DOI:10.14048/j.issn.1671-2579.2026.01.002 文章编号:1671-2579(2026)01-0021-09

基于IWOA-SVM的边坡可靠度分析

王津锋[1],范胜通[2],谢海波[3]

(1.中交公路规划设计院有限公司,北京市 100010;2.中交第二公路工程局有限公司,陕西 西安 710065;
3.长沙理工大学 土木与环境工程学院,湖南 长沙 410114)

摘要:为解决传统边坡可靠度计算方法难以考虑多变量间的不确定性以及计算量大的难点,该文提出了一种基于改进鲸鱼算法(IWOA)-支持向量机(SVM)的边坡可靠度分析方法。首先阐述了SVM的基本理论,引入差分变异策略与自适应权重因子对鲸鱼算法(WOA)进行改进,并测试了IWOA的性能。然后,基于IWOA算法优化SVM关键参数,构建边坡可靠度分析模型。最后以某具有显式功能函数的边坡为算例1,基于IWOA-SVM计算得到该边坡可靠度指标,与已有可靠度方法结果进行对比,并分析了随机变量的敏感性;以某无显式功能函数的一般均质边坡为算例2,对比IWOA-SVM、蒙特卡洛法(MCS)及一阶可靠度法(FORM)的计算结果。研究结果表明:基于IWOA-SVM的边坡可靠度分析模型在全局及验算点范围内的拟合效果均较好,尤其在验算点范围内,拟合精度更高;IWOA-SVM计算得到的边坡可靠度指标与MCS结果十分接近,验证了该方法的准确性;IWOA-SVM对无显式功能函数的边坡同样适用,验证了该方法的普适性;与MCS法相比,IWOA-SVM法可避免大量抽样,显著提高了计算效率;边坡可靠度与内摩擦角φ、黏聚力c呈正相关,与张拉裂隙深度z、张拉裂隙充水深度系数i_w及水平地震加速度系数α呈负相关;对边坡可靠度影响最大的随机变量为α,其次为i_w、c、φ,z对边坡可靠度的影响最小。

关键词:边坡工程;可靠度;支持向量机;改进鲸鱼算法;随机变量

中图分类号:U416 **文献标志码:**A

Slope Reliability Analysis Based on IWOA-SVM

WANG Jinfeng[1], FAN Shengtong[2], XIE Haibo[3]

(1. China Communications Highway Planning and Design Institute Co., Ltd., Beijing 100010, China; 2. CCCC Second Highway Engineering Co., Ltd., Xi'an, Shaanxi 710065, China; 3. School of Civil and Environmental Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha, Hunan 410114, China)

Abstract: To address the difficulties traditional slope reliability calculation methods face in considering the uncertainty among multiple variables and the large computational burden, this paper proposed a slope reliability analysis method based on the improved whale optimization algorithm (IWOA) and support vector machine (SVM). First, the basic theory of SVM was described. The differential mutation strategy and adaptive weight factor were introduced to improve the whale optimization algorithm (WOA), and the performance of the IWOA was tested. Then, the key parameters of SVM were optimized based on the IWOA, and the slope reliability analysis model was constructed. Finally, by taking a slope with an explicit performance function as Example 1, the reliability index of the slope was calculated based on IWOA-SVM. The results were compared with those of existing reliability methods, and the sensitivity of random variables was analyzed. By taking a general homogeneous slope without an explicit performance function as Example 2, the calculation results of IWOA-SVM, Monte Carlo simulation (MCS), and first order reliability method (FORM) were compared. The results show that the slope reliability analysis model based on IWOA-SVM has good fitting performance in both the global scope and the scope of checking points; especially within the scope of checking points, the fitting accuracy is higher. The slope reliability index obtained by IWOA-SVM is very close to that obtained by MCS, validating the accuracy of this method. IWOA-SVM is also applicable to slopes without explicit performance functions, validating the universality of this method. Compared

收稿日期:2024-04-22 **修回日期:**2025-12-15

基金项目:湖南省自然科学基金资助项目(编号:2022JJ50324)

作者简介:王津锋,男,硕士,高级工程师. E-mail:s1450997056@163.com

with the MCS method, the IWOA-SVM method avoids a large number of samplings and significantly improves computational efficiency. Slope reliability is positively correlated with the internal friction angle φ and cohesion c and negatively correlated with the tensile crack depth z, the water-filled depth coefficient of tensile cracks i_w, and the horizontal seismic acceleration coefficient α. The random variable with the greatest influence on slope reliability is α, followed by i_w, c, and φ, while z has the least influence.

Keywords: slope engineering; reliability; support vector machine; improved whale optimization algorithm; random variable

0 引言

边坡失稳导致滑坡是一种常见的地质灾害，一旦发生，将会造成交通阻塞、房屋受损等，严重损害人们的生命财产安全[1]。中国作为全球发生滑坡灾害最为严重的国家之一，近十年间，已发生近7万起滑坡灾害，直接经济损失达数百亿元[2]。随着经济的发展以及设计理念的不断创新进步，高等级公路不断新建，对边坡安全性的分析要求也越来越精确。因此，科学准确地分析边坡可靠度具有重要意义。

目前，国内外相关学者对边坡可靠度分析方法进行了广泛研究[3-4]，主要包括一阶可靠度法（FORM）、响应面法（RSM）以及蒙特卡洛法（MCS）。蒋水华等[5]基于FORM法，考虑参数的空间变异性，提出了一种考虑模型修正的边坡可靠度分析方法；蒋水华等[6]根据Hermite多项式展开公式，考虑代表性滑动面，从而建立了安全系数与土体参数之间的函数关系，进而提出了一种基于随机RSM的边坡可靠度分析方法；彭兴等[7]提出了一种基于MCS的边坡可靠度分析框架，并将其分为条件概率计算、经济成本估算、确定性分析以及不确定性分析4个模块，通过算例说明了该方法的实用性。上述方法中，FORM相对简单，结果较为精确，但该方法仅适用于能显式表达的功能函数，对于复杂的边坡，需考虑的因素较多时，使用较为困难。RSM法具有实用、简单的特点，可将边坡可靠度与确定性分析联系起来，并且可采用多项式拟合功能构造响应面，以此代替隐式功能函数，但该方法仅在验算点范围内的拟合精度较高[8]，同时对于一些特定情况还会出现难以收敛的问题[9]。MCS法具有简单、直接以及计算精度高等特点，但是该方法通常需要大量抽样才能得到精度高的结果，计算效率低。

支持向量机（SVM）是一种机器学习算法，其在样本较小时的学习以及泛化能力仍然较好[10]，目前在边坡工程中得到了应用[11-13]。周苏华等[14]基于SVM，建立了边坡稳定状态预测模型，并分析了模型最优参数、训练样本抽取比例等对预测结果的影响；何婷婷等[15]基于SVM以及FORM建立了边坡可靠度分析模型，并与传统边坡可靠度计算方法进行了对比。然而，SVM中的核参数以及惩罚因子等对模型的拟合精度以及性能有很大影响[16]，若直接应用SVM，会对计算精度及计算效率产生影响。

基于此，本文提出了一种基于IWOA-SVM的边坡可靠度分析方法。首先阐述了SVM的基本理论，引入差分变异策略与自适应权重因子对WOA算法进行了改进，并测试了IWOA的性能；然后，采用IWOA算法对SVM的相关参数进行优化，进而建立基于IWOA-SVM的边坡可靠度分析方法模型。最后以某具有显式功能函数的边坡为算例1，基于IWOA-SVM计算得到该边坡可靠度指标，与已有可靠度方法结果进行对比，并对随机变量的敏感性进行分析；以某无显示功能函数的一般均质边坡为算例2，对比IWOA-SVM、MCS与FORM法的计算结果。

1 支持向量机基本理论

支持向量机（SVM）是一种基于统计学理论与结构风险最小化原则的机器学习方法，与其他方法相比（如神经网络算法等），SVM可以更好地解决小样本学习问题，并且具有较好的泛化能力[17]。支持向量机的基本思想是将低维空间通过非线性映射函数变化至高维空间，以实现线性可分。

假设两类数据样本分别为(x_i, y_i)，其中x_i为输入数据，$x_i \in R^n$；y_i为输出值，$y_i \in (-1, 1)$，$i=1, 2, \cdots, n$。同时，假定最优线性回归函数如式（1）所示：

$$f(x) = \boldsymbol{w}^{\mathrm{T}} \varphi(x) + \boldsymbol{b} \tag{1}$$

式中：$\boldsymbol{w}$为权值向量；$\varphi(x)$为非线性映射函数；$\boldsymbol{b}$为偏置向量。

根据结构风险最小化原则[18]，通过最小化结构R_{str}可确定式（1）中的$\boldsymbol{b}$、$\boldsymbol{w}$，见式（2）：

$$\min R_{\mathrm{str}} = \frac{1}{2} \| \boldsymbol{w} \|^2 + \frac{C}{l} \sum_{i=1}^{n} \left| f(x_i) - y_i \right|_{\varepsilon} \tag{2}$$

式中：C为罚参数；ε为不敏感损失参数；y_i为输出值。

引入松弛变量ξ_i，将式(2)转化为最优化问题，见式(3)：

$$\min z=\frac{1}{2}\|\boldsymbol{w}\|^2+c\sum_{i=1}^{n}\left(\xi_i+\xi_i^*\right)$$
$$\text{s.t}\begin{cases}\left[\boldsymbol{w}\varphi(x_i)+\boldsymbol{b}\right]-y_i\leqslant\varepsilon+\xi_i\\ y_i-\left[\boldsymbol{w}\varphi(x_i)+\boldsymbol{b}\right]\leqslant\varepsilon+\xi_i\\ \xi_i\geqslant 0,\xi_i^*\geqslant 0\end{cases}\tag{3}$$

为求最优化问题，引入拉格朗日函数L(w，a，b)，并对其求偏微分再置零，则可将上述最优化问题转化为对偶问题，见式(4)：

$$\max z=\sum_{i=1}^{n}y_i\left(\alpha_i-\alpha_i^*\right)-\frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^{n}\left(\alpha_i-\alpha_i^*\right)\cdot$$
$$\left(\alpha_j-\alpha_j^*\right)K\left(x_i-x_j\right)-\varepsilon\sum_{i=1}^{n}\left(\alpha_i-\alpha_i^*\right)$$
$$\text{s.t}\begin{cases}\sum_{i=1}^{n}\left(\alpha_i-\alpha_i^*\right)=0\\ 0\leqslant\alpha_i,\alpha_i^*\leqslant c\end{cases}\tag{4}$$

式中：α_i为拉格朗日系数；K为核函数，用于表示空间变换的内积[11]。

核函数的选取对分类效果以及SVM最终性能影响较大，目前常用的核函数如表1所示。由于高斯核函数具有学习能力强、计算量小、适用性广的特点[19]，故本文选用高斯核函数。

表1　常用核函数

Table 1　Common kernel functions

核函数名称	函数表达式	参数
线性核函数	$K\left(x_i,x_j\right)=x_i^{\mathrm{T}}x_j$	
多项式核函数	$K\left(x_i,x_j\right)=\left(x_i^{\mathrm{T}}x_j\right)^d$	d为多项式次数
Sigmoid核函数	$K\left(x_i,x_j\right)=\tanh\left(\beta x_i^{\mathrm{T}}x_j+\theta\right)$	$\beta>0,\theta<0$
高斯核函数	$K\left(x_i,x_j\right)=\exp\left(-\frac{\left\|x_i-x_j\right\|}{2\sigma^2}\right)$	σ为高斯核函数参数，表示带宽

那么，SVM决策回归方程可表示为：

$$y=f(x)=\sum_{i=1}^{n}\left(\alpha_i-\alpha_i^*\right)\cdot K\left(x_i,x_j\right)+\bar{b}\tag{5}$$

$$\begin{cases}\bar{b}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}b_i\\ b_i=y_i-\sum_{i=1}^{n}\left(\alpha_i-\alpha_i^*\right)\cdot K\left(x_i,x_j\right)\pm\varepsilon\end{cases}\tag{6}$$

研究表明，SVM的性能与计算精度主要受核函数K、罚参数C以及不敏感参数ε的影响，其中K、C、ε的选取分别对泛化能力、训练误差以及计算精度的影响较大。一般采用反复试验的方法确定K、C、ε，该方法计算效率和预测精度均较低。为提高计算效率及精度、提升SVM的整体性能，本文采用改进鲸鱼算法确定参数K、C、ε。

2　鲸鱼算法

2.1　基本鲸鱼算法

鲸鱼优化算法是由Mirjalili等根据鲸鱼的捕食方式而提出的一种优化算法，主要包括三部分：包围收缩、螺旋式气泡捕食与随机搜索[20]。

2.1.1　包围收缩

当发现猎物时，鲸鱼会迅速将其包围，其中适应度高的鲸鱼个体会通知族群向猎物靠近包围，该阶段的数学表达式如式(7)、(8)所示：

$$D=\left|C\cdot X^*(t)-X(t)\right|\tag{7}$$
$$X(t+1)=X^*(t)-A\cdot D\tag{8}$$

式中：t迭代次数；D为种群个体与最优个体间的距离；X^*为鲸鱼最优个体位置；X为种群个体位置；A、C均为系数。

2.1.2　螺旋式气泡捕食

在包围猎物后，鲸群会通过计算与猎物之间的距离以实现螺旋轨迹，其中50%的个体会执行收缩包围命令，50%的个体会执行螺旋更新命令，见式(9)：

$$X(t+1)=\begin{cases}X^*(t)-A\cdot D & p<0.5\\ D'\cdot\mathrm{e}^b\cdot\cos(2\pi t)+D^*(t) & p\geqslant 0.5\end{cases}\tag{9}$$

式中：b为常数，主要用于确定螺旋线形状。

2.1.3　随机搜索

在搜索过程中，为保证全局搜索能力，鲸群将通过$|A|$的值确定搜索方式，即当$|A|\geqslant 1$时，鲸群会不断更新个体位置信息以获得最优解；$|A|<1$，表明此时最优鲸鱼个体位置即为猎物位置。上述数学模型见式(10)、(11)：

$$D=\left|C\cdot X_{\mathrm{rand}}-X\right|\tag{10}$$
$$X_z(t+1)=X_{\mathrm{rand}}-A\cdot D\tag{11}$$

式中：X_{rand}为随机鲸鱼个体。

2.2　改进鲸鱼算法

尽管基本WOA算法在工程领域已有广泛应用，但该算法仍然存在易陷入局部最优、计算精度不够等缺陷。为进一步提高WOA算法的性能，本文引入差分变异策略[21]与自适应权重因子w，对传统鲸鱼算法进行改进，提出改进WOA算法(IWOA)。

2.2.1 差分变异策略

为帮助WOA算法跳出局部最优，并加快收敛速度，本文采用差分变异策略对鲸群个体进行差分变异，以提高个体的多样性。该策略的基本理论为加权差两个随机选取的父代，再加上另一父代，如式(12)所示：

$$V = X_{r1} + F_c \cdot (X_{r2} - X_{r3}) \tag{12}$$

式中：X_{ri}、V分别为随机个体与变异个体；F_c为缩放因子，主要用于保证个体多样性，本文取$F_c=0.8$。

然后，再分别计算原鲸群个体X_i与变异个体V_i的适应度，选择适应度高的个体进入下一代，如式(13)所示：

$$X_i = \begin{cases} X_i, & f_{it}(V_i) \leqslant f_{it}(X_i) \\ V_i, & f_{it}(V_i) > f_{it}(X_i) \end{cases} \tag{13}$$

式中：f_{it}为个体适应度。

2.2.2 惯性权重因子

基本WOA算法通常是采用固定权重对位置进行更新，易导致其在迭代后期陷入局部最优。为此，本文引入惯性权重因子w对WOA算法的个体位置进行更新，如式(14)所示：

$$w(t) = 1 - \ln\left[1 + \frac{(\mathrm{e}-1)t}{t_{\max}}\right] \tag{14}$$

式中：$t_{\max}$为最大迭代次数。

由式(14)可知，随着算法的不断迭代，w呈现非线性递减的趋势，有助于鲸群个体跳出局部最优，并加快收敛速度。改进后鲸群个体位置更新的公式如式(15)、(16)所示：

$$X(t+1) = w'(t) \cdot X^*(t) - A \cdot D \tag{15}$$

$$X(t+1) = D' \cdot \mathrm{e}^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + w'(t) \cdot X^*(t) \tag{16}$$

2.2.3 改进鲸鱼算法的性能测试

为对比改进前后算法的运行效果，本文选取8个基准函数(F_1～F_5为单峰基准函数，F_6～F_8为双峰基准函数)，采用软件Matlab分别编制了算法改进前后的程序，并对其性能进行了相关测试。为保证公平性，本文采用了多种方法进行测试。IWOA与WOA算法的种群数量与迭代次数均分别设置为60次与500次，具体测试函数及测试结果见表2。

由表2可知：对于单峰基准函数，IWOA较WOA可以更加快速得到符合条件的目标；对于多峰基准函数，IWOA算法可以更加快速地跳出局部最优。

为更好地对比IWOA算法与WOA算法的优劣性，本文给出了单峰基准函数F_4以及双峰基准函数F_6的具体仿真结果，如图1、2所示。

表2 测试函数及测试结果

Table 2 Test functions and test results

基准函数	表达式	WOA	IWOA
F_1	$F_1(x)=\sum_{i=1}^{n} x_i^2$	0	0
F_2	$F_2(x)=\sum_{i=1}^{n}\left(\sum_{j=1}^{i} x_j\right)^2 \ \sigma_v=1$	53 410	47 393
F_3	$F_3(x)=\max_i\{\lvert x_i\rvert, 1\leqslant i\leqslant n\}$	67.87	27.01
F_4	$F_4(x)=\sum_{i=1}^{n-1}\left[100\left(x_{i+1}-x_i^2\right)^2+\left(x_i-1\right)^2\right]$	28.74	27.437
F_5	$F_5(x)=\sum_{i=1}^{n}\left(x_i+0.5\right)^2$	0.117 0	0.058 2
F_6	$F_6(x)=\sum_{i=1}^{n} i x_i^4+\mathrm{random}[0,1)$	0.001 4	0.000 2
F_7	$F_7(x)=\sum_{i=1}^{n} -x_i \sin\left(\sqrt{\lvert x_i\rvert}\right)$	−11 674	−12 346
F_8	$F_8(x)=\sum_{i=1}^{n}\left[x_i^2-10\cos\left(2\pi x_i\right)+10\right]$	0	0

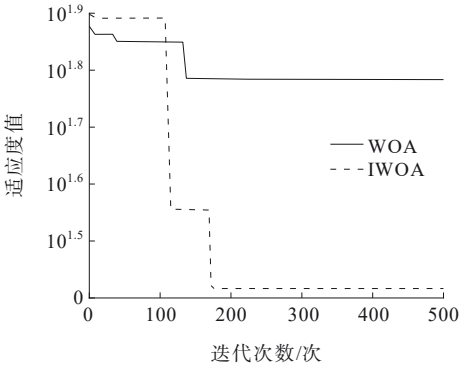

图1 WOA与IWOA算法在F_4下的收敛曲线对比

Figure 1 Comparison of convergence curves between WOA and IWOA algorithms under F_4

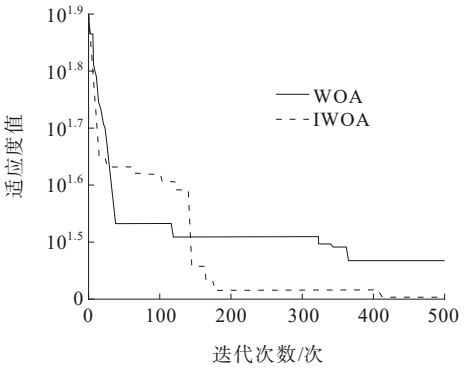

图2 WOA与IWOA算法在F_6下的收敛曲线对比

Figure 2 Comparison of convergence curves between WOA and IWOA algorithms under F_6

从图1、2可以看出：与WOA算法相比，IWOA算法收敛速度更快，以F_6函数为例，IWOA算法在迭代至180次左右就已经收敛，而WOA算法在迭代至370次才收敛；WOA算法易陷入局部最优，IWOA算法跳出局部最优的能力更强，收敛精度更高，较WOA算法提高了5%～10%。

3　基于IWOA-SVM的边坡可靠度分析框架

基于SVM模型对边坡实际功能函数进行拟合，并采用IWOA算法对SVM模型的参数进行优化，将约束最优化问题转化为函数求极值问题，最后采用IWOA对函数极值进行求解，最终得到的结果即为边坡可靠度，具体步骤如下：

（1）确定随机变量。选取对边坡安全系数影响较大的参数作为随机变量，主要包括土体参数、边坡形状、受力状态、地下水、地形地貌等，用X_1、X_2，…，X_n表示，从而得到向量组合$X=(X_1、X_2,\cdots,X_n)$。

（2）生成训练样本。为确定边坡安全系数与随机变量之间的映射关系，以各随机变量的均值点为中心，采用均匀试验设计方法生成模型样本，再利用极限平衡分析软件Slide计算相应的边坡安全系数，以得到SVM模型的输入样本与训练样本。

（3）训练样本归一化处理。为提高SVM模型的拟合能力，需采用式(17)对训练样本进行归一化处理。

$$x'=(x-\min x)/(\max x-\min x) \tag{17}$$

式中：$\min x$、$\max x$分别为训练样本的最小值与最大值。

（4）参数优化。为更加准确模拟边坡实际的功能函数，采用IWOA算法对SVM的核函数K、罚参数C以及不敏感参数ε进行优化。

（5）求解可靠度。将归一化后的训练样本代入参数优化后的SVM模型中进行功能函数拟合，并结合罚函数法将非线性最优化问题转化为函数极值求解问题，得到边坡的最终功能函数，此时可靠度方程可表示为式(18)；基于IWOA算法求解式(18)的极值，最后得到的结果即为边坡可靠度。

$$\beta=\sqrt{X_1^2+X_2^2+\cdots+X_n^2}+C\left\|G(X)\right\| \tag{18}$$

式中：C为罚参数；$G(X)$为最终得到的功能函数。

基于IWOA-SVM的边坡可靠度分析流程如图3所示。

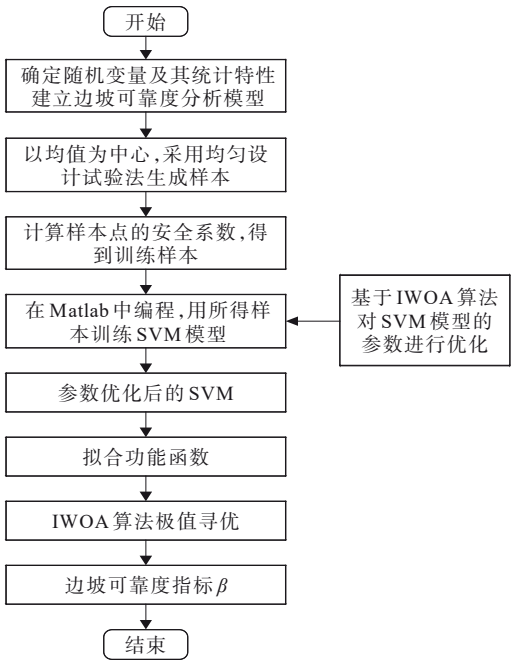

图3　基于IWOA-SVM的边坡可靠度分析流程

Figure 3　Flowchart of slope reliability analysis based on IWOA-SVM

4　算例分析

本文采用两个算例验证IWOA-SVM方法的正确性与普适性。其中算例1为具有显式功能函数的边坡，用以验证该方法在边坡可靠度分析中的准确性及其对功能函数的精确拟合能力；算例2为无显式功能函数的常见均质边坡，其功能函数为隐式表达，用以验证该方法在边坡可靠度分析中的普适性。

4.1　算例1

4.1.1　算例1概况

以香港秀茂坪边坡为工程算例，该边坡为天然岩质边坡，具有典型性与代表性，已有相关学者对其可靠度进行了研究[7,22-23]。该边坡的计算模型见图4，相关参数的含义见表3。本文采用IWOA-SVM对该边坡进行可靠度分析，并将结果与其他方法进行对比，以验证IWOA-SVM的准确性及计算效率。

4.1.2　建立分析模型

算例边坡的安全系数F_s可通过式(19)计算得到[24]：

$$F_s=\frac{cA+\left[W\left(\cos\psi-\alpha\sin\psi\right)-U-V\sin\psi\right]\cdot\tan\varphi}{W\left(\cos\psi+\alpha\sin\psi\right)+V\cos\psi} \tag{19}$$

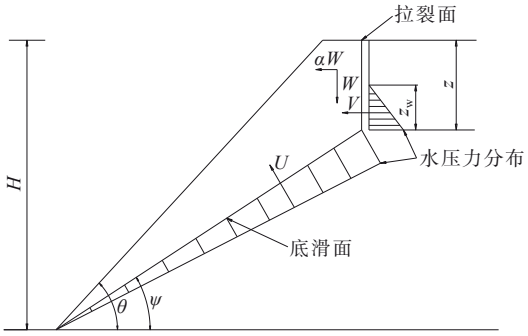

图4 算例边坡计算模型

Figure 4 Calculation model of example slope

表3 算例边坡参数含义

Table 3 Parameter meanings of example slope

参数	含义	参数	含义	参数	含义
H	坡高,60 m	U	底滑面上水压力合力	z_w	张拉裂隙充水深度
θ	坡角,50°	V	拉裂面上水压力合力	W	滑块自重
ψ	滑面倾角,35°	z	张拉裂隙深度	α	水平地震加速度系数

式中:c为黏聚力;φ为内摩擦角;A为底滑面面积;参数W、A、U、V的计算式见式(20)。

$$\begin{cases} W=0.5\gamma H^2\left\{\left[1-\left(z/H\right)^2\right]\cot\psi-\cot\theta\right\} \\ A=\left(H-z\right)/\sin\psi \\ U=0.5\gamma_w z_w A\ ,\ V=0.5\gamma_w z_w^2,\ z_w=z\cdot i_w \end{cases} \tag{20}$$

式中:γ_w、γ分别为水及岩体的重度,取值分别为10 kN/m^3、26 kN/m^3;i_w为充水深度系数。

进一步,可建立该边坡的功能函数为:

$$g(x)=F_s-1 \tag{21}$$

影响边坡可靠度的因素较多,为简化计算,本文选取的随机变量主要包括:c、φ、α、z、i_w,相关参数取值及统计特征见表4[7]。在计算过程中,考虑c与φ、z与i_w之间的相关性,相关系数取为−0.5[23]。

4.1.3 边坡可靠度分析

首先,采用均匀设计法对所选取的随机变量进行抽样,其中测试样本与训练样本分别为8组、40组,根据3δ准则确定随机变量的取值范围为($\mu-3\delta$,$\mu+3\delta$);计算样本点的安全系数以得到训练样本,利用SVM对训练样本进行训练,并采用IWOA算法对核函数参数进行优化;最后,采用IWOA进行寻优可得到边坡可靠度指标β,计算结果如图5所示。

从图5中可以看出,采用IWOA-SVM计算得到的算例边坡可靠度指标为1.887。

表4 算例边坡随机变量取值及统计特征[7]

Table 4 Values and statistical characteristics of random variables for example slope[7]

随机变量	单位	分布类型	均值	标准差	上界	下界
黏聚力c	kPa	正态分布	100	20		
内摩擦角φ		正态分布	35°	5°		
水平地震加速度系数α		截尾指数分布	0.08		0	0.16
张拉裂隙深度z	m	正态分布	14	3		
张拉裂隙充水深度系数i_w		截尾指数分布	0.5		0	1

注:α、i_w的均值为截尾前指数分布的均值。

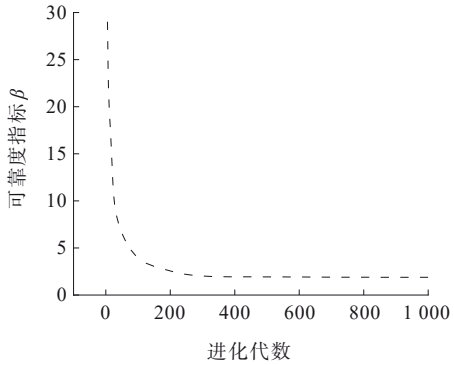

图5 边坡可靠度计算结果

Figure 5 Calculation results of slope reliability

为分析IWOA-SVM模型对边坡功能函数的拟合程度,本文分别以均值点以及验算点为中心进行取样,其取值范围分别为[−2,2]、[−0.5,0.5],并将IWOA-SVM模型在此范围内的预测值,与实际功能函数计算值进行对比,分别如图6、7所示。

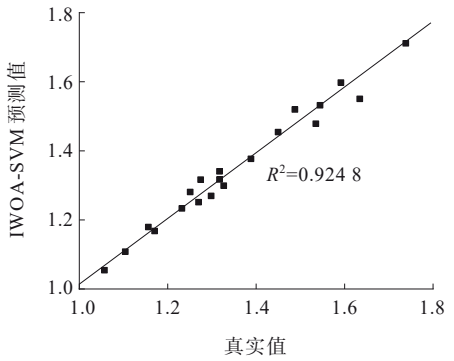

图6 全局范围内IWOA-SVM模型的拟合效果

Figure 6 Fitting performance of IWOA-SVM model in global range

从图6、7可以看出:本文提出的IWOA-SVM模型与实际功能函数间的拟合效果较好,拟合精度均

较高,其中验算点范围内的拟合精度较全局范围更高。

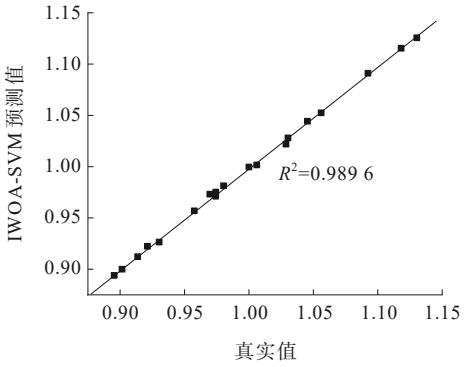

图7　验算点范围内IOWA-SVM模型的拟合效果

Figure 7　Fitting performance of IWOA-SVM model in range of checking points

为进一步验证基于IWOA-SVM的边坡可靠度计算结果的准确性,本文将其与已有方法的计算结果进行了对比,主要包括蒙特卡洛模拟法(MCS)、一阶可靠度法(FORM)、二阶可靠度法(SORM)以及响应面法(SRSM)。当MCS法抽样数量足够大时,其得到的可靠度更接近真实值,故本文将以MCS计算得到的边坡可靠度作为基准值。各类方法的计算结果对比如表5所示。

表5　算例边坡的各类方法计算结果对比

Table 5　Comparison of calculation results of various methods for example slope

可靠度计算方法	可靠度指标 β	失效概率 P_f/%	样本数	文献
直接MCS	1.886	2.26	10^8	基准
FORM	1.955	2.96		Low[23]
7次SORM	1.876	2.18		Low[25]
4阶SRSM	1.892	2.30	378	Li[22]
IWOA-SVM	1.887	2.24	50	本文方法

从表5可以看出:采用IWOA-SVM计算得到的边坡可靠度与MCS法的结果非常接近,采用FORM、7次SORM、4阶SRSM得到的结果与MCS法的结果均存在差距。这表明基于IWOA-SVM计算得到的边坡可靠度精度较高。与此同时,IWOA-SVM得到的结果仅需进行50次抽样,而MCS法则需进行10^8次抽样,与MCS法相比,IWOA-SVM法可避免大量抽样,显著提升了计算效率。

需要说明的是,本文假定该边坡为平面破坏模式。实际上,天然边坡面走向与平面滑面走向不同,并且坡面也并不规则。经计算,两者可靠度的误差为6.56%。本文选用该算例与计算模型仅为验证所提方法的拟合能力与有效性。

4.1.4　随机变量敏感性分析

实际的边坡工程中,仅确定其可靠度并不能明确随机变量对可靠度的影响程度。为此,本文将对随机变量的敏感性进行分析。通过式(22)计算得到随机变量的灵敏度系数[26],结果如图8所示。

$$\frac{\partial\beta}{\partial\mu_i}\approx-\alpha_i \tag{22}$$

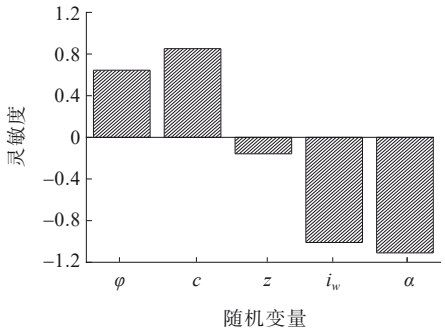

图8　边坡可靠度的随机变量敏感性分析结果

Figure 8　Results of random variable sensitivity analysis for slope reliability

值得说明的是,灵敏度为正值,表明对应的随机变量与可靠度指标呈正相关;灵敏度为负值,表明负相关;灵敏度绝对值越大,表明随机变量对可靠度的影响越大。

从图8可以看出:① 内摩擦角φ与黏聚力c的灵敏度系数均为正值,表明二者与边坡可靠度呈正相关,其值越大,边坡可靠度指标越大;② 张拉裂隙深度z、张拉裂隙充水深度系数i_w、水平地震加速度系数α的灵敏度系数为负值,表明三者与边坡可靠度呈负相关,其值越大,边坡可靠度指标越小;③ 对边坡可靠度影响最大的因素为水平地震加速度系数α,其后依次为i_w、c、φ,张拉裂隙深度z对边坡可靠度的影响最小。

4.2　算例2

某常见均质边坡(图9),土的重度γ为18.8 kN/m^3,坡角为45°。假定黏聚力c、内摩擦角φ为相互独立的随机变量,均服从正态分布,c的均值为48 kPa,φ的均值为12.5°,变异系数均为0.1。

与算例1不同,该边坡为无显式函数,本文采用IWOA算法搜索其临界圆弧滑动面,并利用软件Slide计算其安全系数。为进行对比分析,分别采用

MCS、FORM以及IWOA-SVM法计算该边坡的可靠度指标。其中，MCS法计算次数达到了10^6次，将其计算结果视为真实值；FORM采用常规迭代计算；IWOA-SVM计算时，首先根据c、φ的统计参数，采用均匀设计试验设计法得到30组样本，再利用IWOA算法得到最优参数。3种方法的计算结果见表6。

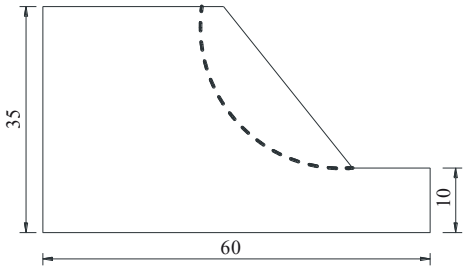

图9 算例2边坡剖面图（单位：m）

Figure 9 Profile of Example 2 slope (unit: m)

表6 不同方法计算得到的结果对比

Table 6 Comparison of results obtained by different methods

可靠度计算方法	可靠度指标β	样本数
MCS	1.912	10^6
FORM	1.887	
IWOA-SVM	1.906	30

从表6可以看出：基于IWOA-SVM计算得到的边坡可靠度指标与MCS得到的边坡可靠度指标十分接近，误差仅为0.31%，与FORM计算得到的边坡可靠度指标误差为1.31%，验证了本文方法的准确性与普适性。

5 结论

本文阐述了支持向量机的基本原理，对WOA算法进行了改进，并对IWOA算法的性能进行了测试，基于IWOA算法优化SVM构建了边坡可靠度分析模型。通过两个典型算例验证了该模型的准确性和普适性。得出以下主要结论：

（1）基于IWOA-SVM的边坡可靠度分析模型在全局范围内与验算点范围内的拟合效果均较好，尤其在验算点范围内，拟合精度更高。

（2）对于具有显式功能函数的边坡（算例1），IWOA-SVM与MCS法得到的边坡可靠度指标十分接近，验证了该方法的准确性；对于无显式功能函数的一般边坡（（算例2）），该方法同样能获得高精度的可靠度指标，验证了该方法的普适性；与MCS法相比，IWOA-SVM法可避免大量抽样，显著提升了计算效率。

（3）边坡可靠度与内摩擦角φ、黏聚力c呈正相关，与张拉裂隙深度z、张拉裂隙充水深度系数i_w、水平地震加速度系数α呈负相关；对边坡可靠度影响最大的因素是α，其后依次为i_w、c、φ，而张拉裂隙深度z的影响最小。

参考文献：

References：

[1] 田卿燕,张青青,殷全春,等.基于不安定指数法的运营公路边坡风险评价模型研究[J].中外公路,2022,42(5):30-37.
TIAN Qingyan, ZHANG Qingqing, YIN Quanchun, et al. Study on risk assessment model of operation highway slope based on unstable index method[J]. Journal of China & Foreign Highway, 2022, 42(5): 30-37.

[2] 余加勇, 薛现凯, 陈昌富, 等. 基于无人机倾斜摄影的公路边坡三维重建与灾害识别方法[J]. 中国公路学报, 2022, 35(4): 77-86.
YU Jiayong, XUE Xiankai, CHEN Changfu, et al. Three-dimensional reconstruction and disaster identification of highway slope using unmanned aerial vehicle-based oblique photography technique[J]. China Journal of Highway and Transport, 2022, 35(4): 77-86.

[3] 周亮, 李刚. 改进搜索者算法在边坡稳定分析中的应用[J]. 中外公路, 2022, 42(5): 12-18.
ZHOU Liang, LI Gang. Application of improved seeker optimization algorithm in slope stability analysis[J]. Journal of China & Foreign Highway, 2022, 42(5): 12-18.

[4] 姚云琦, 曾润强, 马建花, 等. 考虑优势流作用的降雨入渗边坡可靠度分析[J]. 岩土力学, 2022, 43(8): 2305-2316.
YAO Yunqi, ZENG Runqiang, MA Jianhua, et al. Reliability analysis of slope under rainfall infiltration considering preferential flow model[J]. Rock and Soil Mechanics, 2022, 43(8): 2305-2316.

[5] 蒋水华, 姚池, 杨建华, 等. 基于模型修正的空间变异边坡可靠度分析方法[J]. 工程力学, 2018(8): 154-161.
JIANG Shuihua, YAO Chi, YANG Jianhua, et al. Model correction factor method based approach for reliability analysis of spatially variable slopes[J]. Engineering Mechanics, 2018(8): 154-161.

[6] 蒋水华, 祁小辉, 曹子君, 等. 基于随机响应面法的边坡系统可靠度分析[J]. 岩土力学, 2015, 36(3): 809-818.
JIANG Shuihua, QI Xiaohui, CAO Zijun,et al. Reliability analysis of slope system based on stochastic response surface method [J]. Rock and Soil Mechanics, 2015, 36 (3): 809-818.

[7] 彭兴, 李典庆, 曹子君, 等. 基于蒙特卡洛模拟的岩质边坡可靠度设计方法[J]. 岩石力学与工程学报, 2016, 35 (增刊2): 3794-3804.
PENG Xing, LI Dianqing, CAO Zijun, et al. Reliability design method of rock slope based on Monte Carlo

simulation[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2016, 35(sup 2): 3794-3804.

[8] LYU Q, LOW B K. Probabilistic analysis of underground rock excavations using response surface method and SORM[J]. Computers and Geotechnics, 2011, 38(8): 1008-1021.

[9] 李典庆, 郑栋, 曹子君, 等. 边坡可靠度分析的响应面方法比较研究[J]. 武汉大学学报(工学版), 2017, 50(1): 1-17.
LI Dianqing, ZHENG Dong, CAO Zijun, et al. Comparison among response surface methods for slope reliability analysis[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2017, 50(1): 1-17.

[10] 张健明, 唐仁华, 毛凤山, 等. 基于AGA-SVM公路软基沉降预测[J]. 中外公路, 2020, 40(2): 12-15.
ZHANG Jianming, TANG Renhua, MAO Fengshan, et al. Subsidence prediction of highway soft ground based on AGA-SVM[J]. Journal of China & Foreign Highway, 2020, 40(2): 12-15.

[11] 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.

[12] 王玥珩,李会兴,王浩宇,等.基于优化算法的路堑边坡爆破块度预测分析及工程应用[J/OL]. 中外公路,1-10（2025-10-20）[2025-12-27]. https://link. cnki. net/urlid/43.1363.U.20251020.0850.002.
WANG Yueheng, LI Huixing, WANG Haoyu, et al. Prediction analysis and engineering application of blasting fragmentation in cutting slopesbased on optimization algorithms[J/OL]. Journal of China & Foreign Highway,1-10（2025-10-20）[2025-12-27]. https://link. cnki. net/urlid/43.1363.U.20251020.0850.002.

[13] 汪磊, 谢彦初, 孙德安, 等. 基于GS-SVM的膨胀土边坡防护工程健康预测模型[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2022, 53(1): 250-257.
WANG Lei, XIE Yanchu, SUN Dean, et al. Health prediction model of expansive soil slope protection works based on GS-SVM[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2022, 53(1): 250-257.

[14] 周苏华, 周帅康, 谭捍华, 等. 基于支持向量机的边坡稳定状态预测及参数优化[J]. 安全与环境学报, 2022, 22(3): 1187-1197.
ZHOU Suhua, ZHOU Shuaikang, TAN Hanhua, et al. Slope stability prediction and parameter optimization using support vector machine[J]. Journal of Safety and Environment, 2022, 22(3): 1187-1197.

[15] 何婷婷, 尚岳全, 吕庆, 等. 边坡可靠度分析的支持向量机法[J]. 岩土力学, 2013, 34(11): 3269-3276.
HE Tingting, SHANG Yuequan, LYU Qing, et al. Slope reliability analysis using support vector machine[J]. Rock and Soil Mechanics, 2013, 34(11): 3269-3276.

[16] 付光远, 辜弘炀. 基于数据分布特性的支持向量机核参数选择方法[J]. 计算机应用, 2017, 37(增刊1): 103-105.
FU Guangyuan, GU Hongyang. SVM parameters selection method based on data distribution[J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(sup 1): 103-105.

[17] 阮永芬,余东晓,吴龙,等.DE-GWO算法优化SVM反演软土力学参数[J].岩土工程学报,2021,43(增刊1):166-170.
RUAN Yongfen, YU Dongxiao, WU Long, et al. DE-GWO algorithm to optimize SVM inversion mechanical parameters of soft soil[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2021, 43(sup 1): 166-170.

[18] 李坤, 赵俊三, 林伊琳, 等. 基于RF和SVM模型的东川泥石流易发性评价研究[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2022, 44(1): 107-115.
LI Kun, ZHAO Junsan, LIN Yilin, et al. Assessment of debris flow susceptibility in Dongchuan based on RF and SVM models[J]. Journal of Yunnan University (Natural Sciences Edition), 2022, 44(1): 107-115.

[19] 戴公连, 陈坤, 王芬, 等. 基于SVM和最大熵模型的桥梁极值风速预测研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2023, 20(9): 3425-3436.
DAI Gonglian, CHEN Kun, WANG Fen, et al. Extreme wind speed forecasting of bridge based on SVM and maximum entropy model[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2023, 20(9): 3425-3436.

[20] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.

[21] 王泽旭, 文斌, 罗自强. 差分进化变异策略rand/3/bin求解0-1背包问题[J]. 计算机与数字工程, 2021, 49(7): 1383-1388.
WANG Zexu, WEN Bin, LUO Ziqiang. Differential evolution mutation strategy rand/3/Bin to solve 0-1 knapsack problem[J]. Computer and Digital Engineering, 2021, 49(7): 1383-1388.

[22] LI D Q, CHEN Y F, LU W B, et al. Stochastic response surface method for reliability analysis of rock slopes involving correlated non-normal variables[J]. Computers and Geotechnics, 2011, 38(1): 58-68.

[23] LOW B K. Efficient probabilistic algorithm illustrated for a rock slope[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2008, 41(5): 715-734.

[24] WANG L, HWANG J H, JUANG C H, et al. Reliability-based design of rock slopes: A new perspective on design robustness[J]. Engineering Geology, 2013, 154: 56-63.

[25] LOW B K. Roles of FORM, system-FORM, SORM, and RSM in geotechnical reliability analysis[C]//Singapore：Proceedings of the 5th Asian-Pacific Symposium on Structural Reliability and Its Applications. Research Publishing Services, 2012: 265-270.

[26] 杨杰, 张崎, 黄一. 结构可靠性灵敏度因子的一种新指标[J]. 工程力学, 2013, 30(6): 16-21,29.
YANG Jie, ZHANG Qi, HUANG Yi. A new sensitivity factor for structural reliability[J]. Engineering Mechanics, 2013, 30(6): 16-21,29.