

张云雁. 基于 GS-SVM 的边坡稳定性预测模型[J]. 水利水电技术, 2020, 51(11): 205-209.

ZHANG Yunyan. GS-SVM-based prediction model for slope stability[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2020, 51(11): 205-209.

基于 GS-SVM 的边坡稳定性预测模型

张云雁

(云南省玉溪市水利电力勘测设计院, 云南 玉溪 653100)

摘要: 针对影响边坡稳定多个相关因素的复杂性和不确定性, 以及数据样本的不平衡, 现有的方法无法提供精确的边坡稳定性结果等原因, 需要迫切开发复杂的数据处理算法。本文通过详细调查获取了 1994—2011 年 221 个圆弧形滑坡案例中边坡高度、倾角和边坡坡体容重、黏聚力、内摩擦角、孔隙水压系数等特征参数及其相对应的稳定性状态(稳定、失稳)组成了模型样本库。然后, 提出了一种基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的方法进行边坡稳定性的预测分析, 并采用精准率、AUC 值和 F1-Score 评估模型预测性能。通过具体工程实例表明: SVM 模型分类精确率、AUC 以及 C_e 分别为 0.970、0.898 和 0.925, 明显优于 GB、RF、KNN 等模型, 其预测结果具有很高的可信度。

关键词: 边坡稳定性; 支持向量机; 预测分析; 边坡设计

doi: 10.13928/j.cnki.wrahe.2020.11.025

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

中图分类号: TU43

文献标识码: A

文章编号: 1000-0860(2020)11-0205-05



与作者互动
听语音聊科研

GS-SVM-based prediction model for slope stability

ZHANG Yunyan

(Yuxi Water Conservancy and Electric Power Survey and Design Institute of Yunnan Province, Yuxi 653100, Yunnan, China)

Abstract: Aiming at the complexities and uncertainties of several relevant factors affecting slope stability and the imbalance of the related data samples as well as the cause of that the accurate slope stability result cannot be provided by the existing methods concerned, an algorithm for processing the complicated data is necessary to be urgently developed. Through the detailed investigation, the characteristic parameters of the height, dip angle, cohesion, internal friction angle, pore pressure coefficient, etc. of the slopes in the cases of 221 circular landslides occurred in the period of 1994—2011 as well as the corresponding stability statuses (stabilized or destabilized) are obtained and then a model sample database is made up herein. Afterwards, a SVM (Support Vector Machine)-based method is put forward to carry out the prediction analysis of the slope stability, while the prediction performance of the prediction model is evaluated by means of accuracy, AUC value and F1-Score. Through the specific engineering cases, it is indicated that the classification accuracy rate, AUC and F1-Score of the SVM model are 0.970, 0.898 and 0.925 respectively, which are obviously better than those from the models of GB, RF, KNN, etc., thus its predicting result has a very high reliability.

Keywords: slope stability; support vector machine; prediction analysis; slope design

收稿日期: 2019-11-18

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFC0407102)

作者简介: 张云雁(1967—), 男, 高级工程师, 学士, 主要研究方向为水利电力工程勘测设计、评审、咨询等。E-mail: lvs198509@163.com

0 引言

边坡作为复杂的非线性动态系统,其稳定性分析与评价是边坡工程的重点研究方向之一^[1]。为了避免在采矿和岩土工程项目(如水坝、堤坝、土坝、垃圾填埋场等)中因边坡失稳而造成的严重破坏和损失,必须借助更好的工具以实现其发生状况的实时预测。

近年来,国内外各学者从理论分析、实验模拟、数值仿真和统计方法等方面进行边坡稳定性分析,取得了丰硕的研究实践成果^[2-6]。目前常用的边坡稳定性评价方法主要包括:数值算法^[7-8]、智能分析法^[9-10,12]等。极限平衡法(LEM)和有限元法(FEM)是进行边坡稳定性分析最常用的数值分析方法。但在实际应用中,极限平衡法未能全面地考虑材料应力~应变关系,最终获取的平均安全系数在假定的滑裂面上,且中间计算的物理量也不是真实存在的。同时,当边坡在各种因素作用下内部发生变形和脆性断裂、渐进蠕变、弱土壤层液化等复杂机制作用而失效时,LEM方法难以进行分析。此外,与LEM相比,FEM在计算方面更加耗时,难以实现实时分析。近年来,众多学者采用智能方法进行边坡稳定性分析,以期从更深层面探索边坡失稳作用机制。例如,LU和ROSENBAUM^[14]结合人工神经网络和灰色系统方法,根据岩土工程的岩土特性和历史行为,对边坡稳定性进行评价。ZHAO等^[15]利用相关向量机探索了边坡稳定性与其影响因素之间的非线性关系。LIU等^[16]采用极限学习机技术对97例斜坡稳定性进行评价和预测。然而,对于精确预测和评估结构的安全水平还缺乏系统地研究。经验或半经验方法均是基于收集的有限原始监测资料^[17],不能保证所获规律的普适性,此外,在应用复杂的数值方法之前,模型输入参数的估计是一项越来越困难的任务。因此,建立一个高精度、强泛化性的边坡稳定性预测模型对采矿和岩土工程人员来说仍是一个相当大的挑战。

支持向量机作为基于最小化结构风险的预测模型,其在解决数据的非线性、避免局部最优解等多个问题中均具有较强的适用性,并通过与其他优化算法相结合,已经被广泛的应用到了众多实际分类等领域的问题研究中。考虑到模型参数的选取严重影响分析结果,本文采用网格搜索算法(Grid Search,GS)对支持向量机模型进行参数优化选择(GS-SVM),并根据边坡特征参数,采用优化后的支持向量机模型对边坡稳定进行预测。

1 支持向量机

支持向量机方法基于构造风险最小理论,使离超立体最接近的元素到超平面的间隔最大。支持向量机的目标就是建立最好的分类超平面,从而来提高学习分类机器的泛化处理能力。具体求解过程如下。

(1) 设已知样本训练集

$T = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\} \in (X \times Y)^m$ (1)
式中, T 为模型样本集; X 为模型特征集, $x_i \in X = R^m$; Y 为模型目标集, $y_i \in Y = \{-1, +1\}$; n 为样本总数。

(2) 选择适当核函数 γ 以及参数 C ,解决优化问题

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i y_i \alpha_j y_j K(x_i, x_j) - \sum_{j=1}^n \alpha_j$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, \dots, n \quad (2)$$

得最优解: $\alpha^* = (\alpha_1^*, \dots, \alpha_n^*)^T$ 。

(3) 选取 α^* 分量为正的部分,通过计算获取分类阈值

$$b^* = y_i - \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* K(x_i, x_j) \quad (3)$$

(4) 构造最优判别函数

$$f(x) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i^* K(x_i, x_j) + b^* \right] \quad (4)$$

支持向量机内积核函数 K 的主要种类有:

(1) 线性内核函数

$$K(x_i, x_j) = [(x_i, x_j) + 1]^q \quad (5)$$

(2) 多项式核函数

$$K(x_i, x_j) = [(x_i, x_j) + 1]^q \quad (6)$$

(3) 高斯径向基核函数

$$K(x_i, x_j) = \exp\left\{-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma^2}\right\} \quad (7)$$

(4) 双曲正切核函数

$$K(x_i, x_j) = \tanh(v(x_i \cdot x_j) + c) \quad (8)$$

一般用SVM做分类预测时必须调整相关参数(特别是惩罚参数 C 和核函数参数 g),这样才可以获得比较满意的预测分类精度,本文采用网格搜索(Grid Search,GS)算法获取最优模型参数参数,防止过拟合和欠拟合状态的产生,从而实现测试集合的预测以得到较佳的精度。

2 基于GR-SVM的边坡稳定性预测模型

为了从边坡案例特征数据中深度挖掘边坡稳定状

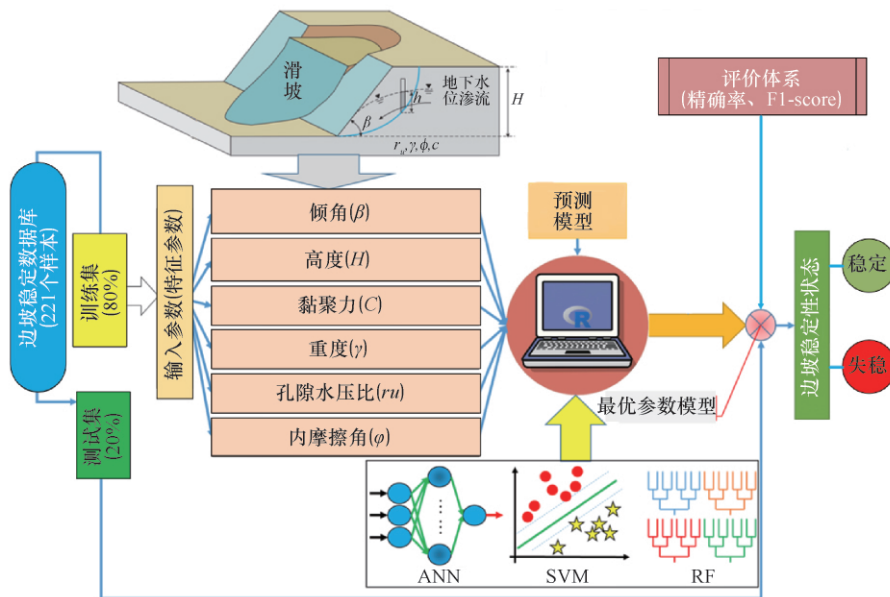


图1 基于GR-SVM的边坡稳定性预测模型流程

态与影响因子之间的作用机制,实现模型的高性能预测目标,本文结合SVM方法的优势,建立了基于GR-SVM的边坡稳定性预测模型。图1为基于GR-SVM的边坡稳定性预测模型流程图,具体的建模步骤如下。

2.1 数据预处理

首先进行数据检查,避免因人为因素和外界环境而造成数据的污染,其次将数据特征集进行标准化处理,之后将模型数据集划分为训练集和测试集(0.8:0.2)。

2.2 模型训练与预测

将经预处理的标准化数据集训练样本作为模型输入,通过GR算法寻求模型的最优参数。将测试集自变量因子数据输入到训练好的最优参数预测模型,获得相应的变形预测结果。

2.3 模型性能评价

依据边坡稳定性的预测模型评价指标(分类精确率、AUC值和F1-score)对预测结果进行评估,并将基于GR-SVM边坡稳定性预测模型分析结果与基于ANN、RF的边坡稳定性预测模型结果进行对比分析。

3 工程实例应用

本文以实际边坡数据资料为例建立基于GS-SVM、人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)和随机森林(Random Forests, RF)的边坡稳定性预测模型,并采用分类预测模型评价指标体系对所有预测模型进行对比分析评价。仿真实验环境:操作系统为

Window 10, 硬件配置为CPU Intel i5, 内存为8 G; 编程语言为Python 3.7.2rc1。

3.1 模型样本集选取

本文数据库由221个案例(边坡稳定案例:边坡失稳案例=115:106)组成,这些案例取60余处的工程实际边坡案例。边坡高度 H 、倾角 β 和重度 γ 是基本的边坡几何设计参数,它们通常会确定土质边坡失效的条件,边坡稳定性会随着坡度高度、倾角增加、重度降低而呈现下降趋势。根据摩尔-库仑准则可知,黏聚力 C 和内摩擦角 φ 是坡度设计和稳定性分析中两个关键物理参数,证明孔隙水压力也是影响边坡稳定的

重要参数之一。借鉴前期学者研究成果,本文选择斜坡高度 H 、黏聚力 C 、倾角 β 、重度 γ 、孔隙水压比 ru 和内摩擦角 φ 数据作为模型特征数据,边坡稳定性状态作为标签数据,以此221个案例为基础进行基于GBM的边坡稳定性模型分析研究。表1为前20个样本的详细资料。

3.2 模型训练与预测

3.2.1 模型参数优化

为了获取最优模型参数,本文首先通过试算将SVM模型中参数 C 、 g 分别固定 $[0.01, 0.05]$ 、 $[0.1, 0.5]$ 之间,然后采用网格搜索算法获取20000组 C 、 g 参数组合,在各参数下分别进行模型训练和预测,得到在此组合下测试集的分类准确率,最终选取测试集分类准确率最高的 C 、 g 组合作为最佳参数。图2为GR-SVM参数寻优结果图。

由图2可知:该样本数据下,SVM模型惩罚参数 C 最优取值范围为 $[0.472, 0.500]$,核函数参数 γ 最优取值范围为 $[0.029, 0.05]$,且当两个参数组合在以上范围内时,模型均可获得最佳拟合预测性能。因此,本文选取模型最优参数为: $C=0.5, g=0.05$ 。

3.2.2 模型预测分析

以实际工程边坡数据为基础,分别建立基于ANN、RF和GR-SVM的边坡稳定性预测模型。表2为各边坡稳定性预测模型预测结果。

通过对表2分析可知:基于GS-SVM的边坡稳定性预测模型精度较高,目标损失函数最小,模型训练结果较优,同时其预测性能也明显优于基于ANN、

表1 基于GS-SVM的边坡稳定性预测模型案例库部分数据

编号	名称	斜率高度/m	倾角/(°)	重度/ $kN \cdot m^{-3}$	黏聚力/kPa	内摩擦角/(°)	孔隙水压比	状态
1	天生桥二级水电站7号滑坡	10	30	22	10	35	0.29	Stable
2	中国四川省垮梁子滑坡	30	30	21	10	30.343	0.29	Stable
3	积石峡水电站1号滑坡	50	45	22	10	36	0.29	Failure
4	浙江大溪滑坡	30	45	22	20	36	0.29	Failure
5	子洪水库右岸滑坡	4	35	12	0.03	30	0.29	Failure
6	中延村滑坡	8	45	12	0	30	0.29	Failure
7	赵家塘滑坡	4	35	12	0	30	0.29	Stable
8	汉江旬阳水电站杨大沟滑坡	200.5	49	31.3	68	37	0.29	Failure
9	湖北苏家坪滑坡	50	45	20	30	36	0.29	Failure
10	三峡工程滑坡	73	45	26.49	150	33	0.15	Stable
11	湖北茅坪滑坡	61.9	36.5	23.1	25.2	29.2	0.4	Stable
12	重庆沙岭滑坡	23.5	47.5	23.8	31	38.7	0.31	Stable
13	重庆牛滚山滑坡	88	40.2	22.3	20.1	31	0.19	Stable
14	甘肃泄流坡滑坡	115	49.1	23.5	25	20	0.41	Stable
15	江苏赵家塘滑坡	40.3	46.2	23	20	20.3	0.25	Stable
16	云南头寨沟滑坡	123.6	41.5	21.5	15	29	0.36	Stable
17	深圳水库导流洞滑坡	45.2	30.3	23.4	15	38.5	0.28	Failure
18	太平驿水电站导流洞滑坡	201.2	46.8	19.6	17.8	29.2	0.37	Stable
19	霸王山滑坡	49.5	45.8	22.1	45.8	49.5	0.21	Stable
20	江西七一水库滑坡	50	20.32	18.82	25	14.6	0.4	Failure

表2 各边坡稳定性预测模型预测部分结果

模型	样本																			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
ANN	1	1	0	1	0	1	0	0	1	0	1	0	1	1	1	0	1	0	1	0
RF	1	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	1	1	1	1	1	0	1	0
GR-SVM	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	1	0
实际状态	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	1	0

注：表中1代表边坡状态为稳定；0代表边坡状态为失稳

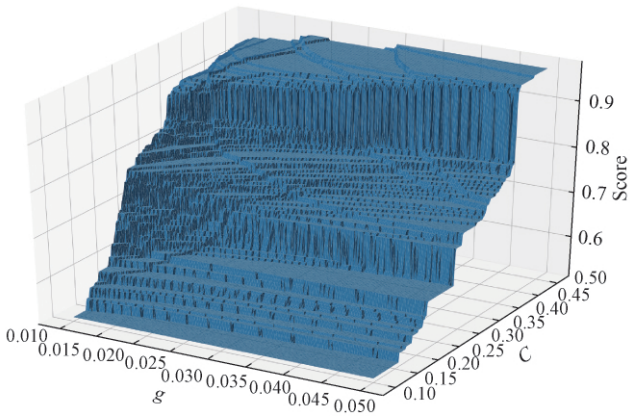


图2 为GR-SVM参数寻优结果

RF的边坡稳定性预测模型。同时也证明了传统的ANN、RF方法在边坡稳定性预测模型建立方面还存在一定的缺陷，而SVM可以更好地挖掘数据的内部特征来反映坡体的真实性态，具有良好的实际参考价值。

3.2.3 模型评价

为了验证基于GS-SVM的边坡稳定性预测模型的性能，选取常用的分类精准率、AUC值和F1-score

评价指标进行预测模型性能的衡量，并对基于ANN、RF和SVM的边坡稳定性预测模型的评价指标计算结果进行对比分析。各模型的ROC曲线如图3所示，各模型的精准率、F1-score计算结果如表3所列。

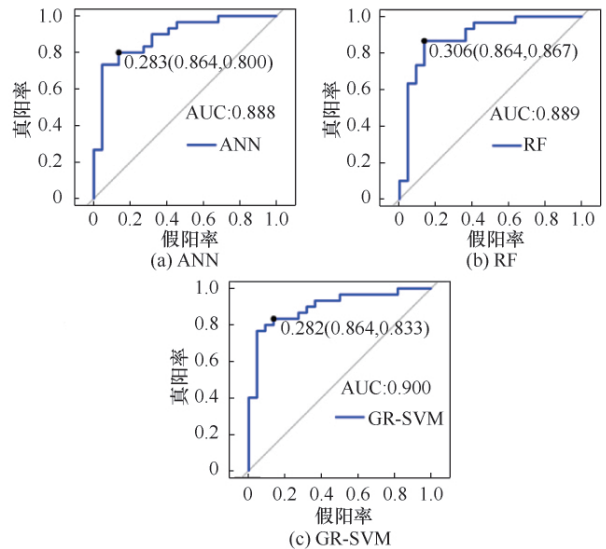


图3 各模型的ROC曲线

表3 预测模型精确性指标

预测模型	精准率	AUC	F1-score
ANN	0.861	0.888	0.771
RF	0.882	0.874	0.825
GR-SVM	0.970	0.898	0.925

分析图3和表3可知:相比于传统的ANN,RF较为有效地提高了模型的预测精确性,但基于GR-SVM的模型预测效果最好,具有较高的精准度。相较于基于ANN、RF和GR-SVM的边坡稳定性预测模型的各项指标,基于GR-SVM的边坡稳定性预测模型预测误差最小,精准率高达97%,AUC值和F1-score值接近于1。因此,基于GR-SVM的边坡稳定性预测模型精准度性能较佳,泛化性较强,预测结果更接近坡体真实状态。

4 结论

通过对实际工程中的221个历史边坡条件案例数据资料进行分析,将GR-SVM理论引入到边坡稳定性分析领域,建立了基于GR-SVM的边坡稳定性预测模型,通过工程实例验证可得以下结论:(1)GR-SVM分类器可以探索边坡稳定性与其影响因子之间的非线性关系,通过参数数据可以较为准确地进行边坡稳定性状态预测,且其预测性能明显优于传统的ANN、RF预测模型,具有很强的工程实用性。(2)尽管分析结果比较满足实际需要,但仍有一些问题尚未解决,数据集大小和数据不平衡对坡度稳定性预测的影响,边坡稳定状态对影响因子的敏感性等问题尚待进一步研究。

参考文献:

- [1] 李宁,郭双枫,姚显春.再论岩质高边坡稳定性分析方法[J].岩土力学,2018,39(2):397-406.
- [2] 罗强,朱江江,张瑞国,等.砂土边坡稳定性土工离心模型试验[J].岩石力学与工程学报,2018,37(5):1252-1259.
- [3] 陈朝晖,雷坚,黄景华,等.考虑参数空间变异性的边坡稳定可靠性有限元极限分析[J].岩土工程学报,2018,40(6):985-

993.

- [4] PRADHAN, SARADA PRASAD, TARIQ SIDDIQUE. Stability assessment of landslide-prone road cut rock slopes in Himalayan terrain: A finite element method based approach [J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, 2020, 12(1): 59-73.
- [5] 张文生,罗强,蒋良滩,等.小样本岩土参数下考虑矩估计偏差的土质边坡可靠度分析[J].岩土力学,2019,40(1):315-324.
- [6] 聂柏松,沈振中,侯冰铃,等.基于离散单元法的锚固岩质边坡动力响应研究[J].南水北调与水利科技,2019,17(2):202-208.
- [7] 陶宇,梁伟桥,谢卫兵.有限元强度折减法分析边坡稳定性的判据研究[J].工业建筑,2019,49(2):103-106.
- [8] 韩同春,林博文,何露,等.基于GIS与数值模拟软件耦合的三维边坡建模方法及其稳定性研究[J].岩土力学,2019,40(7):2855-2865.
- [9] WANG, MINGWU. A novel multi-dimensional cloud model coupled with connection numbers theory for evaluation of slope stability [J]. Applied Mathematical Modelling, 2020(77): 426-438.
- [10] 周子涵,陈忠辉,王建国,等.爆破荷载作用下露天矿边坡稳定性的突变研究[J].岩土力学,2020(3):1-10.
- [11] 于良.基于混合核函数MAPSO-SVR的边坡位移预测研究[D].赣州:江西理工大学,2018.
- [12] 孙昊,潘少华,杨善统,等.基于改进粒子群优化算法的边坡稳定性分析[J].水电能源科学,2017,35(2):148-152.
- [13] 刘真真,方朝阳,朱涛,等.有限元极限平衡法在边坡稳定性分析中的应用[J].水电能源科学,2010,28(12):93-94.
- [14] LU P, ROSENBAUM M S. Artificial neural networks and grey systems for the prediction of slope stability [J]. Natural Hazards, 2003, 30(3): 383-398.
- [15] ZHAO HONGBO, SHUNDE YIN, ZHONGLIANG RU. Relevance vector machine applied to slope stability analysis [J]. International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics 2012, 36(5): 643-652.
- [16] LIU ZAOLIAO. An extreme learning machine approach for slope stability evaluation and prediction [J]. Natural hazards, 2014, 73(2): 787-804.
- [17] BASAHEL, HASSAN, HANI MITRI. Probabilistic assessment of rock slopes stability using the response surface approach-A case study [J]. International Journal of Mining Science and Technology, 2019, 29(3): 357-370.

(责任编辑 郭利娜)