和23.06%,故改进模型的抗波动性优于其他模型。在FOLD-7与FOLD-9中除改进的模型外,其余模型均呈现出较低的准确率,这也证实了该模型具有强鲁棒性。对于同一模型的不同FOLD,准确率存在明显的差异,即一次验证结果具有偶然性,因此相比于一次验证,十折交叉验证结果更具有合理性。

将预测值与实际值差的平方和(SSE)取作适应度值,随机抽取一个FOLD作四种模型对比,取该

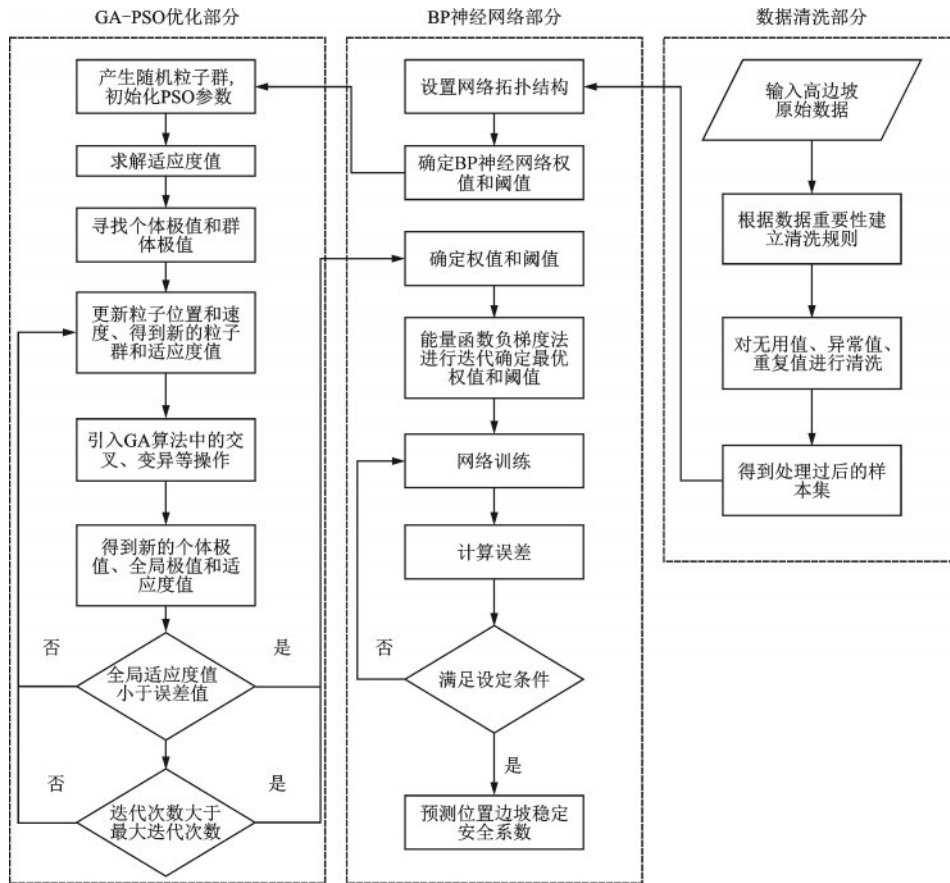


图3 改进的PSO-BP神经网络算法流程示意

Fig.3 Improved PSO-BP neural network algorithm flow chart

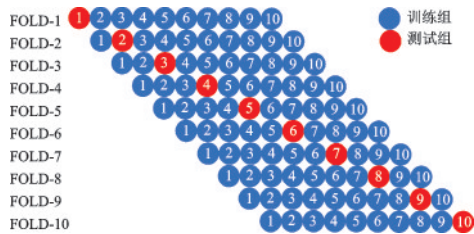


图4 十折交叉原理示意

Fig.4 Ten-fold cross-validation schematic diagram

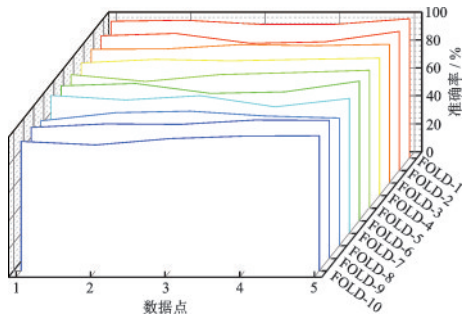


图5 改进的PSO-BP神经网络预测准确率

Fig.5 Improved PSO-BP neural network prediction accuracy

FOLD中变化较快的前200次迭代绘制适应度值与迭代次数关系曲线,如图6所示。可以看出改进的

表2 四种模型结果对比

Table 2 Comparison of the results of the four models

分组	准确率/%			
	改进的 PSO-BP	传统 BP	GA-BP	PSO-BP
FLOD-1	97.41	89.99	91.93	95.60
FLOD-2	95.51	89.73	97.32	94.69
FLOD-3	97.61	86.54	91.58	88.57
FLOD-4	96.93	78.18	85.08	87.92
FLOD-5	95.55	88.89	88.75	90.30
FLOD-6	93.87	74.49	87.39	90.09
FLOD-7	95.90	73.37	74.13	72.54
FLOD-8	93.15	77.93	80.03	87.04
FLOD-9	96.83	81.45	79.58	91.36
FLOD-10	94.13	77.93	78.92	79.28
平均	95.69	81.85	85.47	87.74
极差	4.46	16.62	23.19	23.06

模型初始适应度值和收敛速度均明显优于其他模型,绘制其余9个FOLD适应度曲线,均可得到类似的结果,故可认为改进的模型在收敛速度方面优于其他模型。

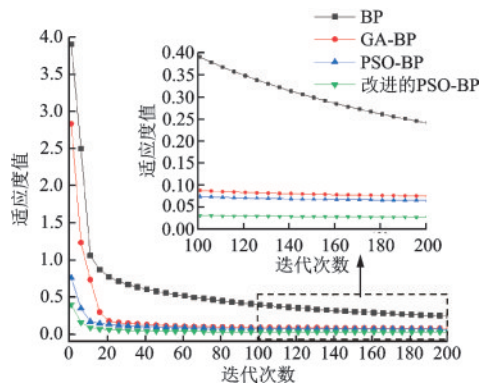


图6 四种模型适应度值曲线

Fig.6 The fitness curve of the four models

3 结 论

(1) 基于数据清洗、GA与能量函数负梯度,提出一种改进的PSO-BP神经网络预测边坡稳定性方法。算法中数据清洗显著提高了数据质量,GA有效遏制了PSO-BP神经网络陷入局部最优和过学习,能量函数负梯度则使收敛速度得到加快。

(2) 采取十折交叉验证有效避免了结果的偶然性,验证结果表明相比于BP、GA-BP、PSO-BP模型,改进的模型抗波动性、预测准确率及收敛速度均有显著地提升。

(3) 新模型具有高准确性、强鲁棒性和快收敛性等优势,适用于普通边坡和高边坡,试验平均误差率仅为4.31%,满足常用工程精度。

综上,提出一种收敛快、预测准的边坡稳定性神经网络预测模型,该模型经实例验证可应用于边坡稳定性分析,能够为滑坡、泥石流等重大地质灾害预警与防治提供新的解决方案。

参考文献:

[1] 黄润秋. 20世纪以来中国的大型滑坡及其发生机制[J]. 岩石力学与工程学报, 2007, 26(3): 433-454.
Huang R Q. Large-scale landslides and their sliding mechanisms in China since the 20th century[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2007, 26(3): 433-454. (in Chinese)

[2] 陈祖煜, 弥宏亮, 汪小刚. 边坡稳定三维分析的极限平衡方法[J]. 岩土工程学报, 2001, 23(5): 525-529.
Chen Z Y, Mi H L, Wang X G. A three-dimensional limit equilibrium method for slope stability analysis[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2001, 23(5): 525-529. (in Chinese)

[3] Duncan J M. State of the art: limit equilibrium and finite-element analysis of slopes[J]. Journal of Geotechnical Engineering, 1996, 123(7): 577-596.

[4] 赵尚毅, 郑颖人, 邓卫东. 用有限元强度折减法进行节理岩质边坡稳定性分析[J]. 岩石力学与工程学报, 2003, 22(2): 254-260.
Zhao S Y, Zheng Y R, Deng W D. Stability analysis on jointed rock slope by strength reduction FEM[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2003, 22(2): 254-260. (in Chinese)

[5] 陈国庆, 黄润秋, 石豫川, 等. 基于动态和整体强度折减法的边坡稳定性分析[J]. 岩石力学与工程学报, 2014, 33(2): 243-256.
Chen G Q, Huang R Q, Shi Y C, et al. Stability analysis of slope based on dynamic and whole strength reduction methods[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2014, 33(2): 243-256. (in Chinese)

[6] 冯夏庭, 王泳嘉, 卢世宗. 边坡稳定性的神经网络估计[J]. 工程地质学报, 1995, 3(4): 54-61.
Feng X T, Wang Y J, Lu S Z. Neural network estimation of slope stability[J]. Journal of Engineering Geology, 1995, 3(4): 54-61. (in Chinese)

[7] Jin W, Zhao J L, Luo S W, et al. The improvements of BP neural network learning algorithm[C]// 5th International Conference on Signal Processing. Beijing: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2000: 1647-1649.

[8] 赵胜利, 吴雅琴, 刘燕, 等. 基于SOM-BP复合神经网络的边坡稳定性分析[J]. 河北农业大学学报, 2007, 30(3): 105-108.
Zhao S L, Wu Y Q, Liu Y, et al. Analysis of slope stability based on SOM-BP neural network[J]. Journal of Agricultural University of Hebei, 2007, 30(3): 105-108. (in Chinese)

[9] 马文涛. 基于PSO和LSSVM的边坡稳定性评价方法[J]. 岩土力学, 2009, 30(3): 845-848.
Ma W T. Evaluation of rock slope stability based on PSO and LSSVM[J]. Rock and Soil Mechanics, 2009, 30(3): 845-848. (in Chinese)

[10] Wang K, Xu F. Slope stability evaluation based on PSO-PP[J]. Applied Mechanics & Materials, 2011, 580-583: 486-489.

[11] Xue X, Li Y, Yang X, et al. Prediction of slope stability based on GA-BP hybrid algorithm[J]. Neural Network World, 2015, 25(2): 189-202.

[12] 胡军, 董建华, 王凯凯, 等. 边坡稳定性的CPSO-BP模型研究[J]. 岩土力学, 2016, 37(增1): 577-582, 590.
Hu J, Dong J H, W K K, et al. Research on CPSO-BP model of slope stability[J]. Rock and Soil Mechanics, 2016, 37(Sup1): 577-582, 590. (in Chinese)

- [13] 臧焜岩,李梅红.基于GA-BP模型的露天矿边坡稳定性预测[J].中国矿业,2019,28(6):144-148.
Zang K Y, Li M H. Slope stability prediction of open-pit mine based on GA-BP model[J]. China Mining Magazine, 2019, 28(6):144-148. (in Chinese)
- [14] Kennedy J, Eberhart R. Particle Swarm Optimization [C]//Piscataway, NJ: IEEE Service Center. Proc IEEE int Conf on Networks. IEEE, NJ, 1995:1942-1948.
- [15] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory [C]. Nagoya: Mhs95 Sixth International Symposium on Micro Machine & Human Science. IEEE, 1995:39-43.
- [16] 叶鸥,张璟,李军怀.中文数据清洗研究综述[J].计算机工程与应用,2012,48(14):121-129.
Ye O, Zhang J, Li J H. Survey of Chinese data cleaning [J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(14):121-129. (in Chinese)
- [17] 王江.数据清洗技术研究及清洗框架的设计与实现[D].内蒙古:内蒙古大学,2016.
Wang J. Research on data cleaning technology with the design and implementation of data cleaning framework [D]. Inner Mongolia: Inner Mongolia University, 2016. (in Chinese)
- [18] Bagley J D. The behavior of adaptive systems which employ genetic and correlation algorithms; technical report[M]. Michigan: University of Michigan, 1967.
- [19] 李红亚,彭显忠,邓楚燕,等.GA与PSO的混合研究综述[J].计算机工程与应用,2018,54(2):20-28,39.
Li H Y, Peng Y Z, Deng C Y, et al. Review of hybrids of GA and PSO[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(2):20-28,39. (in Chinese)
- [20] 郭子奇,杨双锁,李彦斌,等.基于PSO-BP神经网络的地铁盾构场地土体参数反演[J].太原理工大学学报,2020,51(2):171-176.
Guo Z Q, Yang S S, Li Y B, et al. Back analysis of soil parameters of metro shield site based on PSO-BP neural network [J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2020,51(2):171-176. (in Chinese)
- [21] Moussa R, Azar D. A PSO-GA approach targeting fault-prone software modules [J]. Journal of Systems and Software, 2017,132:41-49.
- [22] Hagan M T, Demuth H B, Beale M H. Neural network design[M]. Beijing: China Machine Press, 2002.
- [23] 姜德义,朱合华,杜云贵.边坡稳定性分析与滑坡防治[M].重庆:重庆大学出版社,2005.
Jiang D Y, Zhu H H, Du Y G. Slope stability analysis and landslide prevention [M]. Chongqing: Chongqing University Press, 2005. (in Chinese)
- [24] 康璇,徐光黎,刘府生,等.降雨条件下多层结构喷出岩滑坡孔隙水压力变化与稳定性分析[J].中国地质灾害与防治学报,2018,29(1):15-22.
Kang X, Xu G L, Liu F S, et al. Pore pressure and stability analysis of a multi-layered volcanic rock landslide under continuous rainfall [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2018, 29(1):15-22. (in Chinese)
- [25] Zienkiewicz O C, Humpheson C, Lewis R W. Associated and non-associated visco-plasticity and plasticity in soil mechanics[J]. Géotechnique,1975, 25(4): 671-689.
- [26] 饶运章,张学焱,利坚,等.边坡安全系数与滑坡概率关系分析[J].长江科学院院报,2017,34(5):63-67.
Rao Y Z, Zhang X Y, Li J, et al. Relationship between slope safety factor and landslide probability [J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2017, 34(5):63-67. (in Chinese)
- [27] 潘家铮.建筑物的抗滑稳定和滑坡分析[M].北京:水利出版社,1980.
Pan J Z. Anti-sliding stability and landslide analysis of buildings [M]. Beijing: Chinese Water Conservancy Press, 1980.(in Chinese)
- [28] 孙平定,蔡润,谢成阳,等.基于遗传优化神经网络的边坡稳定性评价[J].现代电子技术,2019,42(5):75-78.
Sun P D, Cai R, Xie C Y, et al. Slope stability evaluation based on genetic optimization neural network [J]. Modern Electronics Technique, 2019,42(5):75-78. (in Chinese)
- [29] 陈建宏,郑荣凯,陈浩.基于PCA和BP神经网络边坡稳定性分析[J].中国安全生产科学技术,2014,10(5):142-147.
Chen J H, Zheng R K, Chen H. Analysis on slope stability based on combination of PCA and BP neural network [J]. Journal of Safety Science and Technology, 2014,10(5):142-147. (in Chinese)
- [30] 贺可强,雷建和.边坡稳定性的神经网络预测研究[J].地质与勘探,2001,37(6):72-75.
He K Q, Lei J H. Research on neural network prediction of slope stability [J]. Geology and Prospecting, 2001, 37(6):72-75. (in Chinese)
- [31] Ling H, Qian C, Kang W, et al. Combination of support vector machine and k-fold cross validation to predict compressive strength of concrete in marine environment [J]. Construction and Building Materials, 2019, 206:355-363.
- [32] 李小春,任伟,王少泉,等.论金属矿山排土场设计规范中边坡极限平衡计算方法的选取[J].岩石力学与工程学报,2011,30(增2):4136-4142.
Li X C, Ren W, Wang S Q, et al. Selection of limit equilibrium methods in the design specification for waste dump of metal mine [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2011, 30(Sup 2): 4136-4142. (in Chinese)

(本文编辑:苏泽云)