

INRBO-SVM 模型在边坡安全系数预测中的应用^①

熊朝林¹, 陈俊智²

(1.昆明理工大学 公共安全与应急管理学院, 云南 昆明 650093; 2.昆明理工大学 国土资源工程学院, 云南 昆明 650093)

摘要: 针对支持向量机(SVM)模型在预测边坡安全系数中选取参数困难的问题,优化牛顿-拉夫逊算法(NRBO)帮助 SVM 模型快速选取适当的超参数。引入动态反向学习策略、横向与纵向交叉策略和修正自适应系数计算公式对 NRBO 算法进行改进,构建 INRBO-SVM 边坡安全系数预测模型。选取容重、黏聚力、内摩擦角、边坡角、边坡高度和孔隙水压比 6 个因素为模型输入,安全系数为输出,将训练后的 INRBO-SVM 模型、NRBO-SVM 模型、SVM 模型、RBF 模型对 9 组测试样本进行安全系数预测。结果表明: INRBO-SVM 模型安全系数预测性能最好,相关系数 R^2 为 0.999 9,高于其他模型;均方根误差和平均绝对误差均显著低于其他模型。工程应用结果表明,INRBO-SVM 模型的安全系数预测误差均小于 10%,大部分低于 5%,证实了该模型预测安全系数的准确性以及实际应用价值。

关键词: 边坡稳定性; 预测模型; 安全系数; SVM 模型; INRBO 算法; 机器学习

中图分类号: TD854

文献标志码: A

doi:10.3969/j.issn.0253-6099.2025.02.004

文章编号: 0253-6099(2025)02-0020-06

Application of INRBO-SVM Model in Predicting Slope Safety Factors

XIONG Chaolin¹, CHEN Junzhi²

(1. Faculty of Public Safety and Emergency Management, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, Yunnan, China; 2. Faculty of Land Resources Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, Yunnan, China)

Abstract: Aiming at addressing the difficulty in selecting parameters for the support vector machine (SVM) model in predicting slope safety factors, a Newton-Raphson Backtracking Optimization (NRBO) algorithm was optimized to assist the SVM model in rapidly selecting appropriate hyperparameters. The NRBO algorithm was improved by introducing a dynamic opposition-based learning strategy, horizontal and vertical crossover strategies, and a modified adaptive coefficient calculation formula, so as to construct an INRBO-SVM model for predicting slope safety factors. Six factors, including bulk density, cohesion, internal friction angle, slope angle, slope height and pore water pressure ratio, were selected as model inputs, with the safety factor as the output. The trained INRBO-SVM model, NRBO-SVM model, SVM model and RBF model were used to predict the safety factors of nine test samples. The results show that the INRBO-SVM model exhibits the best performance in safety factor prediction, with a correlation coefficient of 0.999 9, higher than those of the other models. Its root-mean-square error and mean absolute error are significantly lower than those of the other models. Engineering application results indicate that the prediction errors of the INRBO-SVM model for safety factors are all less than 10%, with most below 5%, confirming the accuracy and practical application value of the model in predicting safety factors.

Key words: slope stability; prediction model; safety factor; SVM model; INRBO algorithm; machine learning

边坡稳定性是岩土工程领域的研究重点,目前,学者们主要采用机器学习方法预测边坡稳定性,常见的机器学习方法有 BP 神经网络、决策树(DT)、随机森

林(RF)、径向基函数(RBF)神经网络、最小二乘支持向量机(LSSVM)以及支持向量机(SVM)等。BP 神经网络对高度非线性回归预测问题具有较强的适应性,

① 收稿日期: 2024-10-12

基金项目: 国家自然科学基金联合项目(U1602232)

作者简介: 熊朝林(1998—),男,云南昭通人,硕士研究生,主要研究方向为岩土安全。E-mail: xcl178a@126.com

但依赖初始权值,容易收敛到局部最优^[1],导致一定误差。DT模型可以预测连续变量,便于理解和解释^[2],但对数据比较敏感,存在过拟合情况,输入数据微小变化就可能预测值与实际值存在较大误差,有时无法得到全局最优结果。RF模型是一种集成学习方法,能克服DT模型中经常出现的过拟合问题,但在一定程度上也失去了其内在可解释性^[3],同时可能无法预测连续变量中的极值。RBF模型的收敛速度比BP神经网络快,同时也具有较强的非线性逼近能力^[4],但其中心点数量和位置的变换对性能影响较大,存在过拟合的风险。SVM模型泛化能力强,适合小样本数据,弥补了BP神经网络、RF模型、DT模型以及RBF模型泛化能力容易受影响的缺点,但在使用过程中其模型超参数(最优核函数和惩罚因子)的选取比较困难,而这两个参数对模型的性能影响较大^[5-6]。LSSVM模型是在SVM模型基础上,通过将二次规划问题中的不等式约束转换为等式约束,并采用最小二乘损失函数发展而来,保留了SVM模型的泛化优势,但其最小二乘损失对异常值较为敏感,因而导致其鲁棒性比传统SVM模型弱。

鉴于SVM模型参数选取困难的问题,学者们探索采用优化算法来帮助SVM模型快速选取适当的超参数^[7],本文采用改进的牛顿-拉夫逊算法(INRBO)来寻找SVM模型的最优核函数和惩罚因子,构建了INRBO-SVM边坡安全系数预测模型,并与NRBO-SVM、SVM以及RBF模型的预测结果进行了对比;将INRBO-SVM模型应用于边坡工程案例中,验证了该模型在预测边坡安全系数方面具有较高的准确性和实用性。

1 改进的牛顿-拉夫逊算法(INRBO)

1.1 牛顿-拉夫逊算法

牛顿-拉夫逊算法(Newton-Raphson method, NRBO)是一种寻找方程根的元启发式优化算法^[8],其主要包括种群初始化、牛顿-拉夫逊搜索规则(NRSR)以及陷阱避免操作(TAO)三个阶段,该算法创新性地与牛顿-拉夫逊数值方法与群体智能搜索进行结合,在算法搜索过程中引入自适应系数 δ ,有助于搜索过程中的平衡与开发,同时加入陷阱避免操作,帮助算法跳出局部最优。但是,原算法还存在以下缺点:①种群的多样性可能会快速丧失,导致过早收敛;②自适应系数 δ 在算法中的动态适应性较差;③算法一旦陷入局部最优就很难跳出,导致算法的收敛性以及适用性较弱。因此,提出以下改进策略:首先,在算法的初始阶段引

入动态反向学习策略,并将其贯穿于算法的整个迭代循环过程;其次,对自适应系数 δ 进行修改,增强其动态适应性,从而更好地控制种群位置更新幅度,实现从探索到开发的平稳过渡;最后,在算法中增加横向与纵向交叉策略,以增强种群多样性,避免算法由于陷入局部最优而过早收敛,从而提高算法的整体性能。

1.2 动态反向学习策略

为了避免算法过早丧失种群多样性,增强种群对搜索空间中未知区域的探索能力,本文引入动态反向学习策略。该策略不仅在种群初始阶段中使用,还在算法的每次迭代后期使用,从而持续增强种群的多样性,提高算法跳出局部最优的能力。该策略计算公式为:

$$x_{i,j} = b_l + \text{rand}(b_u - b_l) \quad (1)$$

$$x_{i,j}^{\text{DO}} = x_{i,j} + r_{1i} \times [r_{2i} \times (b_l + b_u) - x_{i,j}] \quad (2)$$

$$x_{i,j}^{\text{DO}} = \text{rand}(b_l, b_u), x_{i,j}^{\text{DO}} < b_l \text{ 或 } x_{i,j}^{\text{DO}} > b_u \quad (3)$$

式中: $x_{i,j}$ 为随机获得的正常初始种群; $x_{i,j}^{\text{DO}}$ 为由DOL获得的一个群体,比正常初始群体的解更优质; $i \in [1, N_p]$, $j \in [1, \text{dim}]$, dim 是解的空间维度; $[b_l, b_u]$ 是解的边界; r_{1i} 和 r_{2i} 为 $[0, 1]$ 区间的随机数。按照式(3)进行边界检查,最后从 $\{x_{i,j} \cup x_{i,j}^{\text{DO}}\}$ 中选择具有 N 个适应度最优解的个体作为初始种群。

1.3 自适应系数 δ

NRBO算法中自适应系数 δ 计算如下:

$$\delta = \left(1 - \frac{2I}{I_{\max}}\right)^5 \quad (4)$$

式中: I 为当前迭代次数; I_{\max} 为最大迭代次数。

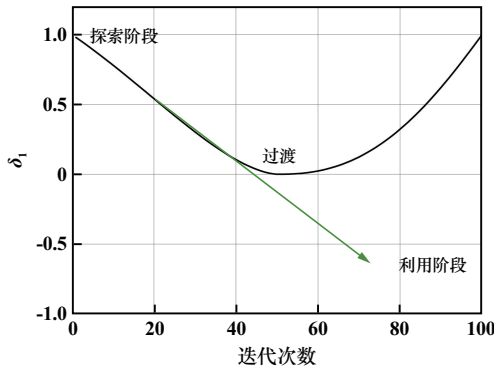
针对该公式动态适应性较差的问题,提出了改进后的自适应系数计算公式,使自适应系数 δ 在算法每次迭代开始时更新,并应用于算法整个迭代过程,从而控制种群位置更新幅度,提高种群从探索到开发的更平稳过渡,增强算法的动态适用性,改进后的公式如下:

$$\delta_1 = \left(1 - \frac{2I}{I_{\max}}\right)^{1 + \frac{2I}{I_{\max}}} \quad (5)$$

图1为改进后的自适应系数 δ_1 在迭代过程中的变化趋势,改进后的 δ_1 值随迭代次数增加过渡更加平稳,有利于算法的探索 and 开发。

1.4 横向与纵向交叉策略

为增强种群搜索的多样性以及局部搜索能力,帮助种群跳出局部最优解,引入类似遗传算法的横向与纵向交叉策略^[9],将其应用于NRBO算法的NRSR和TAO阶段后,先执行横向交叉策略,之后再执行纵向交叉策略,共同提高种群的多样性和局部搜索能力,在不影响算法收敛速度的前提下,提高算法求解的精确度。

图1 迭代过程中 δ_1 的变化趋势Fig.1 Variation trend of δ_1 during iteration process

横向交叉策略是在不同种群的相同维度中进行交叉运算,通过横向交叉策略对探索者进行位置更新,计算公式为:

$$X'_{(i,d)} = r_1 \times X_{(i,d)} + (1 - r_1) \times X_{(j,d)} + c_1 \times [X_{(i,d)} - X_{(j,d)}] \quad (6)$$

$$X'_{(j,d)} = r_2 \times X_{(j,d)} + (1 - r_2) \times X_{(i,d)} + c_2 \times [X_{(j,d)} - X_{(i,d)}] \quad (7)$$

式中: $X'_{(i,d)}$ 和 $X'_{(j,d)}$ 分别为探索者 $X_{(i,d)}$ 和 $X_{(j,d)}$ 经过横向

交叉后产生的第 d 维个体; r_1 和 r_2 是 $[0,1]$ 区间的随机数; c_1 和 c_2 是 $[-1,1]$ 区间的随机数。

横向交叉后,需要对新产生的个体进行纵向交叉操作,从而提高算法跳出局部最优解的能力,计算公式为:

$$X''_{(i,d)} = r \times X_{(i,d_1)} + (1 - r) \times X_{(i,d_2)} \quad (8)$$

式中: $X''_{(i,d)}$ 为探索者 $X_{(i,d)}$ 在 d_1 和 d_2 维度内通过纵向交叉产生的个体; r 是 $[0,1]$ 区间的随机数。

1.5 改进后的NRBO性能测试

为了验证改进NRBO算法(INRBO)的性能,选取粒子群算法(PSO)^[10]、麻雀搜索算法(SSA)^[11]、鲸鱼优化算法(WOA)^[12]、NRBO算法与INRBO算法从CEC2005测试函数集中选择6个基准测试函数进行性能比较,在比较过程中将各算法的运行次数设置为30次,种群数为500,分别计算得到每个算法的平均值、标准差以及最优值,运行结果如表1所示。由表1可知,INRBO算法在6个基准测试函数上的平均值、标准差以及最优值大多数优于NRBO算法、PSO算法、SSA算法和WOA算法,说明INRBO算法性能较其余几种算法更优。

表1 基准函数测试结果

Table 1 Test results of benchmark function

函数	名称	指标	INRBO	NRBO	PSO	SSA	WOA
f1	Sphere	平均值	1.176×10^{-277}	2.869×10^{-282}	3.430×10^2	6.734×10^{-55}	3.032×10^{-76}
		标准差	0	0	1.716×10^2	2.860×10^{-54}	9.918×10^{-76}
		最优值	0	1.694×10^{-297}	8.096×10^1	4.872×10^{-190}	6.842×10^{-87}
f2	Schwefel 2.22	平均值	1.161×10^{-168}	6.940×10^{-141}	1.523×10^1	1.550×10^{-34}	7.703×10^{-51}
		标准差	0	2.513×10^{-140}	7.896	5.458×10^{-34}	3.754×10^{-50}
		最优值	4.459×10^{-210}	4.167×10^{-148}	6.733	0	1.829×10^{-59}
f3	Quartic	平均值	3.978×10^{-5}	2.510×10^{-4}	2.072	1.638×10^{-3}	3.558×10^{-3}
		标准差	2.617×10^{-5}	2.493×10^{-4}	4.586	1.678×10^{-3}	4.125×10^{-3}
		最优值	5.854×10^{-7}	8.609×10^{-6}	5.601×10^{-2}	1.186×10^{-4}	1.579×10^{-4}
f4	Schwefel's Problem 2.26	平均值	-1.257×10^4	-4.912×10^3	-7.508×10^3	-8.526×10^3	-1.012×10^4
		标准差	1.940×10^{-12}	7.752×10^2	7.448×10^2	7.579×10^2	1.989×10^3
		最优值	-1.257×10^4	-7.084×10^3	-9.332×10^3	-1.057×10^4	-1.257×10^4
f5	Griewank's	平均值	1.571×10^{-32}	2.754×10^{-1}	5.838	2.801×10^{-12}	2.458×10^{-2}
		标准差	5.567×10^{-48}	8.083×10^{-2}	2.609	7.709×10^{-12}	2.599×10^{-2}
		最优值	1.571×10^{-32}	1.567×10^{-1}	1.688	7.647×10^{-16}	7.971×10^{-3}
f6	Kowalik's	平均值	3.380×10^{-4}	1.255×10^{-3}	5.832×10^{-3}	3.326×10^{-4}	8.347×10^{-4}
		标准差	1.672×10^{-4}	3.633×10^{-3}	7.780×10^{-3}	7.676×10^{-5}	5.619×10^{-4}
		最优值	3.075×10^{-4}	3.075×10^{-4}	7.959×10^{-4}	3.075×10^{-4}	3.168×10^{-4}

2 INRBO-SVM模型构建

2.1 数据库建立

研究表明,影响边坡安全系数的主要因素有容重、黏聚力,内摩擦角,边坡角、边坡高度和孔隙水压力^[13]。因此,从文献[14-16]中选取200组边坡案例的6个因素建立样本数据库,部分样本数据如表2所示。

2.2 特征相关性分析

首先对选取的样本数据库进行特征相关性分析,如果特征之间具有相关性,在进行预测时需要进行降维,以防特征之间的相关性影响预测结果。采用MATLAB软件绘制特征之间的皮尔逊相关性热图,如图2所示。两两特征之间具有一定相关性,内摩擦角

表 2 原始样本数据库

Table 2 Original sample database

容重/ ($\text{kN} \cdot \text{m}^{-3}$)	黏聚力/ MPa	内摩擦角/ ($^{\circ}$)	边坡角/ ($^{\circ}$)	边坡 高度/m	孔隙水压比	安全 系数
18.5	25	0	30	6	0.15	1.09
25	46	35	47	443	0.25	1.28
25	55	36	45.5	299	0.25	1.52
27	40	35	47.1	292	0.25	1.15
27	35	35	42	359	0.25	1.27
10	39.81	20.36	0.98	32.5	0.70	1.01
50	45	20	0	36	0.25	0.79
20	0	36	45	50	0.25	0.79
19	30	35	35	11	0.20	2.00
19.63	11.97	20	22	12.19	0.405	1.35
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
25	46	35	47	443	0.25	1.28

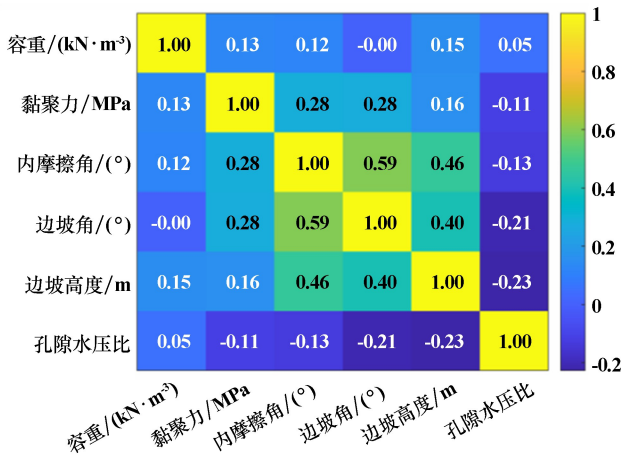


图 2 特征皮尔逊相关性热图

Fig.2 Pearson's correlation heatmaps

和边坡角之间的相关性系数最大,为 0.59,其余两两特征之间的相关性系数均小于 0.5,由此可见,所有特征之间的相关性系数均小于 0.6,特征之间的相关性程度均属于非强相关,存在明显的非线性关系,因此,不需要对数据进行降维操作。

2.3 INRBO-SVM 模型构建

INRBO-SVM 模型的构建步骤如图 3 所示。将表 2 中 200 组样本数据的前 191 组作为训练集,后 9 组作为测试集,影响边坡安全系数的因素作为输入,安全系数作为输出,建立基于 INRBO-SVM 边坡安全系数预测模型,并对该模型性能进行检验。采用 INRBO-SVM 模型与 NRBO-SVM 模型对表 2 数据进行迭代收敛,收敛曲线如图 4 所示。由图 4 可知,INRBO-SVM 模型寻找最优值的速度比 NRBO-SVM 模型快。INRBO-SVM 模型最终预测结果与实际值的对比如图 5 所示,可见实际值与预测值高度吻合。

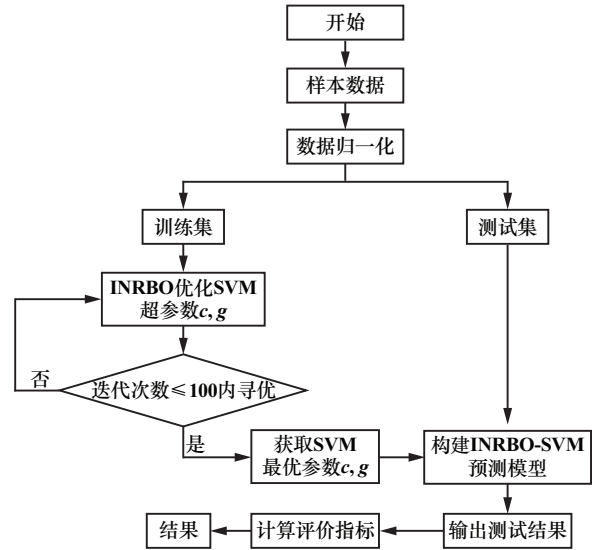


图 3 INRBO-SVM 模型构建步骤

Fig.3 Construction steps of INRBO-SVM model

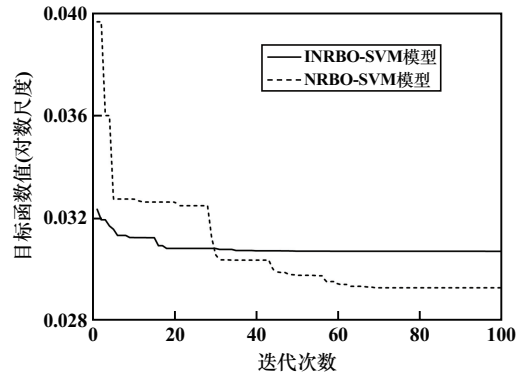


图 4 两个模型的收敛曲线

Fig.4 Convergence curves of two models

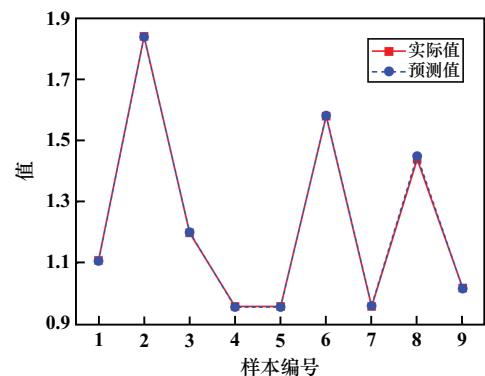


图 5 INRBO-SVM 模型预测结果与实际值对比

Fig.5 Comparison of predicted result by INRBO-SVM model and actual value

3 结果分析

采用 INRBO-SVM 模型与 NRBO-SVM 模型、SVM 模型和 RBF 模型对 9 组测试样本的安全系数进行预

测,并将各模型的预测值与实际值进行对比,从而检验 INRBO-SVM 模型的性能。INRBO 初始化设置种群数为 50,迭代次数为 100。结果如图 6 所示。由图 6 可知,INRBO-SVM 模型预测的安全系数与实际安全系数基本保持一致,各模型安全系数预测值与实际值的绝对值差从大到小排序为:RBF 模型>SVM 模型>NRBO-SVM 模型>INRBO-SVM 模型。

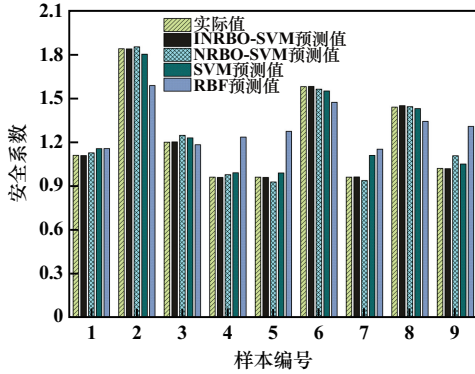


图 6 各模型安全系数预测值与实际值对比

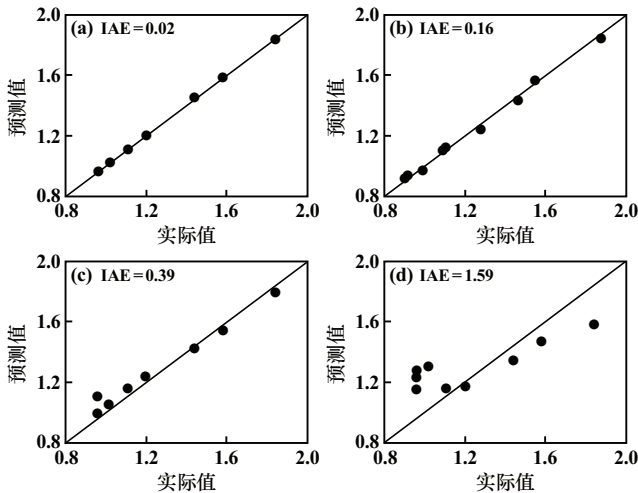
Fig. 6 Comparison between predicted values by each model and actual values of safety factor

为了更直观地了解各模型安全系数预测值与实际值的拟合程度,采用积分绝对误差(integral absolute error,IAE)作为判断标准,IAE 越小,说明模型预测效果越好。其计算公式为:

$$E_{IA} = \sum \frac{|M_{ol} - E_{sp}|}{\sum E_{sp}} \quad (9)$$

式中: E_{IA} 为积分绝对误差; M_{ol} 为模型预测值; E_{sp} 为实际值。

各模型 IAE 如图 7 所示。由图 7 可知,INRBO-SVM



(a) INRBO-SVM 模型; (b) NRBO-SVM 模型; (c) SVM 模型; (d) RBF 模型

图 7 各模型预测结果的 IAE

Fig. 7 IAE of predicted results of different models

模型的 IAE 最小,说明 INRBO-SVM 模型预测值与实际值的拟合效果最好。

为了更好地对比模型的预测性能,采用相关系数(R^2),均方根误差(RMSE)以及平均绝对误差(MAE)作为评价指标,计算公式分别为:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n [(Y_i - \bar{y})(y_i - \bar{y})^2]}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{y})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (10)$$

$$E_1 = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - y_i)^2} \quad (11)$$

$$E_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - y_i| \quad (12)$$

式中: E_1 为均方根误差值; E_2 为平均绝对误差值; n 为数据长度; Y_i 为*i*时刻边坡安全系数的预测值; y_i 为*i*时刻边坡安全系数的实际值; \bar{y} 为实际安全系数的均值。 R^2 越大越好、RMSE 和 MAE 越小,预测结果越好。

各模型安全系数预测值的相对误差如表 3 所示。采用 INRBO-SVM 模型预测的边坡安全系数相对误差最大值为 0.69%,所有相对误差均控制在 1%之内;NRBO-SVM 模型、SVM 模型、RBF 模型相对误差最大值分别为 2.62%、15.57%、40.02%,与前文验证结果一致。

表 3 各模型相对误差

样本编号	INRBO-SVM	NRBO-SVM	SVM	RBF
1	0.15	1.52	4.11	4.13
2	0.09	0.90	2.06	15.08
3	0.14	2.62	2.41	7.64
4	0.18	1.32	3.12	24.70
5	0.18	1.86	3.02	40.02
6	0.11	0.85	1.88	4.98
7	0.18	1.84	15.57	25.16
8	0.69	1.16	0.72	8.05
9	0.17	1.55	2.95	19.99

由公式(10)~(12)计算得到各模型的 R^2 、RMSE、MAE 如表 4 所示。与其他 3 种模型相比,INRBO-SVM 模型的 R^2 最大, RMSE 和 MAE 最小,说明 INRBO-SVM 模型预测精度高,性能好,可信度高。

表 4 不同模型的评价指标

模型	R^2	RMSE	MAE
INRBO-SVM	0.999 9	0.003 7	0.002 6
NRBO-SVM	0.996 3	0.018 8	0.017 9
SVM	0.962 9	0.058 1	0.043 4
RBF	0.763 8	0.146 4	0.120 9

4 工程应用案例

为了验证 INRBO-SVM 模型预测未知边坡安全系数的准确性,从文献[17]中引入 10 组边坡实例,采用该模型预测这 10 组边坡的安全系数,预测结果与原始

安全系数的对比如表 5 所示。由表 5 可知,INRBO-SVM 模型预测边坡安全系数的相对误差均在 10% 以内,且有 8 组边坡的安全系数相对误差小于 5%,可见,该模型在边坡安全系数预测中有较高的准确率和工程应用价值。

表 5 预测结果对比

Table 5 Comparison of predicted results

编号	容重/(kN·m ⁻³)	黏聚力/MPa	内摩擦角/(°)	边坡角/(°)	边坡高度/m	孔隙水压力	原始安全系数	安全系数预测值	相对误差/%
1	26.81	200	35	58	138	0.25	1.55	1.551 5	0.09
2	26.57	300	38.7	45.3	80	0.15	0.972	0.970 8	0.12
3	26.78	300	38.7	54	155	0.25	0.70	0.688 6	1.63
4	31.3	68	37	46	366	0.25	1.35	1.328 6	1.59
5	20.41	33.52	11	16	45.72	0.20	0.94	0.858 7	8.65
6	20.96	34.96	27.99	40.02	12	0.50	1.89	1.961 3	3.77
7	27	26	31	50	92	0.25	1.79	1.841 3	2.86
8	20.41	24.9	13	22	10.67	0.35	1.67	1.661 4	0.52
9	18	24	30.15	45	20	0.12	0.941	0.967 3	2.80
10	18.84	14.36	25	20	30.5	0.45	0.78	0.831 4	6.59

5 结论

1) 针对 SVM 模型参数选取困难的问题,引入动态反向学习策略、横向与纵向交叉策略对 NRBO 算法进行改进,帮助种群在搜索时跳出局部最优解,增强搜索能力,并对原算法自适应系数 δ 进行修改。采用基准函数测试,证明了改进 NRBO 算法(INRBO)在平均值、标准差以及最优值方面优于 NRBO、PSO、SSA 和 WOA 算法,显著提升了原算法的寻优效率和精确度。最后,基于 INRBO 算法构建了 INRBO-SVM 边坡安全系数预测模型。

2) 从预测精度、统计指标和拟合效果 3 个方面对构建的 INRBO-SVM 模型进行验证分析,INRBO-SVM 模型对边坡安全系数的预测性能显著优于其他模型。

3) INRBO-SVM 模型在 10 组实际边坡工程案例中的应用结果表明,INRBO-SVM 模型在预测边坡安全系数方面具有较高的准确率,可为边坡的安全设计提供技术支持。

参考文献(References):

[1] MOMENI E, ARMAGHANI D J, HAJIHASSANI M, et al. Prediction of uniaxial compressive strength of rock samples using hybrid particle swarm optimization-based artificial neural networks[J]. Measurement, 2015, 60: 50-63.

[2] IRAD B, ALEXANDRA D, NIV S, et al. Efficient construction of decision trees by the dual information distance method[J]. Quality Technology Quantitative Management, 2014, 11(1): 133-147.

[3] ZIEGLER A, KÖNIG I R. Mining data with random forests: current options for real-world applications[J]. Wiley Interdisciplinary Reviews:

Data Mining and Knowledge Discovery, 2014, 4(1): 55-63.

[4] 胡昊,魏继红. 基于 PSO-RBF 的边坡安全系数预测[J]. 河南科学, 2016, 34(5): 747-751.

HU Hao, WEI Jihong. Forecasting of the slope safety factor based on PSO-RBF[J]. Henan Science, 2016, 34(5): 747-751.

[5] 赵国彦,邹景煜,王猛. 基于混沌粒子群改进支持向量机对露天矿边坡稳定性的分类预测[J]. 矿冶工程, 2024, 44(2): 8-12.

ZHAO Guoyan, ZOU Jingyu, WANG Meng. Classification and prediction of slope stability of open-pit mine with support vector machine based on chaotic particle swarm optimization[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2024, 44(2): 8-12.

[6] 胡军,邱俊博,栾长庆,等. 基于 IGWO-SVM 的露天矿边坡变形预测[J]. 矿冶工程, 2022, 42(1): 15-18.

HU Jun, QIU Junbo, LUAN Changqing, et al. Deformation prediction based on IGWO-SVM for open-pit mine slopes[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2022, 42(1): 15-18.

[7] 曹念,孙华芬,史朝阳,等. 基于鲸鱼算法优化支持向量机的露天煤矿边坡稳定性预测[J]. 矿冶, 2023, 32(6): 9-14.

CAO Nian, SUN Huafen, SHI Chaoyang, et al. Slope stability prediction based on whale algorithm optimizing support vector machine for open-pit coal slopes[J]. Mining and Metallurgy, 2023, 32(6): 9-14.

[8] SOWMYA R, PREMKUMAR M, JANGIR P. Newton-Raphson-based optimizer: A new population-based metaheuristic algorithm for continuous optimization problems[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 128: 107532.

[9] MENG A, CHEN Y, YIN H, et al. Crisscross optimization algorithm and its application[J]. Knowledge-Based Systems, 2014, 67: 218-229.

[10] MARINI F, WALCZAK B. Particle swarm optimization (PSO): A tutorial[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2015, 149: 153-165.

[11] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: Sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.

(下转第 33 页)

- [5] 曲强,孙雅飞,赵振华,等. 采空区稳定性评价方法与治理措施研究现状及展望[J]. 水利水电技术(中英文), 2024(增刊1):418-421.
QU Qiang, SUN Yafei, ZHAO Zhenhua, et al. Research status and prospect of stability evaluation methods and control measures for goaf[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2024(S1):418-421.
- [6] YANG Gang, YANG Xiaojie, HE Manchao, et al. Experimental and numerical investigations of goaf roof failure and bulking characteristics based on gob-side entry retaining by roof cutting[J]. Engineering Failure Analysis, 2024,158:108000.
- [7] 王飞飞,田春艳,任青阳,等. 地下复杂采空区引起地表塌陷渐进发展过程数值模拟研究[J]. 矿冶工程, 2020,40(6):22-25.
WANG Feifei, TIAN Chunyan, REN Qingyang, et al. Numerical simulation of progressive development process of surface subsidence caused by underground complex goaf[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2020,40(6):22-25.
- [8] 王海峰,苏成哲,李继红,等. 基于FLAC^{3D}对某铅锌矿巷道稳定性及采空区治理方案研究[J]. 甘肃冶金, 2024,46(2):1-4.
WANG Haifeng, SU Chengzhe, LI Jihong, et al. Study on roadway stability and goaf treatment scheme of a lead-zinc mine based on FLAC^{3D}[J]. Gansu Metallurgy, 2024,46(2):1-4.
- [9] 龙斌,徐超,戴军,等. 基于FLAC^{3D}某铁矿采空区稳定性数值模拟研究[J]. 现代矿业, 2023,39(9):91-94.
LONG Bin, XU Chao, DAI Jun, et al. Numerical simulation of goaf stability in an iron ore mine based on FLAC^{3D}[J]. Modern Mining, 2023,39(9):91-94.
- [10] 徐文博. KQG 潜孔钻机在七角井铁矿中深孔施工的应用[J]. 现代矿业, 2023,39(3):77-80.
XU Wenbo. Application of KQG DTH drilling rig in deep hole construction in Qijiaojing iron mine[J]. Modern Mining, 2023,39(3):77-80.
- [11] 张浩,郭军伟,王穗芳,等. 基于FLAC^{3D}-COMSOL 序贯耦合的钻割煤体三维卸压瓦斯流场数值分析[J]. 西安科技大学学报, 2024,44(3):478-489.
ZHANG Hao, GUO Junwei, WANG Suifang, et al. Numerical research on 3D pressure-relief gas migration field in the hydraulic slotting coal mass by adopting a FLAC^{3D}-COMSOL coupled method[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2024,44(3):478-489.
- [12] 孟庆彬,辛学奎,宋子鸣,等. 巷道开挖过程中围岩能量耗散特征[J]. 采矿与安全工程学报, 2024,41(1):142-150.
MENG Qingbin, XIN Xuekui, SONG Ziming, et al. The energy dissipation characteristics of surrounding rock during roadway excavation[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2024,41(1):142-150.
- [13] 沙成满,王星,杨慧敏. 基于流固耦合的充水采空区渗流模型[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2023,44(4):551-557.
SHA Chengman, WANG Xing, YANG Huimin, et al. Seepage model of water-filled goaf based on fluid-solid interaction[J]. Journal of Northeastern University(Natural Science), 2023,44(4):551-557.
- [14] 王初步,谭富生,王宇,等. 基于数值模拟的复杂采空区稳定性分析[J]. 矿业研究与开发, 2018,38(1):96-100.
WANG Chubu, TAN Fusheng, WANG Yu, et al. Stability analysis on the complicated goaf based on the numerical simulation[J]. Mining Research and Development, 2018,38(1):96-100.
- [15] 赵程雨. 裕丰矿采空区下大倾角沿空掘巷稳定性分析与实践[D]. 徐州:中国矿业大学, 2021.
ZHAO Chengyu. Flexible anchorage of road driving along goaf with large dip angle under goaf research and application of supporting technology[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2021.
- [16] 尚振华,唐绍辉,焦文宇,等. 基于FLAC^{3D}模拟的大规模采空区破坏概率研究[J]. 岩土力学, 2014,35(10):3000-3006.
SHANG Zhenhua, TANG Shaohui, JIAO Wenyu, et al. Failure probability of goaf in large-scale based on simulation of FLAC^{3D}[J]. Rock and Soil Mechanics, 2014,35(10):3000-3006.
- 引用本文:张雄天,马炳德,张春阳,等. 多中段开采复杂采空区群稳定性数值模拟研究[J]. 矿冶工程, 2025,45(2):26-33.
ZHANG Xiongtian, MA Bingde, ZHANG Chunyang, et al. Numerical simulation for stability of complex mined-out areas in multi-level mining[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2025,45(2):26-33.

(上接第25页)

- [12] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016,95:51-67.
- [13] 金爱兵,张静辉,孙浩,等. 基于SSA-SVM的边坡失稳智能预测及预警模型[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2022,50(11):142-148.
JIN Aibing, ZHANG Jinghui, SUN Hao, et al. Intelligent prediction and alert model of slope instability based on SSA-SVM[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology(Natural Science Edition), 2022,50(11):142-148.
- [14] ZHOU J, LI E, YANG S, et al. Slope stability prediction for circular mode failure using gradient boosting machine approach based on an updated database of case histories[J]. Safety Science, 2019,118:505-518.
- [15] 王鹏飞. 基于GM-RBF组合模型的高路堑边坡稳定性预测研究[J]. 建筑结构, 2021,51(20):140-145.
WANG Pengfei. Study on stability prediction of high cutting slope based on GM-RBF combination model[J]. Building Structure, 2021,51(20):140-145.
- [16] SUN J, WU S, ZHANG H, et al. Based on multi-algorithm hybrid method to predict the slope safety factor: Stacking ensemble learning with Bayesian optimization[J]. Journal of Computational Science, 2022,59:101587.
- [17] 熊振涛. 基于机器学习的边坡稳定性预测模型优化研究[D]. 昆明:昆明理工大学, 2023.
XIONG Zhen tao. Optimization study of slope stability prediction model based on machine learning[D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2023.
- 引用本文:熊朝林,陈俊智. INRBO-SVM模型在边坡安全系数预测中的应用[J]. 矿冶工程, 2025,45(2):20-25.
XIONG Chaolin, CHEN Junzhi. Application of INRBO-SVM model in predicting slope safety factors[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2025,45(2):20-25.