

<https://doi.org/10.3799/dqkx.2025.238>



基于贝叶斯优化 XGBoost 的堰塞坝溃决洪峰流量预测模型及参数敏感性研究

吴昊¹, 吴家伟², 郑德凤³, 钟启明⁴, 年廷凯^{2*}

1. 南京工业大学交通运输工程学院, 江苏南京 211816
2. 大连理工大学建设工程学院, 辽宁大连 116024
3. 辽宁师范大学地理科学学院, 辽宁大连 116029
4. 南京水利科学研究院岩土工程研究所, 江苏南京 210024

摘要: 准确且迅速地评估堰塞坝溃决洪峰流量, 对应急抢险至关重要。基于机器学习方法预测突发型堰塞坝溃决参数是当前的研究热点, 而目前堰塞坝数据库缺少足够案例量, 且堰塞坝溃决洪峰流量预测模型无法考虑各影响因素之间的非线性映射关系, 这导致模型的泛化能力弱。基于此, 采用泥沙冲刷模型模拟堰塞坝溃决过程, 从而扩充堰塞坝溃决案例数据库; 建立贝叶斯算法优化的极端梯度提升(XGBoost)的机器学习算法; 提出考虑堰塞坝几何形态参数(坝高、坝宽、坝长、坝体积)、堰塞湖库容、诱发因素、物质组成(侵蚀度和结构类型)等 8 个影响因素的非均质堰塞坝溃决洪峰流量机器学习预测模型; 基于参数敏感性分析, 进一步建立便于堰塞湖灾害应急抢险使用的简化三参数模型。结果表明, 与传统模型相比, 贝叶斯优化的 XGBoost 模型具有更高的预测精度; 基于唐家山和白格堰塞坝案例分析证实本文模型预测溃决洪峰流量与真实值最大误差约 20%。研究成果能够为堰塞坝应急抢险地质处置及区域防灾减灾提供有益参考。

关键词: 堰塞坝; 溃坝; 洪峰流量; 贝叶斯优化算法; 极端梯度提升; 工程地质学。

中图分类号: P642

文章编号: 1000-2383(2026)04-1489-10

收稿日期: 2025-07-23

Peak Breach Discharge Prediction for Landslide Dams Using a Bayesian-Optimized XGBoost Model and Sensitivity Analysis

Wu Hao¹, Wu Jiawei², Zheng Defeng³, Zhong Qiming⁴, Nian Tingkai^{2*}

1. College of Transportation Engineering, Nanjing Tech University, Nanjing 211816, China
2. School of Infrastructure Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China
3. School of Geography, Liaoning Normal University, Dalian 116029, China
4. Department of Geotechnical Engineering, Nanjing Hydraulic Research Institute, Nanjing 210024, China

Abstract: Accurate and rapid assessment of peak flood discharge from landslide dam breaches is crucial for emergency response efforts. Predicting breach parameters of sudden landslide dam failures using machine learning methods has become a current

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(Nos. U2443227, 42577172, 42207228).

作者简介: 吴昊(1992-), 男, 副教授, 博士, 主要从事滑坡灾害链演化机理与数智减灾技术方面的研究. ORCID: 0000-0002-9380-7369. E-mail: wuhaogeot@njtech.edu.cn

* **通讯作者:** 年廷凯(1971-), 男, 教授, 博导, 主要从事岩土工程、地质灾害与生态护坡方面的研究. ORCID: 0000-0002-1458-5500. E-mail: tknian@dlut.edu.cn

引用格式: 吴昊, 吴家伟, 郑德凤, 钟启明, 年廷凯, 2026. 基于贝叶斯优化 XGBoost 的堰塞坝溃决洪峰流量预测模型及参数敏感性研究. 地球科学, 51(4): 1489-1498.

Citation: Wu Hao, Wu Jiawei, Zheng Defeng, Zhong Qiming, Nian Tingkai, 2026. Peak Breach Discharge Prediction for Landslide Dams Using a Bayesian-Optimized XGBoost Model and Sensitivity Analysis. *Earth Science*, 51(4): 1489-1498.

research focus. However, existing landslide dam database lack sufficient case records, and current predictive models for peak breach discharge fail to capture the nonlinear interactions among influencing factors, resulting in limited generalization capability. In response to this, this study employs a sediment erosion model to simulate the landslide dam breach process, thereby expanding the landslide dam breach case database. The Extreme Gradient Boosting (XGBoost) machine learning algorithm is used to predict the peak flood discharge of landslide dam breaches, and the Bayesian algorithm is employed to optimize the hyperparameters of the XGBoost model. An innovative machine learning prediction model for peak flood discharge of heterogeneous landslide dam breaches is proposed, considering eight influencing factors, including geometric parameters of the dam (height, width, length, volume), reservoir capacity, triggering factors, and material composition (erodibility and structural type). The results indicate that, compared to traditional models, the Bayesian-optimized XGBoost machine learning model exhibits higher prediction accuracy. Case analyses of Tangjiashan and Baige landslide dams confirm that the model's predicted peak flood discharge has a maximum error of approximately 20% compared to the actual values. This study provides a valuable reference for emergency response and regional disaster mitigation in the context of landslide dam breaches.

Key words: landslide dam; dam breach; peak flood discharge; Bayesian optimization; XGBoost; engineering geology.

0 引言

堰塞坝是由崩塌、滑坡、泥石流等诱发形成的地质体,坝体形态不规则且内部岩土体结构复杂(年廷凯等, 2018). 堰塞坝溃决时产生的洪峰流量作为评估堰塞湖风险与下游洪水演进模拟的关键参数,其大小直接影响下游灾害程度. 因此,在堰塞坝形成后,准确快速地确定其洪峰流量至关重要(朱兴华等, 2020; 阮合春等, 2022; Li *et al.*, 2023; Long *et al.*, 2024; 成泽霖等, 2024; 冯震宇等, 2024). 堰塞坝溃决曾造成重大人员伤亡和财产损失,如 1786 年 6 月 1 日发生在泸定—康定地区的堰塞坝溃决事件,导致超过 10 万人死亡和失踪,下游的基础设施损毁严重(吴昊, 2021); 1933 年叠溪堰塞坝溃决事件导致超过 2 000 多人丧生,大量田地被毁(袁浩等, 2023). 2000 年 4 月 9 日,西藏林芝地区波密县境内发生易贡滑坡堵江并形成堰塞坝,坝体溃决时的洪峰流量最高达 $124\ 000\ \text{m}^3/\text{s}$ (Cui *et al.*, 2009). 2008 年唐家山堰塞坝洪峰流量高达 $6\ 500\ \text{m}^3/\text{s}$,不仅使上游地区处于汪洋,还威胁着下游绵阳、北川等地区,几十万百姓被迫撤离(Cai *et al.*, 2020). 2018 年 10 月和 11 月发生在西藏地区的两次白格滑坡堰塞坝,直接堵塞的金沙江,对下游的多个水电站造成直接威胁,实际溃决洪峰流量超过 $10\ 000\ \text{m}^3/\text{s}$. 根据统计,两次堰塞坝共造成十余万人受灾,经济损失高达上百亿元(Costa and Schuster, 1988).

由于堰塞坝的形成具有突发性,其精细化的物理力学参数难以第一时间获取,故针对堰塞坝溃决危险性评估,许多学者提出了基于历史堰塞坝统计

案例的经验模型. 国内外学者研究了坝体形态、坝体水动力条件、坝体材料特征等因素与溃决流量的影响,利用统计分析方法,建立了一系列溃决洪峰流量预测模型公式(Shan *et al.*, 2020). 例如, Costa and Schuster (1988) 首次建立了真实案例的堰塞湖数据库,在此基础上提出了基于坝体高度和水库容量的溃决洪峰流量经验模型; Costa and Schuster (1988) 提出了基于势能原理的堰塞坝溃决洪峰流量模型; Walder and O'Connor (1997) 建立了考虑库水位下降深度和库容量的堰塞坝溃决洪水洪峰流量预测模型; Hakimzadeh *et al.* (2014) 等基于 40 组溃坝模型实验数据,提出了考虑坝高和库容影响的堰塞坝溃决洪水洪峰流量预测模型,并通过 37 组真实案例验证了模型的适用性; Peng and Zhang (2012) 通过考虑堰塞体侵蚀程度,提出了综合考虑库容、几何结构以及坝体材料物质组成的洪峰流量预测模型; 石振明等(2014) 进一步将侵蚀度分为高、低两个等级,建立了新的全参数洪峰流量预测模型,并将该模型应用于唐家山堰塞坝的案例研究中.

目前对于堰塞坝溃决参数的预测方法仍存在以下问题亟待解决: 首先,现有的堰塞坝溃决洪峰流量预测模型主要依靠案例数据库参数的回归拟合,但是随着数据库案例的增加以及各影响因素之间复杂的非线性映射关系,模型的泛化能力以及精确度仍有待提升; 其次,由于堰塞坝形成和溃决具有突发性,拥有详细溃决数据的堰塞坝案例仍极为有限,如何扩充堰塞坝数据库以便于进行模型的训练和测试是基于机器学习方法的溃决洪峰流量模型开发亟待解决的问题; 最后,当前堰塞坝溃决预

测参数模型多考虑堰塞坝形态与上游堰塞湖水动力特征,缺乏考虑堰塞体的诱发原因和物质组成等关键特征。

为了解决上述问题,本研究以61例真实堰塞坝溃决案例为基础,采用基于溃坝机理驱动数值算法模拟堰塞坝溃决过程,从而扩充堰塞坝溃决案例数据库,建立了122例溃坝案例数据集;对每个案例的坝高、坝长、坝宽、坝体体积、库容、侵蚀度、结构类型以及诱发因素进行了归一化处理;将贝叶斯优化算法与极端梯度提升算法(XGBoost)相结合,从而建立了用于预测堰塞坝溃决洪峰流量的全参数机器学习预测模型,最后对输入变量进行了敏感性分析,并建立了简化的三参数预测模型。

1 基本原理

1.1 XGBoost模型

极端梯度提升模型(eXtreme Gradient Boosting,简称XGBoost),采用串行训练多个弱学习器(通常为决策树),每个学习器旨在修正前一个学习器的误差(Shi *et al.*, 2022)。XGBoost兼顾了预测准确度与模型的简洁性,通过迭代过程提升模型的效能,具有高效、精确和适应性强的特点(Wu *et al.*, 2023; Zhang *et al.*, 2023)。

XGBoost算法通过引入正则化项控制模型的复杂度。具体来说,XGBoost的正则化包括L1正则化和L2正则化。其中,L1正则化的目的是降低模型复杂度,提高模型的泛化性能,L2正则化的目的是降低模型对训练数据的敏感性,减缓过拟合的发生,同时也有助于处理特征之间的共线性。其目标函数表达式如下:

$$L(\theta) = \sum_{i=1}^n l[y_i, \hat{y}_i^{(t-1)} + f_i(x_i)] + \Omega(f_i), \quad (1)$$

式中: $L(\theta)$ 表示目标函数; n 表示样本数量; y_i 表示第*i*个样本实际值; t 表示决策树数量; $\hat{y}_i^{(t-1)}$ 表示前*t-1*次迭代的预测值; $f_i(x_i)$ 为第*t*次迭代的预测值。

$\Omega(f_i)$ 作为模型复杂度约束项,其作用是避免模型过度适应训练数据,防止过拟合现象,其表达式如下:

$$\Omega(f_i) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda w^2, \quad (2)$$

式中: γ 表示复杂度参数; T 为叶子节点的数量; w 为叶子节点向量的模; λ 为L2正则化系数。

1.2 贝叶斯优化算法

在XGBoost模型构建过程中,超参数的精细调整对于性能提升至关重要。本文采用贝叶斯算法优化XGBoost模型的超参数。

贝叶斯优化算法的基本思想是通过建模目标函数的先验分布,不断更新这一分布,以便更加精准地指导下一次实验的超参数选择。其核心在于在参数空间中寻找最优解的过程中,充分利用历史实验数据,从而高效地找到目标函数的全局最优解。贝叶斯优化算法基于高斯过程回归,构建后验概率分布,表达式如下:

$$P(f|D) = \frac{P(D|f)P(f)}{P(D)}, \quad (3)$$

式中: $P(D)$ 为数据*D*发生的概率; $P(f)$ 为*f*的先验概率; $P(D|f)$ 为给定*f*的情况下训练数据*D*发生概率。

在每一次迭代中,需要选择一个新的超参数向量 x_{n+1} ,为了选择最优的 x_{n+1} ,需要计算出它对应的后验概率分布 $P(f_{n+1}|D)$:

$$P(f_{n+1}|D) = \frac{P(D|f_{n+1})P(f_{n+1})}{P(D)}. \quad (4)$$

在理论框架中,计算的是 $P(f_{n+1})$ 和训练数据*D*之间的关联性,即 $P(f_{n+1}|D)$,其可通过高斯过程建模技术来定量计算。具体步骤是,首先运用高斯过程模型对训练数据*D*进行拟合,然后通过此模型来推断出新超参数向量 x_{n+1} 对应的目标函数值*f*的后验分布。通过选择期望目标函数值最小的超参数向量 x_{n+1} 来更新搜索方向,从而逐步优化目标函数的值,得到最优的超参数组合。

1.3 泥沙冲刷模型

统计表明,9成以上的堰塞坝溃决是由漫顶冲刷造成的(年廷凯等,2018)。故本文引用泥沙冲刷模型模拟堰塞坝溃决过程,模拟结果用来扩充溃坝案例数据库。泥沙冲刷模型将泥沙分为悬浮泥沙和沉积泥沙两种状态:悬浮泥沙为浓度较低的土颗粒,悬浮在流体中,由悬移质输运方程控制;沉积泥沙为河床的一部分,不随水流运动,只有较薄的颗粒表面层能够以推移质输移的形式运动。悬浮泥沙和沉积泥沙的交界处,土颗粒的状态会随着流速的变化相互转变,当流体速度大于其挟带速度时,土颗粒会由沉积状态变为悬浮状态,流速下降时又会再次沉积于河床表面。

泥沙冲刷模型采用了 Mastbergen and Van den Berg(2003)的经验输沙模型. 首先使用公式计算无量纲参数 $d_{*,i}$:

$$d_{*,i} = d_i \left[\frac{\rho_f (\rho_i - \rho_f) \|g\|}{\mu_f^2} \right]^{\frac{1}{3}}, \quad (5)$$

式中: d_i 表示第 i 种泥沙的颗粒直径; ρ_i 为第 i 种泥沙的密度; ρ_f 为液体的密度; μ_f 为液体的动力粘滞系数; $\|g\|$ 为重力加速度的范数.

临界希尔兹数 $\theta_{cr,i}$ 采用 Soulsby-Whitehouse 公式计算(Soulsby, 1997):

$$\theta_{cr,i} = \frac{0.3}{1 + 1.2d_{*,i}} + 0.055 [1 - \exp(-0.02d_{*,i})]. \quad (6)$$

根据泥沙休止角对临界希尔兹数进行坡度修正(Soulsby, 1997):

$$\theta'_{cr,i} = \theta_{cr,i} \frac{\cos \psi \sin \beta + \sqrt{\cos^2 \beta \tan^2 \varphi_i - \sin^2 \psi \sin^2 \beta}}{\tan \varphi_i}. \quad (7)$$

式中: ψ 为水流方向与逆坡方向的夹角; β 为床面坡度; φ_i 为第 i 种泥沙的休止角.

$$\theta_i = \frac{\tau}{\|g\| d_i (\rho_i - \rho_f)}. \quad (8)$$

土颗粒在水流作用下由沉积状态转变为悬浮状态, 然后随着水流向下游迁移. 这些颗粒的状态通常由泥沙颗粒的挟带抬升速度 $u_{lif,i}$ 计算(Mastbergen and Van Den Berg, 2003).

$$u_{lif,i} = \alpha_i n_s d_{*,i}^{0.3} (\theta_i - \theta'_{cr,i})^{1.5} \sqrt{\frac{\|g\| d_i (\rho_i - \rho_f)}{\rho_f}}, \quad (9)$$

式中: α_i 为挟带系数, 默认值是 0.018 (Mei *et al.*, 2022); n_s 为床面的外法线方向.

土颗粒沉降速度按照下列公式计算(Soulsby, 1997):

$$u_{settlng,i} = \frac{v_f}{d_i} [(10.36^2 + 1.049d_{*,i}^3 - 10.36)], \quad (10)$$

式中: v_f 为流体的运动粘滞系数.

在河床表面跳跃或滚动的砂粒的运动模式属于推移质传输, 本研究推移质输沙率采用 Meyer-Peter 的计算模型, 公式为:

$$\Phi_i = \beta_i (\theta_i - \theta'_{cr,i})^{1.5} c_{b,i}, \quad (11)$$

$$q_{b,i} = \Phi_i \left[\|g\| \left(\frac{\rho_i - \rho_f}{\rho_f} \right) d_i^3 \right]^{\frac{1}{2}}, \quad (12)$$

式中: Φ_i 为无量纲推移质输沙率; $c_{b,i}$ 为第 i 种泥沙在

床面泥沙中所占的体积分; β_i 为推移质输沙系数; $q_{b,i}$ 为推移质输沙率.

采用输运方程求解悬移质泥沙浓度, 方程为

$$\frac{\partial C_{s,i}}{\partial t} + \nabla \cdot (u_{s,i} C_{s,i}) = \nabla \cdot \nabla (DC_{s,i}), \quad (13)$$

式中: $C_{s,i}$ 为第 i 种泥沙的悬移质质量浓度; $u_{s,i}$ 为悬移质速度; D 为扩散系数.

采用下列公式计算悬移质速度:

$$u_{s,i} = \bar{u} + u_{settlng}, \quad (14)$$

式中: \bar{u} 为水沙混合物的速度.

2 溃决洪峰流量预测模型构建过程

2.1 模型构建方法

机器学习模型通常依赖大规模样本支撑, 但现有堰塞坝案例数据库数量有限且存在一定偏差(吴昊等, 2023). 为突破这一限制, 本研究引入基于物理过程的泥沙冲刷机理模型, 该模型能够对堰塞坝在不同条件下的冲刷与溃决进行数值复现, 从而补充和扩展有限的真实案例数据 (Bergen *et al.*, 2019; Reichstein *et al.*, 2019). 这一过程不仅弥补了数据库规模不足的缺陷, 也为后续模型训练提供了具有机理约束的数据支撑, 实现真实案例数据与机理模型模拟数据的融合. 依托该“数据-机理融合”样本库, 进一步构建基于贝叶斯优化 XGBoost 的堰塞坝溃决洪峰流量预测模型, 其整体流程如图 1 所示.

2.2 数据库的建立及数据预处理

本文在前人研究的数据基础上, 扩展了数据采集范围, 构建了全新的堰塞坝案例库, 共包括了 61 个实例. 数据库中堰塞坝的特征信息包括, 堰塞坝的几何形态、堰塞湖库容、坝体结构类型、侵蚀程度、诱发因素、溃坝洪峰流量等. 并基于上述泥沙冲刷模型, 按真实堰塞体参数取值范围(表 1) (Shen *et al.*, 2022), 又设置了 61 组数值模拟工况, 共构建了 122 组的堰塞坝数据库.

鉴于侵蚀程度、诱发因素和结构类型为属性参数, 通过下述方法将属性参数进行量化处理. 以粗细粒、碎石及块石 3 个粒组为划分依据, 提出坝体侵蚀度赋值标准: 若坝体中大于 200 mm 的颗粒含量大于 50%, 则坝体侵蚀度为 0~0.5; 若坝体中小于 60 mm 的颗粒含量大于 50%, 则坝体侵蚀度为 0.75~1.00; 若坝体中 60~200 mm 的颗粒含量大于 50%, 则坝体侵蚀度为 0.50~0.75. 采用线性插值法

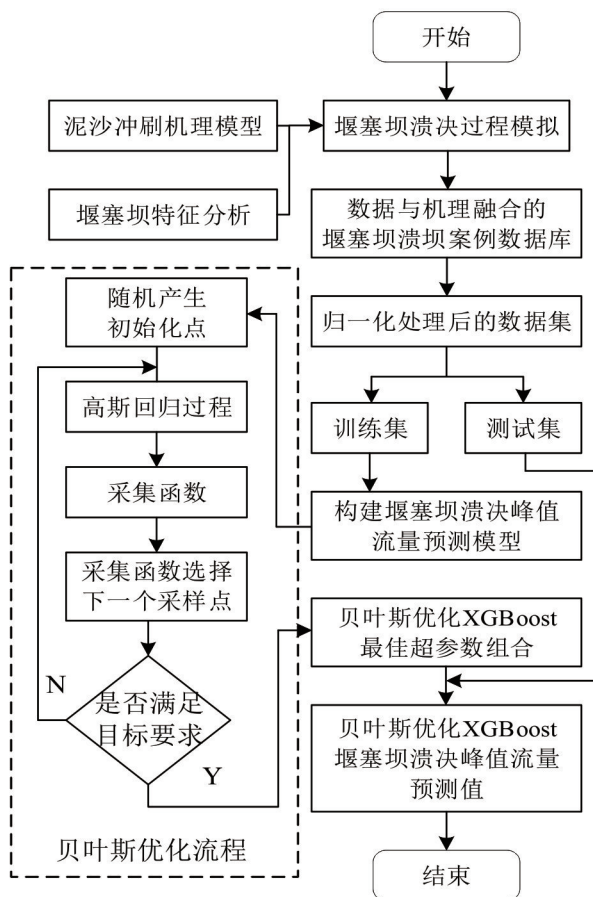


图 1 基于贝叶斯优化 XGBoost 的堰塞坝溃决洪峰流量预测模型构建方法

Fig. 1 Method for constructing the prediction model of peak flood discharge of landslide dam breach based on Bayesian Optimization XGBoost

表 1 堰塞坝真实形态参数区间

Table 1 Parameter interval of real landslide dams

坝体类型	坝高:	坝高:	上游坝坡	下游坝坡
	坝顶宽	坝底宽	坡度	坡度
坝体模型	1	0.2	26.56°	26.56°
堰塞坝案例库	0.2~3	0.02~1	11°~45°	11°~45°

计算位于上述某一取值范围之内颗粒含量的坝体侵蚀度。

对于坝体结构类型的划分,参考陈晓清等(2008)提出的方法,按照坝体结构中土体、碎块石、块石的大致比例对坝体结构进行如下分级:(a)土质为主;(b)土夹碎块石;(c)土夹块石;(d)碎块石夹土;(e)块石夹土;(f)碎块石为主;(g)块石为主;(h)大块石为主.按上述顺序分别赋值为 1~8.对诱发因素的划分,将地震、降雨、融雪、人类活动、火山喷发以及山体失稳按照顺序分别赋值为 1~6.对上述

表 2 模型优化参数

Table 2 Optimized model parameters

超参数名称	含义	范围	最终值
n_estimators	决策树数量	(20,100)	40
learning_rate	学习率	(0.01,1)	0.03
max_depth	最大树深度	(1,10)	6

选定的参数,进行归一化处理,消除数据尺度差异造成模型训练不收敛的可能性。

2.3 模型训练流程

首先,以坝高、坝宽、坝长、坝体体积、坝体结构特征、坝体侵蚀度、上游堰塞湖库容以及堰塞坝诱因等 8 个输入参数为依据预测堰塞坝溃决时的洪峰流量特征;进一步,对比分析上述参数的敏感性,提出影响堰塞坝溃决洪峰流量的主控三参数;最后,以主控三参数为依据,训练得到便于工程应用的堰塞坝溃决洪峰流量预测的三参数模型。

数据集依据随机原则分为两部分,80% 作为训练集,20% 作为验证集.在模型训练阶段,实施 5 次交叉验证,并据此构建贝叶斯优化 XGBoost 预测模型,通过验证集对训练得到的模型性能进行检验.此外,为了进一步提升训练模型的预测精度,通过 100 次迭代,得到了优化的 XGBoost 模型的决策树数量、学习速率和最大深度等关键参数值,优化得到的参数值列于表 2.

2.4 模型评价指标

为评价所选取模型的准确性和泛化能力,采用相关系数 R^2 评估模型的性能. R^2 表达式如下所示:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} = 1 - \frac{\sum e_i^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} = 1 - \frac{SSE}{SST}, \quad (15)$$

式中: SSE 衡量的是预测值与实际观测值之间的偏差平方和, SST 是每个预测值相对于整体平均值的离散程度的平方和, y_i 为真实值, \hat{y}_i 为预测值, \bar{y} 为真实值的平均值. R^2 反映了自变量通过预测模型对因变量变异性的解释能力,其值范围在 0~1 之间, R^2 越大的模型拟合准确程度越高,对数据集的适配性也越强。

3 堰塞坝洪峰流量模型预测结果

3.1 模型结果分析

贝叶斯优化 XGBoost 模型于全部数据集的预

测结果与真实结果对比(图 2a), R^2 为 0.956, 表明贝叶斯优化 XGBoost 模型具有很好的学习能力; 图 2b 为贝叶斯优化 XGBoost 模型于测试集上的预测结果与实际结果对比, R^2 为 0.892, 表明贝叶斯优化 XGBoost 模型具有良好的预测能力。

表 3 列出了常用的基于统计学方法提出的堰塞坝溃决的洪峰流量预测模型与本文模型, 对比了本文模型和传统预测模型的拟合精度以及泛化能力。

经分析表明, 上述前人提出的堰塞坝溃决洪峰流量预测模型与本文模型的拟合度分别为 0.710, 0.930, 0.800, 0.946 和 0.956。可以发现, 考虑坝体侵蚀度的预测模型的预测精度明显高于没有考虑坝体侵蚀度的预测模型, 说明坝体侵蚀度对坝体溃决洪峰流量有着重要影响且不可忽视; 特别地, 本文模型的预测精度最高, 原因是相较于传统的统计学模型, 基于机器学习方法提出的模型更能处理好洪峰流量与诸多影响因素之间复杂的非线性关系。

进一步的, 将本文洪峰流量预测模型与其他学者的模型对测试集上的案例进行预测计算, 得到泛化能力如图 3 所示。结果表明本文模型拥有更强的泛化能力。可见, 在堰塞坝溃决洪峰流量方面, 机器学习比传统的统计学方法更加具有优势, 经验模型与统计学模型在未知数据上的表现能力不如机器学习模型。值得说明的是, 当具体堰塞坝地质条件等参数不在本数据库确定的范围内时, 使用本模型来估计堰塞坝溃决洪峰流量时必须谨慎并判断其适用性。

3.2 影响因素敏感性分析

堰塞体的溃决具有突发性, 这造成获取完整的实时数据极其困难。鉴于此, 本研究进一步进行了堰塞坝溃决影响因子的权重分析, 目标是筛选出对堰塞坝溃决结果影响显著的关键变量。在此基础上, 构建了更为精简但依然能有效预测的参数优化模型。

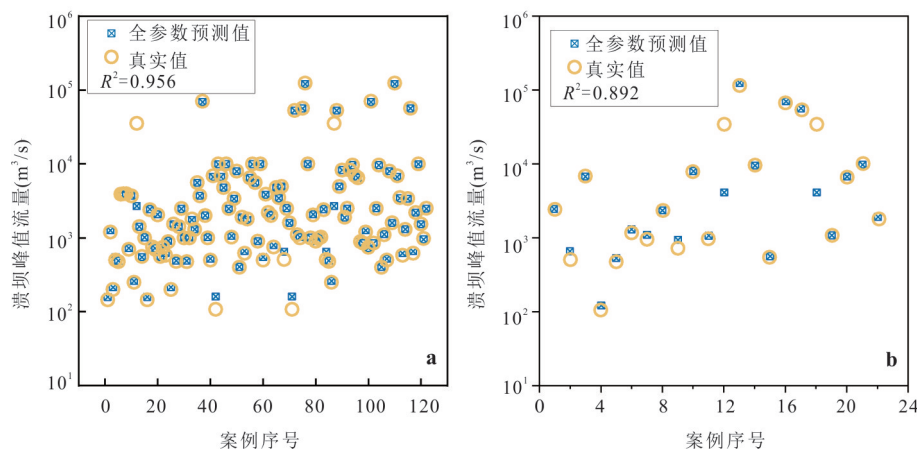


图 2 贝叶斯优化 XGBoost 预测模型全数据(a)和测试集(b)预测结果

Fig.2 Prediction results on full data set (a) and test data set (b)

表 3 不同堰塞坝溃决洪峰流量预测模型

Table 3 Different forecasting models for breach peak discharge of landslide dams

模型	参考文献	案例数	模型特征
$Q_p = 6.3H_d^{1.59}$	Costa and Schuster (1988)	36	单参数简单
$Q_p = 3.130H_d^{0.120}W_d^{0.302}V_d^{-0.106}V_1^{0.453}e^a$	石振明等(2014)	41	考虑坝体侵蚀度
$\frac{Q_p}{g^{1/2}H_d^{5/2}} = 0.828\left(\frac{H_d}{H_r}\right)^{-0.128}\left(\frac{H_d}{W_d}\right)^{-0.432}\left(\frac{V_d^{1/3}}{H_d}\right)^{-0.394}\left(\frac{V_1^{1/3}}{H_d}\right)^{1.151}$	齐子杰等(2022)	57	未考虑坝体侵蚀度
$\frac{Q_p}{g^{1/2}H_d^{5/2}} = \left(\frac{H_d}{H_r}\right)^{-1.417}\left(\frac{H_d}{W_d}\right)^{-0.265}\left(\frac{V_d^{1/3}}{H_d}\right)^{-0.471}\left(\frac{V_1^{1/3}}{H_d}\right)^{1.569}e^a$	Peng and Zhang (2012)	45	考虑坝体侵蚀度的多参数模型
贝叶斯优化 XGBoost 机器学习模型	本文模型	122	考虑坝体侵蚀度的多参数模型

注: Q_p 溃决洪峰流量, H_d 堰塞坝高度, W_d 堰塞坝宽度, V_d 堰塞坝体体积量, V_1 堰塞湖库容, a 堰塞坝体侵蚀度。

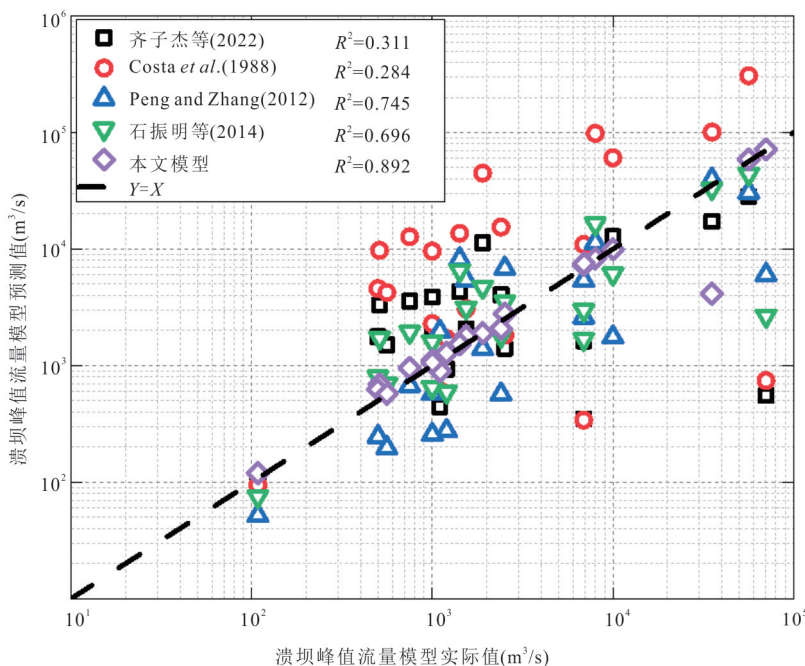


图 3 预测模型在测试集中泛化能力对比

Fig.3 Comparison of generalization ability of prediction model in test set

本节使用 XGBoost 算法中的 gain 方法对输入特征进行敏感性分析,各影响因素的敏感性大小用特征重要性来衡量;gain 方法可以计算特征的重要性,特征重要性度量了模型中各个特征对于最终预测的贡献程度.XGBoost 中的特征重要性是通过计算各个特征在树模型中的分裂所带来的 gain 的总和来衡量.具体而言,每个特征在每次分裂时都会带来一定的 gain,而特征重要性就是该特征所有分裂带来的 gain 之和.

如图 4 所示,影响堰塞坝溃决的 8 个输入特征的重要性排序为坝高>库容>坝体结构>侵蚀度>诱因>坝体体积>坝宽>坝长.这表明了坝体高度、库容以及坝体结构对堰塞坝溃决的洪水洪峰流量的关键作用.

基于上述认识,建立了基于坝高、库容和坝体结构的堰塞坝溃决洪峰流量的三参数预测模型.模型在全体数据集和训练集的结果如图 5a 和图 5b 所示,结果表明即使经过了参数精简,三参数预测模型的准确度 R^2 依旧保持在 0.9 以上.尽管模型的泛化性能略有下降,其 R^2 值仍然超 0.8,这表明尽管精确度有些许损失,模型依旧维持着高精度水平.因此,在应急抢险参数缺失的情况下,该模型提供的快速评估结果对应急抢险地质处置具备一定的参考意义.

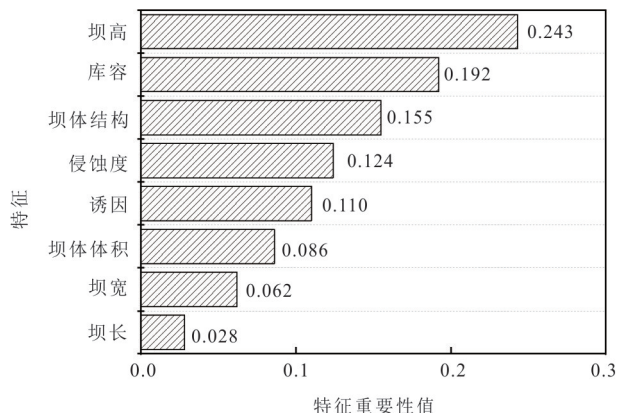


图 4 敏感性分析结果

Fig.4 Sensitivity analysis results

4 工程案例应用

为检验所建堰塞坝溃决洪峰流量预测模型在不同坝体结构情形下的适用性与稳健性,本文选取唐家山与白格两起具有代表性的实际案例开展回测验证.前者由 2008 年汶川地震诱发的大体量滑坡在岷江干流形成,坝体为“块石夹土”结构;后者为 2018 年“10·10”白格滑坡在金沙江形成的“土夹碎石”结构(详细几何与库工参数见表 5),两者在颗粒级配、结构致密度与可蚀性上存在显著差异,能够覆盖模型训练样本的关键结构异质性.基于此,本

文分别采用贝叶斯优化的 XGBoost 全参数模型与三参数模型进行洪峰流量预测,并与实测值对比评估(表 6).

结果表明,两类模型均能在量级与幅值上合理再现实测洪峰.唐家山案例中,实测洪峰为 $6\,500\text{ m}^3/\text{s}$,全参数与三参数模型分别预测为 $7\,242.3\text{ m}^3/\text{s}$ 与 $7\,661.6\text{ m}^3/\text{s}$,对应相对误差 11.4% 与 17.8% ;白格案例中,实测洪峰为 $11\,013\text{ m}^3/\text{s}$,两模型预测值分别为 $12\,175\text{ m}^3/\text{s}$ 与 $13\,350\text{ m}^3/\text{s}$,误差为 10.1% 与 21.7% .综合对比可见:(1)全参数模型呈现更高精度,体现了丰富输入特征对捕捉复杂溃决控制因子的增益;(2)三参数模型在信息受限情景下保持了可接受的偏差水平,显示其在应急响应阶段(参数难以及时获取、特征采集成本高)进行快速量级评

估的工程实用性与鲁棒性;(3)两模型在不同结构类型上的误差模式相对一致,提示颗粒骨架结构与可蚀性差异对洪峰形成的影响作用.

需要指出的是,两种模型在预测中均存在一定偏差,主要原因包括:(1)训练与测试样本量仅 122 例,难以形成真正意义上的“大数据”;(2)上述典型堰塞坝的几何特征及库容规模远超训练样本范围,即在极端工况(如超高坝、超大库容)下,模型的预测结果不可避免地产生偏差(Zhang *et al.*, 2021);(3)对堰塞坝溃决这一复杂过程,仍缺乏参数的有效表征,例如坝体结构与土体侵蚀度刻画仍显不足.因此,持续扩展案例数据库并丰富输入参数覆盖范围,是提升堰塞坝溃决参数预测精度的关键前提.

表 5 堰塞坝参数

Table 5 Landslide dam parameters

名称	坝高(m)	坝宽(m)	坝长(m)	坝体体积(m^3)	库容(m^3)	侵蚀度	结构类型	诱因
唐家山	82	611.8	406	20.4×10^6	247×10^6	中等	块石夹土	地震
白格	61	1 400	580	26×10^6	290×10^6	高	土夹碎石	山体失稳

表 6 不同堰塞坝溃决洪峰流量预测模型计算结果对比

Table 6 Comparison of calculation results of prediction models of breach peak discharge

案例名称	实测值($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	结果对比	本文全参数模型	本文三参数模型
唐家山	6 500	预测值($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	7 242.3	7 661.55
		相对误差(%)	11.42	17.87
白格	10 000	预测值($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	11 013	12 175
		相对误差(%)	10.13	21.75

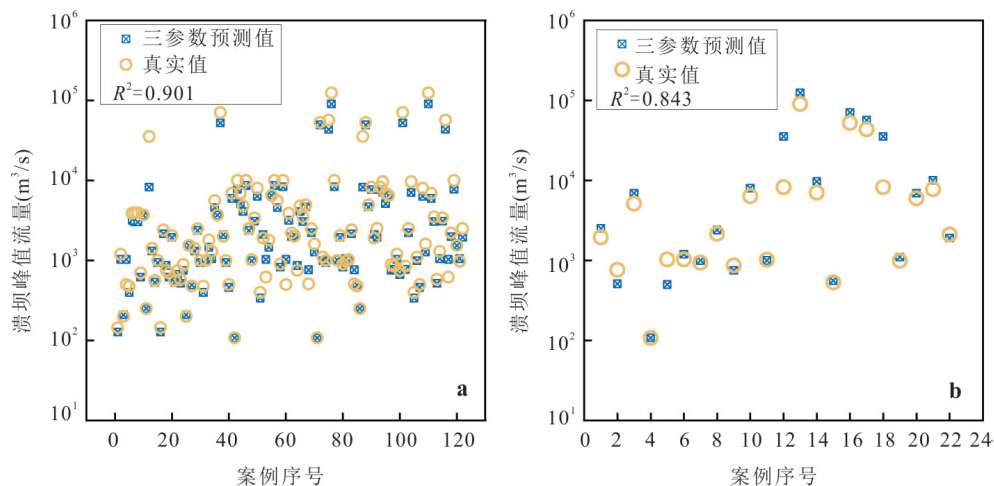


图 5 三参数预测模型全数据集预测结果(a)和测试集预测结果(b)

Fig.5 Three-parameter prediction model results in full data (a) and test data (b)

5 结论

针对堰塞坝溃决洪水洪峰流量预测的难题,本文建立了基于贝叶斯优化XGBoost的堰塞坝溃决洪峰流量预测模型,并开展了参数敏感性及案例应用分析,取得了如下主要结论:

(1)构建了基于贝叶斯优化的XGBoost堰塞坝溃决洪峰流量预测模型,以坝体几何(坝高、坝宽、坝长、坝体积)、库容、诱发因素与物质组成(侵蚀度、结构类型)等8项关键因子为输入,与现有方法相比,该模型整体预测精度更优。

(2)基于参数敏感性分析表明,坝高、库容与侵蚀度是影响堰塞坝溃决最重要的因素。在此基础上建立了三参数的溃坝洪峰流量快速预测模型,并对模型进行了检验,结果表明三参数模型仍具有较高的精度,在应急抢险情况下,可以使用此模型进行堰塞坝溃决峰值流量快速预测。

(3)基于唐家山与白格两起典型案例的回测验证表明,全参数模型的相对误差不超过12%,三参数模型约为20%。两类模型均可用于堰塞坝溃决洪峰流量的快速评估,为灾害应急处置提供有效的数据支撑。

References

- Bergen, K. J., Johnson, P. A., de Hoop, M. V., et al., 2019. Machine Learning for Data-Driven Discovery in Solid Earth Geoscience. *Science*, 363(6433): eaa0323. <https://doi.org/10.1126/science.aau0323>
- Cai, Y. J., Cheng, H. Y., Wu, S. F., et al., 2020. Breaches of the Baige Barrier Lake: Emergency Response and Dam Breach Flood. *Science China Technological Sciences*, 63(7): 1164–1176. <https://doi.org/10.1007/s11431-019-1475-y>
- Chen, X. Q., Cui, P., Cheng, Z. L., et al., 2008. Emergency Risk Assessment of Dammed Lakes Caused by the Wenchuan Earthquake on May 12, 2008. *Earth Science Frontiers*, 15(4): 244–249 (in Chinese with English abstract).
- Cheng, Z. L., Xia, Y. F., Xu, H., et al., 2024. Study on the Response Mechanism of Landslide Dam Failure to External Dynamic Condition. *Advances in Water Science*, 35(4): 657–668 (in Chinese with English abstract).
- Costa, J. E., Schuster, R. L., 1988. The Formation and Failure of Natural Dams. *Geological Society of America Bulletin*, 100(7): 1054–1068. [https://doi.org/10.1130/0016-7606\(1988\)1001054:tfafon>2.3.co;2](https://doi.org/10.1130/0016-7606(1988)1001054:tfafon>2.3.co;2)

- Cui, P., Zhu, Y. Y., Han, Y. S., et al., 2009. The 12 May Wenchuan Earthquake-Induced Landslide Lakes: Distribution and Preliminary Risk Evaluation. *Landslides*, 6(3): 209–223. <https://doi.org/10.1007/s10346-009-0160-9>
- Feng, Z. Y., Yang, X. G., Zhou, J. W., et al., 2024. Estimation of Breach Parameters and Longevity of Landslide Dam. *Journal of Hydraulic Engineering*, 55(3): 367–377 (in Chinese with English abstract).
- Hakimzadeh, H., Nourani, V., Amini, A. B., 2014. Genetic Programming Simulation of Dam Breach Hydrograph and Peak Outflow Discharge. *Journal of Hydrologic Engineering*, 19(4): 757–768. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)he.1943-5584.0000849](https://doi.org/10.1061/(asce)he.1943-5584.0000849)
- Li, D. Y., Nian, T. K., Tiong, R. L. K., et al., 2023. River Blockage and Impulse Wave Evolution of the Baige Landslide in October 2018: Insights from Coupled DEM-CFD Analyses. *Engineering Geology*, 321: 107169. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2023.107169>
- Long, X. Y., Hu, Y. X., Gan, B. R., et al., 2024. Numerical Simulation of the Mass Movement Process of the 2018 Sedongpu Glacial Debris Flow by Using the Fluid-Solid Coupling Method. *Journal of Earth Science*, 35(2): 583–596. <https://doi.org/10.1007/s12583-022-1625-1>
- Mastbergen, D. R., Van Den Berg, J. H., 2003. Breaching in Fine Sands and the Generation of Sustained Turbidity Currents in Submarine Canyons. *Sedimentology*, 50(4): 625–637. <https://doi.org/10.1046/j.1365-3091.2003.00554.x>
- Mei, S. Y., Chen, S. S., Zhong, Q. M., et al., 2022. Detailed Numerical Modeling for Breach Hydrograph and Morphology Evolution during Landslide Dam Breaching. *Landslides*, 19(12): 2925–2949. <https://doi.org/10.1007/s10346-022-01952-1>
- Nian, T. K., Wu, H., Chen, G. Q., et al., 2018. Research Progress on Stability Evaluation Method and Disaster Chain Effect of Landslide Dam. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 37(8): 1796–1812 (in Chinese with English abstract).
- Peng, M., Zhang, L. M., 2012. Breaching Parameters of Landslide Dams. *Landslides*, 9(1): 13–31. <https://doi.org/10.1007/s10346-011-0271-y>
- Qi, Z. J., Huang, W., Wang, L. X., et al., 2022. Evaluation and Optimization Analysis of Barrier Dam Breach Parameter Models. *Yangtze River*, 53(12): 157–166 (in Chinese with English abstract).
- Reichstein, M., Camps-Valls, G., Stevens, B., et al., 2019. Deep Learning and Process Understanding for

- Data-Driven Earth System Science. *Nature*, 566(7743): 195–204. <https://doi.org/10.1038/s41586-019-0912-1>
- Ruan, H. C., Chen, H. Y., Li, X., et al., 2022. Modification and Comparison of Flood Peak Discharge Prediction Model for Landslide Dam Failure Based on New Samples. *Science Technology and Engineering*, 22(20): 8606–8615 (in Chinese with English abstract).
- Shan, Y. B., Chen, S. S., Zhong, Q. M., 2020. Rapid Prediction of Landslide Dam Stability Using the Logistic Regression Method. *Landslides*, 17(12): 2931–2956. <https://doi.org/10.1007/s10346-020-01414-6>
- Shen, D. Y., Shi, Z. M., Zheng, H. C., et al., 2022. Effects of Grain Composition on the Stability, Breach Process, and Breach Parameters of Landslide Dams. *Geomorphology*, 413: 108362. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2022.108362>
- Shi, N., Li, Y. L., Wen, L. F., et al., 2022. Rapid Prediction of Landslide Dam Stability Considering the Missing Data Using XGBoost Algorithm. *Landslides*, 19(12): 2951–2963. <https://doi.org/10.1007/s10346-022-01947-y>
- Shi, Z. M., Ma, X. L., Peng, M., et al., 2014. Statistical Analysis and Efficient Dam Burst Modelling of Landslide Dams Based on a Large-Scale Database. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 33(9): 1780–1790 (in Chinese with English abstract).
- Soulsby, R. L., 1997. Dynamics of Marine Sands: A Manual for Practical Applications. *Oceanographic Literature Review*, 9: 947.
- Walder, J. S., O'Connor, J. E., 1997. Methods for Predicting Peak Discharge of Floods Caused by Failure of Natural and Constructed Earthen Dams. *Water Resources Research*, 33(10): 2337–2348. <https://doi.org/10.1029/97WR01616>
- Wu, H., 2021. Study on the Process Simulation and Hazard Prediction Method of Landslide Damming (Dissertation). Dalian University of Technology, Dalian (in Chinese with English abstract).
- Wu, H., Nian, T. K., Shan, Z. G., 2023. Investigation of Landslide Dam Life Span Using Prediction Models Based on Multiple Machine Learning Algorithms. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 14(1): 2273213. <https://doi.org/10.1080/19475705.2023.2273213>
- Wu, H., Nian, T. K., Shan, Z. G., 2023. Research Progress on Formation and Evolution Mechanism and Risk Prediction Method of Landslide Blocking River and Dam. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 42(S1): 3192–3205 (in Chinese with English abstract).
- Yuan, H., Guo, C. B., Wu, R. A., et al., 2023. Research Progress and Prospects of the Giant Yigong Long Run-out Landslide, Tibetan Plateau, China. *Geological Bulletin of China*, 42(10): 1757–1773 (in Chinese with English abstract).
- Zhang, R. H., Li, Y. Q., Goh, A. T. C., et al., 2021. Analysis of Ground Surface Settlement in Anisotropic Clays Using Extreme Gradient Boosting and Random Forest Regression Models. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 13(6): 1478–1484. <https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2021.08.001>
- Zhang, W. G., Wu, C. Z., Tang, L. B., et al., 2023. Efficient Time-Variant Reliability Analysis of Bazimen Landslide in the Three Gorges Reservoir Area Using XGBoost and LightGBM Algorithms. *Gondwana Research*, 123: 41–53. <https://doi.org/10.1016/j.gr.2022.10.004>
- Zhu, X. H., Liu, B. X., Guo, J., et al., 2020. Summary of Research on Landslide Dam Break. *Science Technology and Engineering*, 20(21): 8440–8451 (in Chinese with English abstract).

中文参考文献

- 陈晓清, 崔鹏, 程尊兰, 等, 2008. 5.12 汶川地震堰塞湖危险性应急评估. *地学前缘*, 15(4): 244–249.
- 成泽霖, 夏云峰, 徐华, 等, 2024. 滑坡堰塞坝漫顶溃决对外部动力条件的响应机制. *水科学进展*, 35(4): 657–668.
- 冯震宇, 杨兴国, 周家文, 等, 2024. 堰塞坝溃决参数及其寿命预测. *水利学报*, 55(3): 367–377.
- 年廷凯, 吴昊, 陈光齐, 等, 2018. 堰塞坝稳定性评价方法及灾害链效应研究进展. *岩石力学与工程学报*, 37(8): 1796–1812.
- 齐子杰, 黄卫, 汪利先, 等, 2022. 堰塞坝溃决参数模型评估与优化分析. *人民长江*, 53(12): 157–166.
- 阮合春, 陈华勇, 李霄, 等, 2022. 基于新样本的滑坡坝溃决洪峰流量预测模型修正与对比. *科学技术与工程*, 22(20): 8606–8615.
- 石振明, 马小龙, 彭铭, 等, 2014. 基于大型数据库的堰塞坝特征统计分析 with 溃决参数快速评估模型. *岩石力学与工程学报*, 33(9): 1780–1790.
- 吴昊, 2021. 滑坡堵江成坝过程模拟及危险性预测方法研究 (博士学位论文). 大连: 大连理工大学.
- 吴昊, 年廷凯, 单治钢, 2023. 滑坡堵江成坝的形成演进机制及危险性预测方法研究进展. *岩石力学与工程学报*, 42(增刊1): 3192–3205.
- 袁浩, 郭长宝, 吴瑞安, 等, 2023. 西藏易贡高位远程滑坡研究进展与展望. *地质通报*, 42(10): 1757–1773.
- 朱兴华, 刘邦晓, 郭剑, 等, 2020. 堰塞坝溃坝研究综述. *科学技术与工程*, 20(21): 8440–8451.