基于 BO-GBDT 的水库大坝震害快速评估

陈翔宇[1]，郭永刚[1*]，周兴波[2]，肖烊[1]，卫璐宁[1]，秦得顺[1]

1. 西藏农牧学院，西藏 林芝 860000；
2. 水电水利规划设计总院，北京 100120

第一作者，E-mail：1835461087@qq.com

* 通信作者，E-mail：1960373107@qq.com

2024-07-31 收稿；2024-09-18 修回；2024-11-28 接受

基金项目：国家自然科学基金重点支持项目(U21A20158)；西藏自治区科技重大专项课题(XZ202201ZD0003G03)；西藏农牧学院研究生创新计划(YJS2024-51)

中图分类号：TV312；TV698.2　　文章编号：2096-8523(2025)03-0242-13　　doi: 10.19509/j.cnki.dzkq.tb20240425

摘　要：水库大坝是重大生命线工程，地震发生后如何快速有效地进行水库大坝的震害评估，对抢险方案制定和灾后修复重建意义重大。为了快速准确地对遭受地震侵袭的水库大坝破坏程度进行评估，选取汶川 8.0 级大地震各水库大坝的震损详情，结合大坝的结构特点和地震强度构建了评估指标体系和数据集，使用 k 邻近插补法对样本的缺失值进行了处理，并判断样本特征相关性，提出了一种基于梯度提升树算法的水库大坝震害快速评估模型。使用网格搜索(grid search，简称 GS)、粒子群搜索(particle swarm optimization，简称 PSO)、贝叶斯搜索(Bayesian optimization，简称 BO)和超带搜索(hyperband search，简称 HS)4 种超参数优化方法对梯度提升树(gradient boosting decision tree，简称 GBDT)回归算法进行了参数优化，根据各模型的性能指标(决定系数 R^2、均方根误差 *RMSE*、平均绝对误差 *MAE*)进行了对比，并对最优模型的特征重要性进行了排序。结果表明：BO-GBDT 模型能以最短耗时以及较高精度对水库大坝震害程度进行评估，其决定系数 R^2 高达 0.99，特征重要性分数表明最大缝宽是影响最大的因素。使用该模型与基于改进经验统计模型的土坝震害评估模型评估结果对比，准确度有进一步提高，验证了该模型在水库大坝震后震害快速调查评估应用中的可靠性。研究成果为水库大坝的震害评估提供了参考依据。

关键词：水库大坝；震害评估；超参数优化；机器学习；性能指标；BO-GBDT

地震是小概率事件，一旦发生就会对水库大坝造成不同程度的损坏以及严重的经济损失[1-2]。开展科学有效的水库大坝震害评估工作，能够准确地对震后水库大坝的破坏程度进行评估，相关部门可以及时采取针对性的应对措施，从而有效地降低溃坝风险和对人民生命财产安全的威胁，对震后水库大坝除险加固工作和风险控制也具有参考价值。

近年来，因地震造成水坝震损的事件在世界范围内多次发生，如 1976 年的唐山大地震中，有约 430 座水坝震损；1995 年日本的 Hyogo-Ken Nanbu 地震中有 1 362 座水库震损；2008 年的汶川大地震中，全国震损水坝约 1 996 座[3]。学者们不断进行大坝抗震安全方面的研究，加拿大学者 PEKAU 等[4]使用离散元法(discrete element method，简称 DEM)模拟地震作用下大坝坝体倾覆或滑动的可能破坏模式全过程，分析大坝在强震中可能出现的震害形式。印度学者 SINGH 等[5]对 2001 年布杰 7.6 级大地震中大坝的震损情况进行了调查分析，得出了地基饱和层液化是造成大坝震损的主要原因。之后 DOAN 等[6]使用 UBCSAND2 模型成功模拟出地基液化情况下的土坝地震变形情况。WANG 等[7]使用有限单元法模拟了大坝在地震作用下的开裂过程，并且分析了初

著录信息：陈翔宇，郭永刚，周兴波，等. 基于 BO-GBDT 的水库大坝震害快速评估 [J]. 地质科技通报，2025，44(3)：242-254.
CHEN Xiangyu，GUO Yonggang，ZHOU Xingbo，et al. Rapid assessment of earthquake damage of reservoir dam based on BO-GBDT[J]. Bulletin of Geological Science and Technology，2025，44(3)：242-254.

© Editorial Office of Bulletin of Geological Science and Technology. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.　https://dzkjtb.cug.edu.cn

始裂缝位置和长度对大坝震损的影响。GHAEDI 等[8]同时考虑坝基和水库蓄水量因素，使用有限元模型验证了水库动水压力对刚性基础碾压混凝土坝的地震响应。以上研究揭示了大坝在地震作用下的破坏机制和大坝可能出现的各种破坏形式，为水库大坝的震害评估提供了理论基础。

由于水库大坝结构和功能的特殊性，目前针对水库大坝震害评估的方法主要有以下几种：①利用模糊数学概率中的模糊综合评判法对水库大坝进行震害分类预测[9]；②使用改进的经验统计模型分析法进行水库大坝震害评估[10]；③使用信息熵加权的层次分析法对水库大坝震损程度进行评估[11]；④人工神经元网络法[12] 等。使用模糊综合评判法虽然能较好地反映震害等级与影响因子之间的模糊关系，但是其权重值是固定不变的，而实际上权重值应该是一组变量，这就导致该方法有不合理之处；经验统计模型虽然考虑了震害因子权重的影响，但其主要是对震害与震害因子之间不确定的关系进行预测，这种方法忽视了水库大坝震害的随机性和模糊性；层次分析法经信息熵加权过后虽然计算结果更为客观、严谨，但是指标评估值具有一定的专家主观性；人工神经元网络法考虑了诸多影响因素与震害之间的关系，并且避免了模糊性，但其需要数据大量迭代，存在收敛速度慢等问题。近年来，随着信息时代的不断进步，数据量的大量增加和计算能力水平的不断提升，机器学习被广泛应用到各种领域的灾害损失评估与风险评价中[13-19]，因此机器学习应用在水库大坝震害评估中也具有重要的意义和价值。

笔者拟综合考虑水库大坝的结构特点、震害特征以及地震强度特征，结合汶川地震中 365 座水库大坝震害详情建立数据样本集，并对样本集数据进行预处理，充分考虑震害与震害影响因子之间的复杂关系以及这种关系的模糊性；借助梯度提升树（GBDT）回归算法，并使用 GS、PSO、BO 和 HS 4 种超参数优化算法对模型进行优化，利用各模型的性能指标（决定系数 R^2、均方根误差 *RMSE*、平均绝对误差 *MAE*）进行模型精度评价；最后利用最佳优化模型输出参数特征重要性分数，期望为震后大坝的震害快速评估方法提供新的分析手段。

1 模型与理论方法概述

1.1 BO-GBDT 模型构建流程

实验过程中选取汶川地震中 365 座水库大坝震害作为研究对象，将坝类型、震害等级等量化考虑，具体建模流程如以下：①结合水库大坝结构特点、震害特征和地震强度构建评估指标体系，建立机器学习数据样本集；②使用 k 邻近插值填补法对样本集进行缺失值处理，并对样本集数据预处理，分析其相关性，保证各因子之间的独立性，确保样本集的完整性和可解释性；③使用分层抽样将样本集按 7∶3 拆分为训练集和测试集方便交叉验证，用 4 种超参数优化对 GBDT 算法进行水库大坝震害程度预测模型的训练；④采用决定系数 R^2、均方根误差 *RMSE*、平均绝对误差 *MAE* 等常用回归指标评价模型精度，并对最优模型的特征重要性分数进行排序；⑤使用最优模型对未参与训练的 38 座水库大坝进行模型验证并与改进的土坝震害经验统计判断模型评估结果对比。具体流程图如图 1 所示。

1.2 梯度提升树（GBDT）模型

GBDT 是由 FRIEDMAN[20] 提出的一种基于分类回归树（classification and regression tree，简称 CART）[21] 的 Boosting 算法。梯度提升树模型的核心在于通过迭代训练多个决策树，将预测结果加权融合构建最终的回归模型[22]。在 GBDT 回归中，每一步迭代的目的是最小化当前模型的真实值与预测值之差（残差）。第 m 轮迭代的第 i 个样本残差 r_{mi} 可以表示为：

$$r_{mi} = y_i - F_{m-1}(x_i), \tag{1}$$

式中：y_i 为第 i 个样本的真实值；x_i 为第 i 个样本的特征向量（样本输入特征）；$F_{m-1}(x_i)$ 为当前模型对第 i 个样本的预测值。

然后，算法会基于残差 r_{mi} 训练一个新的决策树 $T(x;\ \Theta_m)$ 来拟合这些残差，其中 Θ_m 为模型包含的参数，返回的是一个数值。新决策树的参数 Θ_m 通过最小化损失函数 L 来确定，损失函数公式为：

$$L(y, F(x)) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - F(x_i))^2, \tag{2}$$

式中：N 为样本数量。

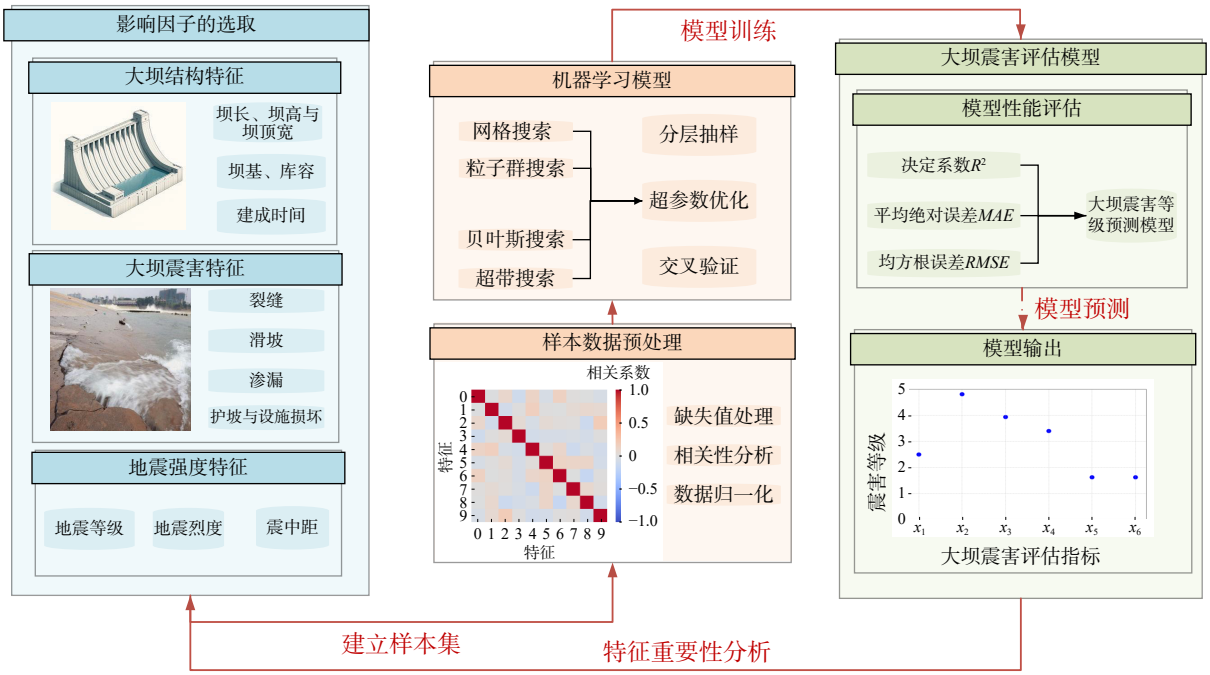
最终，经过多轮迭代后，将多颗决策树的预测结果进行加权融合（加权系数为学习率 β），得到最终的梯度提升树 $F_M(x)$：

$$F_M(x) = F_0(x) + \beta\sum_{m=1}^{M}T(x;\ \Theta_m), \tag{3}$$

式中：M 为总迭代次数；$F_0(x)$ 为初始模型。

1.3 超参数优化算法

机器学习在训练过程中，参数能够被不断调整至最优。但是有一些参数在训练之前就必须被定义，



震害等级 1～5 分别为基本完好(Ⅰ级)、轻微破坏(Ⅱ级)、中度破坏(Ⅲ级)、严重破坏(Ⅳ级)、毁坏(Ⅴ级)5 个等级，下同

图 1　水库大坝震害快速评估流程图

Fig. 1　Flowchart for rapid assessment of earthquake damage of reservoir dams

且在训练过程中是不能被调整的，梯度提升树算法的迭代次数、学习率等控制训练过程的属性就是超参数。超参数的选择决定了学习的效率如何，比如学习率就决定了梯度下降过程中的效率和准确性，超参数优化就是使模型性能最大化的超参数最优组合的过程[23]。

(1)网格搜索（GS）

网格搜索(grid search，简称 GS)优化算法通过穷举指定的参数值来寻找最优的参数组合，具体的实现过程是要优化 n 个超参数，每个超参数设定 λ 个预设值，这些参数范围和预设值组成一个网格，网格搜索按顺序训练 n^{λ} 次，对于每组超参数，都会训练一个模型，并在验证集上评估其性能，最终返回具有最高交叉验证得分的参数配置[24]。

(2)粒子群搜索（PSO）

粒子群搜索(particle swarm optimization，简称 PSO)优化算法拥有一组候选解决方案(粒子)，根据简单的数学公式移动这些粒子的位置和速度在搜索空间中来解决问题。粒子的运动会受到其局部已知位置的影响，粒子的位置会随着其他粒子找到更好的位置而更新，最终朝着最佳解决方案(最优超参数组合)的方向发展[25]。

(3)贝叶斯搜索（BO）

贝叶斯搜索(Bayesian optimization，简称 BO)优化算法的核心是概率建模，在每一次迭代中，算法首先根据已有的样本数据对目标函数在输入空间上进行建模，然后通过采样来生成新的候选点，计算其带来的收益，从而选择出新的一组候选点作为下一次迭代中的输入参数，利用已经观测到的最优结果来调整下一步的搜索方向和选择更优的候选点，从而逐步逼近全局最优解[26]。

(4)超带搜索（HS）

超带搜索(hyperband research，简称 HS)优化算法是随机搜索的一个变种，它使用分层的预算分配方式，相当于预设一个大的范围级别，然后将这个级别分成多个子集(称为臂)，每个臂上有不同的资源(迭代次数)。在每个臂上，表现差的会被早早淘汰，表现好的会进一步被训练，这样就能以相对较小的代价得到最优超参数组合[27]。

1.4　性能评估指标

机器学习模型的性能好坏不能仅靠真实值 y_i 与预测值 $\hat{y}_i$ 的误差来判断，还需要一些性能指标来进行评估，目前常用的回归算法评估指标有决定系数 R^2(R-square)，均方根误差 $RMSE$(root mean square error)，平均绝对误差 MAE(mean absolute error)[28]，其计算方法如下：

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N}(\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^{N}(\bar{y}_i - y_i)^2}, \tag{4}$$

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i-\hat{y}_i)^2},\tag{5}$$

$$MAE=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}|(y_i-\hat{y}_i)|,\tag{6}$$

式中：$\bar{y}_i$ 为输入样本均值。

R^2 也叫拟合优度，反映的是输入特征（影响因子）x_i 对预测结果（震害程度）y_i 的变动解释的程度，R^2 越接近 1，说明模型拟合度越好；MAE 代表了真实值与预测值之差的绝对值的平均值；$RMSE$ 是将预测值与实际值之差的平方的平均值再取平方根，使得均方误差变得更容易解释。通常 MAE 值和 $RMSE$ 值越小，模型的性能越好。

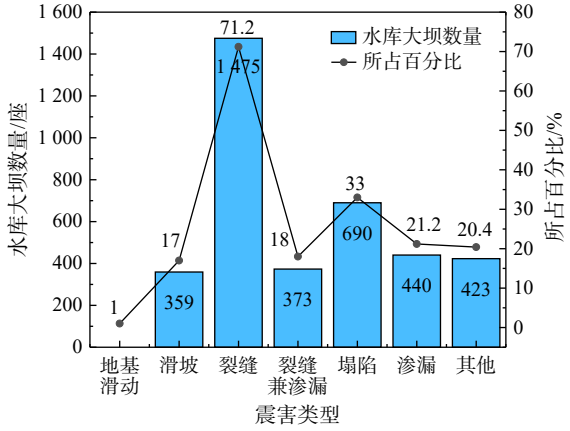


图 2　四川省水库大坝震害基本特征与震害分布

Fig. 2　Basic characteristics and distribution of earthquake damage of reservoir dams in Sichuan Province

2　样本数据集准备

2.1　影响因子的选取

研究主要从水库大坝震害特征、结构特征和地震强度特征 3 个方面选取影响因子。水库大坝震害损失程度受多种因素的影响，根据前期针对 2008 年汶川地震对四川省各地水库大坝的震害调查与分析[29-31]，收集的四川省水库大坝震害基本特征与分布情况如图 2 所示。从震害统计中可以看出，裂缝是土石坝最普遍的震害现象；滑坡、塌陷、渗漏也是典型的震损险情[32]；其他震害是指溢、泄洪道损坏、防浪墙倒塌、放水涵洞堵塞、管理房开裂倒塌以及启闭设施震损等震害现象，这些震害虽然不会直接对大坝坝体造成损坏，但是一旦出现此类险情也会影响水库大坝的整体运行。叶亚三等[33]通过研究发现，大坝震损程度与大坝结构特征也具有一定相关性，当土石坝的宽高比较小时，大多数大坝都遭受到了严重破坏；而当土石坝的宽长比小于 0.2 时，九成以上的大坝都受到了严重破坏，即便部分土石坝处于较低烈度区也是如此；此外不同坝高的土石坝在相同烈度区也受到了不同震害。烈度反映了地面建筑所受影响和破坏的程度，高烈度区往往会导致坝体裂缝进一步弥散，加重大坝的震害程度[34]，而临近震中距附近的大坝地基液化现象加重，间接导致大坝震害程度加重[35]。

综上所述，选取大坝建成时间、库容、坝类型、地震烈度、震中距、地震等级、坝高、坝长、坝顶宽、纵缝条数、横缝条数、最大缝长、最大缝宽、最大缝深、滑坡、塌陷、渗漏、其他 18 个影响因子构建水库大坝震害评估指标体系（图 3），并将所有影响因子作为输入变量，将水库大坝的震害等级作为输出变量构建样本数据集。由于滑坡、塌陷、渗漏、其他 4 个

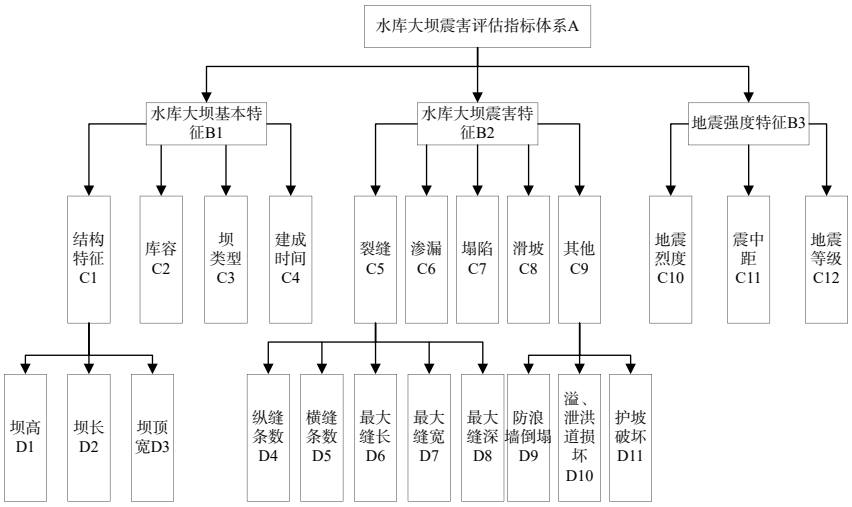


图 3　水库大坝震害评估指标体系

Fig. 3　Indicator system for seismic damage assessment of reservoir dams

影响因子难以用数据描述，因此构建样本集时使用 0 和 1 定性表示其是否发生；根据《生命线地震破坏等级划分》(GB/T24336-2009)[36] 将样本中的水库大坝震害等级划分为基本完好(Ⅰ级)、轻微破坏(Ⅱ级)、中度破坏(Ⅲ级)、严重破坏(Ⅳ级)、毁坏(Ⅴ级)5 个等级。

2.2　样本数据集构建和预处理

选取 365 座四川水库大坝震损数据均来自《汶川地震中小型水库震害与数据库》[37] 及文献 [38]。根据水库大坝震害评估指标体系中的影响因子，构建机器学习样本集。由于部分水库大坝年代久远，以及各水库震害情况不同，导致样本集存在部分缺失值(图 4)，本研究使用众数插补法、均值插补法、热卡填补法和 k 邻近插补方法对样本进行了处理[39]，并对 4 种插值方法处理后的样本集设定相同的参数进行训练，根据训练结果(图 5)可以看出 k 邻近填补法能够在处理缺失值的同时较好地保留样本集的原始信息。为进一步确定该方法的 k 值(填补缺失值的样品数量)范围，对 k 取值 [5, 25] 之间的填补后样本集分别进行了训练，从图 6 可以看出，随着 k 值的增大，决定系数 R^2 不断降低，而均方根误差和平均绝对误差呈升高的趋势，因此最终选取 k 值为 5 对

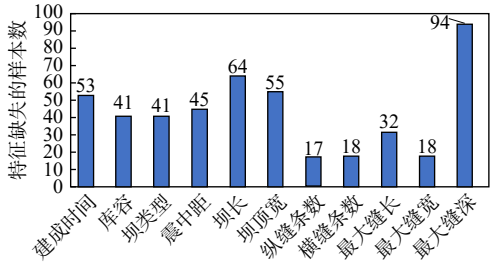


图 4　样本缺失值详情

Fig. 4　Details of missing values in the sample

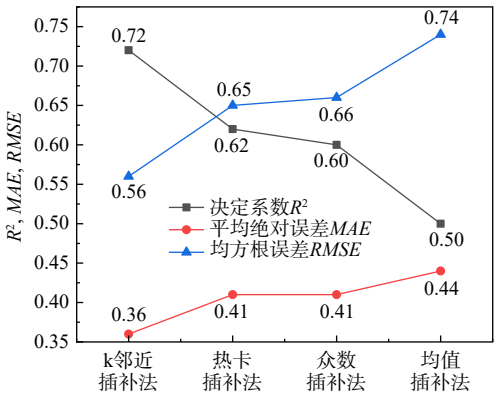
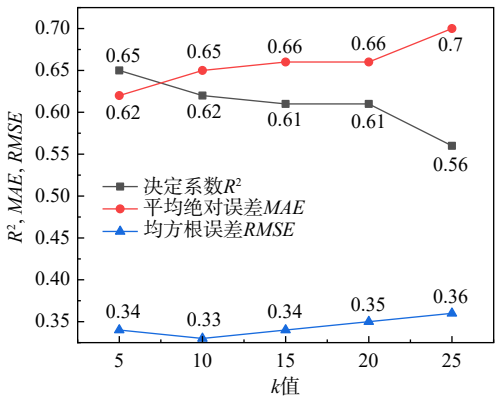


图 5　4 种插值法的性能指标对比图

Fig. 5　Comparison of performance metrics of four interpolation filling methods



k 值为填补缺失值的最近邻样本数量

图 6　k 邻近插补法不同 k 值下的样本训练性能指标

Fig. 6　Sample training performance metrics of k-neighborhood interpolation method with different values of k

样本进行插值填补。

在处理完缺失值之后，构建出完整的数据集，为了防止各变量之间出现高度的相关性，影响机器学习模型的评价结果，保证各变量是相互独立的，需要利用 Pearson 相关系数进行相关性评价。图 7 展示了各指标之间的相关性矩阵热力图，以及样本中主要变量各自的分布特征和水库大坝震害等级占比情况。从热力图可以看出，除滑坡、塌陷、其他与震害程度为较高相关性(相关系数分别为 0.60, 0.62, 0.54)外，其余特征指标均无较高相关性(相关系数>0.50 或<−0.50 为较高相关性)(图 7a)。

在正式进行模型训练之前，为了提高梯度提升树模型的学习效率，帮助模型更好地拟合，还需要将数据归化到 [−1, 1] 之间[40]，具体操作如下：

$$X_{\text{norm}} = 2 \times \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} - 1, \qquad (7)$$

式中：X_{norm} 为归一化后的数据；X 为将要归一化的数据；$X_{\min}$，$X_{\max}$ 分别为样本集中的最小值和最大值。

执行完以上几步才算是完成了样本数据集的构建和预处理工作。

3　水库大坝震害评估模型

3.1　模型建立

采用自主研发的一款基于 C#的 WINFORM 机器学习应用程序，将构建好的水库大坝震害样本数据集转化为 CSV 文件即可直接加载到程序中进行模型训练与预测。在进行训练之前，按照分层抽样方法，将原始样本集的 70%(256 个样本)作为机器学习的训练集，剩下的 30%(109 个样本)作为测试模型泛化能力的测试集。使用 5 折交叉验证法对训练集

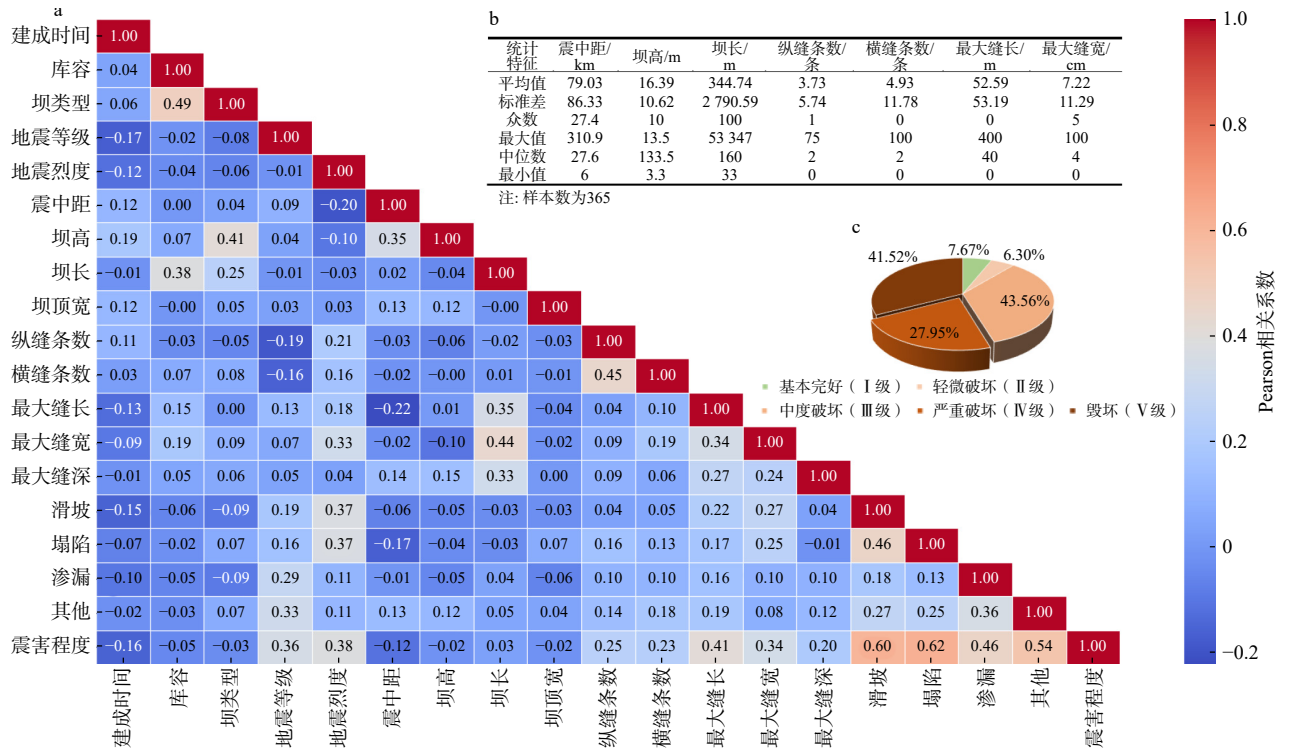


图 7　主要变量相关性 (a)、统计特征 (b) 及大坝震害等级占比 (c)

Fig. 7　Correlations (a) and statistical characteristics (b) of major variables, and dam damage levels as a percentage (c)

交叉验证，避免由于数据拆分不当而造成的性能偏差，降低模型过拟合的风险[41]。

使用随机森林、决策树和 GBDT 3 种机器学习算法分别对训练集进行学习，为了保证实验的严谨性，3 种机器学习算法均使用系统默认参数设定进行训练，其决定系数、训练误差、交叉验证误差结果如图 8 所示，可以看出 GBDT 在训练集各方面的表现均优于随机森林和决策树。从学习模式上来分析，决策树是单一树模型，通过分割特征节点进行预测，在数据噪声较大时容易过拟合；随机森林虽然引入了多颗决策树，通过增加随机性来减少过拟合，但其每棵树仍是独立的，未能学习到其他树的信息；而 GBDT 通过逐步构建树模型，每一棵树都在前一棵树的基础上进行改进，能很好地捕捉数据的复杂性，是最适合进行大坝震害评估样本集学习的模型。后续实验主要使用 GBDT 来完成。

参数组合直接决定了模型在训练集和测试集方面的表现，通过优化超参数，如学习率、迭代次数、分割节点等，可以找到更适合样本集的超参数组合，提高模型的预测精度。设定 GBDT 模型参数迭代次数范围为 [0, 100]，最大树深度范围为 [0, 100]，最小分割节点范围为 [0, 10]，特征分割数范围为 [0, 5]，使用网格搜索、粒子群搜索、贝叶斯搜索、超带搜

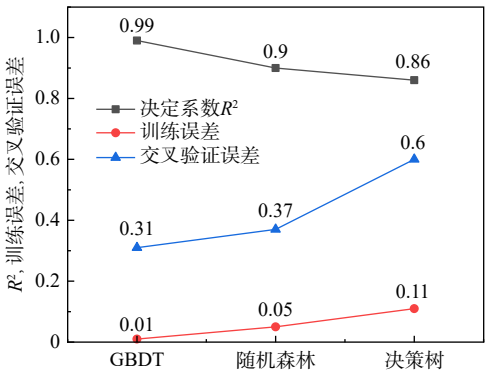


图 8　3 种机器学习算法在训练集上的表现

Fig. 8　Performance of the three machine learning modes in the training set

索 4 种超参数优化算法对其进行最优参数组合的寻找。表 1 展示了 4 种超参数优化算法参数设定，得到的最佳模型参数组合，各算法训练完成的时间以及交叉验证误差。

模型的泛化能力是指模型在对未见数据的适应能力，通过拟合曲线能够直观地展示模型在训练过程中的泛化能力。训练误差曲线反映了模型在不同大小训练集上的学习精度，验证误差曲线反映了随着训练样本数量的增加，模型在未见数据上的表现[42]。拟合曲线也反映了模型的复杂度，如果一个模型过于复杂那么可能会过度拟合数据（训练集表

表 1　4 种超参数优化算法参数设定、训练完成时间及最佳模型参数组合和交叉验证误差

Table 1　Parameter settings, training time, optimal parameter combinations and cross-validation errors for four optimization algorithms and models

优化算法	优化算法参数	最佳模型参数组合	训练完成时间/s	交叉验证误差
网格搜索	迭代次数：256	迭代次数：80 最大树深度：40 最小分割节点：5 特征分割数：3	86.52	0.40
粒子群搜索	迭代次数：30 粒子群数量：30 随机种子数：42	迭代次数：76 最大树深度：63 最小分割节点：7 特征分割数：1	26.52	0.39
贝叶斯搜索	迭代次数：30 初始化参数：30 随机参数集：1 000 随机种子数：42	迭代次数：74 最大树深度：62 最小分割节点：7 特征分割数：3	69.23	0.38
超带搜索	最大预算：81 保留参数组合：3 随机种子数：42	迭代次数：86 最大树深度：95 最小分割节点：8 特征分割数：2	462.35	0.36

现好，但在新数据上表现差），而模型过于简单则无法充分捕捉数据之间的关系导致欠拟合（训练集和测试集表现都差）。从图 9 可以看出，4 种超参数优化算法下的模型均未出现过拟合或者欠拟合的情况，因此可以进行模型性能评估工作。

3.2　模型性能评估

在使用机器学习对样本集进行学习训练之后，使用多个指标结合分析模型的学习精度和准确率是十分必要的。图 10a ~ c 显示了 GBDT 模型在 4 种超参数优化算法下决定系数 R^2、均方根误差 *RMSE* 以及平均绝对误差 *MAE* 3 个评估指标的变化趋势，可以看出，4 种超参数优化算法中，贝叶斯搜索的决定系数 R^2(0.99)大于粒子群搜索(0.92)、超带搜索(0.86)和网格搜索(0.86)，同时贝叶斯搜索的均方根误差 *RMSE*(0.083 1)和平均绝对误差 *MAE*(0.052 45)相比于其他 3 种超参数优化算法的均方根误差和平均绝对误差均是最低，说明 BO-GBDT 比 PSO-GBDT、HS-GBDT、GS-GBDT 能更好地学习到样本数据集的规律。

不同 GBDT 的模型对样本集的预测结果如图 11 所示，其中红色线段代表了模型预测的理想情况，蓝色线段代表了模型实际的预测趋势，结果显示 BO-GBDT 的实际预测情况与理想情况几乎重合，且预测数据点偏差较小，显示拥有较好的预测效果，而其他 3 种模型偏差都较大。综合考虑其计算耗时及其

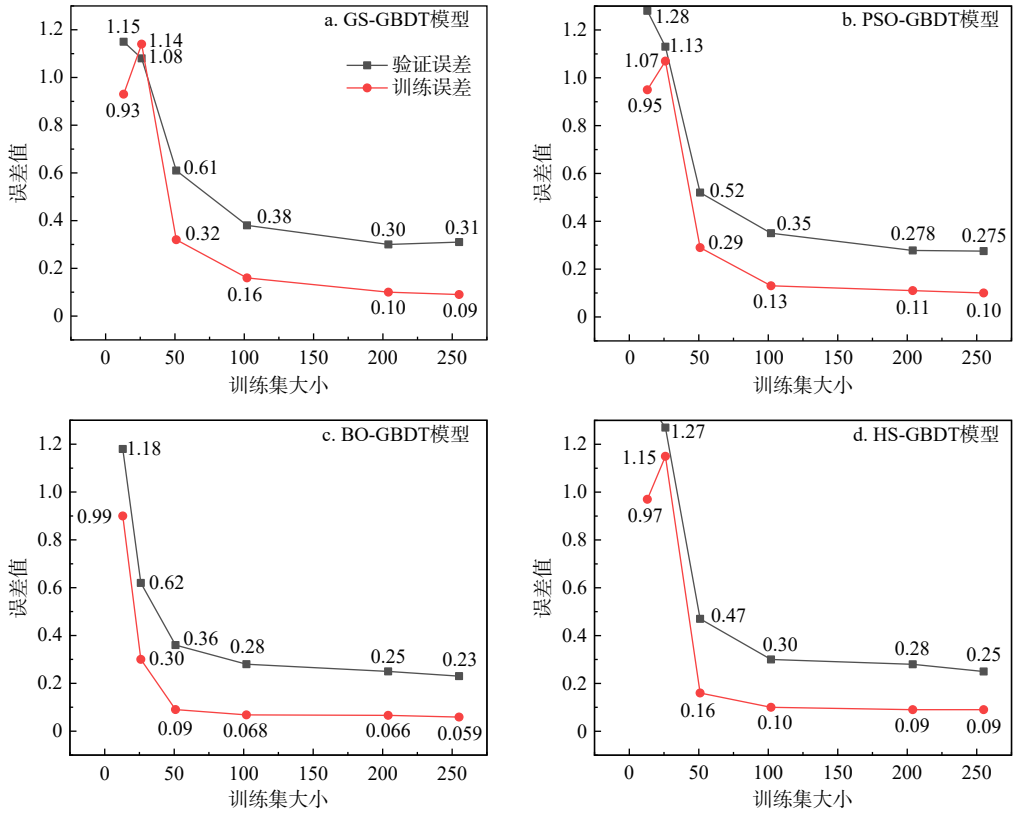


图 9　4 种超参数优化算法下模型的拟合曲线

Fig. 9　Fitting curves of the model with four hyperparameter optimizations

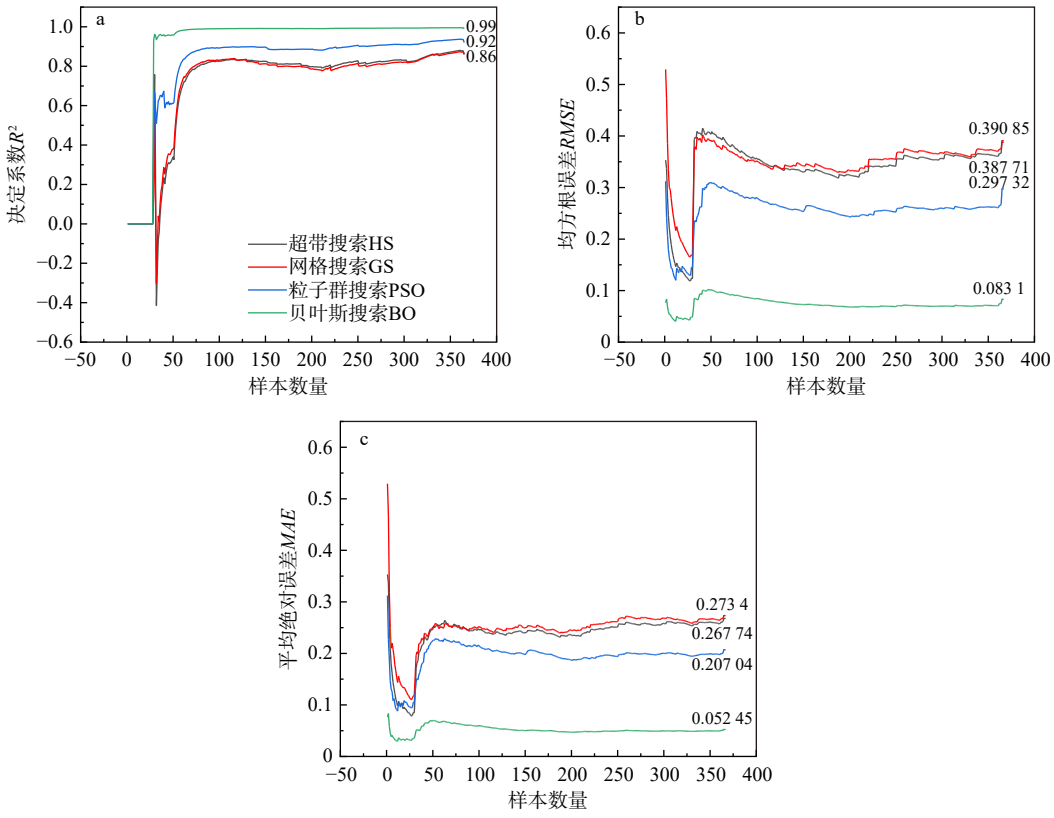


图 10　4 种超参数优化下模型的 R^2(a)、*RMSE*(b) 和 *MAE*(c)

Fig. 10　R^2 (a), *RMSE* (b) and *MAE* (c) of the models with four hyperparameter optimizations

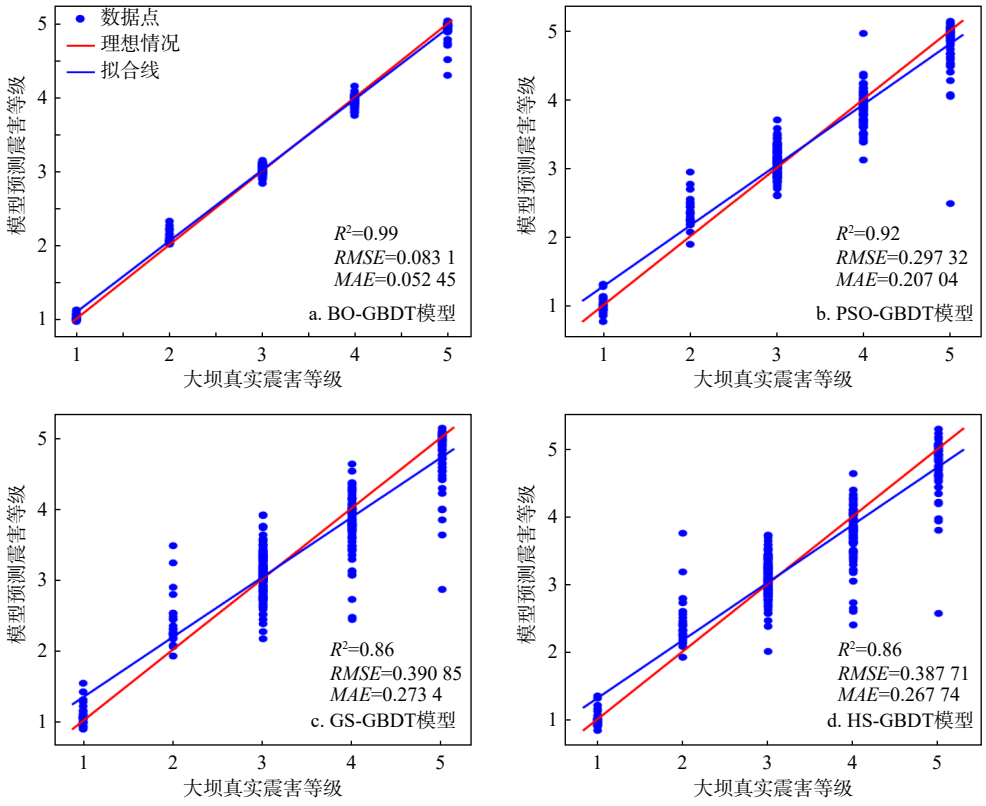


图 11　4 种超参数优化算法下 GBDT 的预测结果分布散点图

Fig. 11　Prediction of GBDT with four hyperparameter optimization algorithms

验证误差(表 1),也能看出 BO-GBDT 是最佳模型。

3.3　模型特征重要性评价

由于 BO-GBDT 在预测任务中展现出最优的模型性能,采用其内置的特征重要性评估方法来分析输入变量对预测结果的贡献度。BO-GBDT 模型输出的特征重要性分数显示最大缝宽具有最高的敏感性(图 12),而事实上,裂缝是水库大坝最常见的一种震害现象,当裂缝数量和宽度增加时,大坝震害程度也有增高的风险,相关研究也证实了这一点[43];塌陷、滑坡、渗漏本身是水库大坝震害的主要表现,因此特征传递的信息量就较高,权重也就相应增大;大坝建成时间反映了大坝的施工质量和结构老化程度,建成时间越早的大坝越容易受到严重震害;地震烈度和震中距是反映地震强度的因子,高烈度区对各种建筑工程都会造成严重损失[44],四川严重受损的水库大坝几乎都处于高烈度区,地震烈度重要性分数具有一定可解释性。

4　模型实例验证

本研究所得 BO-GBDT 模型为回归模型,与分类模型不同,分类模型预测结果为离散的、固定的类别,一旦预测出现偏差就是错分类,图 13a 展示了 GBDT 分类模型在测试集上的表现,可以看出,部分震害等级误差甚至达到了两级,应用于工程实际是不合理的。而 BO-GBDT 回归模型预测所得是一组连续的数据,将测试集预测结果按四舍五入近似分类,所得分类混淆矩阵结果显示,使用该模型几乎不会出现错分类的情况(图 13b),且实际工程中每个震害等级都有相应的损失比范围,通过回归模型预测结果可以计算实际工程的损失比详情。

使用 BO-GBDT 模型对未参与训练的 38 座水库大坝样本进行评估,部分震害因子取值和预测结果见表 2,其中坝类型 1 表示均质坝,2 表示黏土心墙坝,Y1 为 BO-GBDT 模型预测震害结果,Y2 为改进的大坝震害经验统计模型预测的震害结果[10]。对比 2 种预测结果的正确分类比例、错误分类比例、平均误差与相关系数,详见表 3,可见 BO-GBDT 模型拥有更加精确的结果。

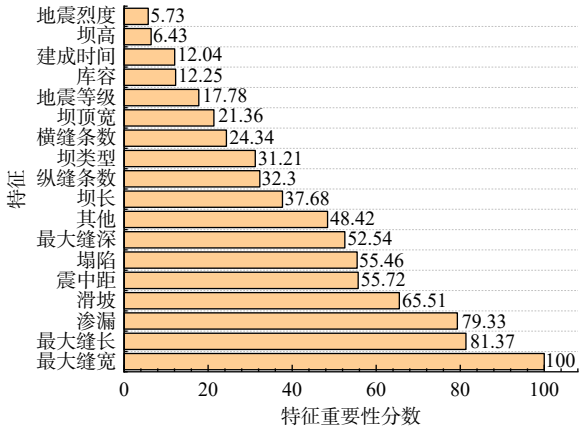


图 12　模型特征重要性分数排序

Fig. 12　Ranking of model feature importance scores

5　结　论

(1)虽然 GBDT 模型本身具有较强的学习泛化能力,但是不同参数组合模型性能表现不一,使用贝叶斯搜索优化算法能以最短的运行时间寻找出最优性能的参数组合,说明 BO-GBDT 模型在水库大坝震害评估样本集上能表现出最好的学习和预测性能。

(2)由特征重要性分析结果可知,给 BO-GBDT 评估模型提供了主要贡献的是震害特征和地震强度特征,这也正是水库大坝震害评估的主要影响因素,

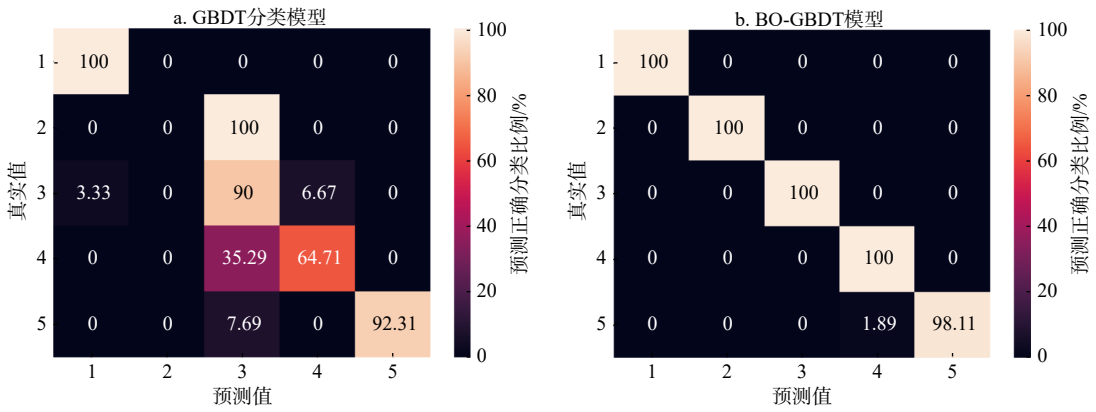


图 13　GBDT 分类模型 (a) 和 BO-GBDT 模型 (b) 预测结果混淆矩阵

Fig. 13　Confusion matrix of GBDT classification model (a) and BO-GBDT model (b) prediction results

表 2　部分水库大坝震害因子取值与震害等级预测结果

Table 2　Values of seismic damage factors and predicted seismic damage levels of some reservoir dams

序号	坝名	建成时间/年	地震烈度/(°)	坝类型	坝长/m	坝高/m	坝顶宽/m	震害等级	Y1	Y2
1	上坝水库	1978	8	1	120	28.0	8	3	3.06	3.27
2	龙泉水库	1957	8	1	174	18.9	3.5	2	2.08	2.45
3	团结水库（玉皇）	1977	7	1	168	30.05	4	3	2.99	3.33
4	红刺藤水库	1962	9	1	156	12.0	6	4	4.07	2.33
5	民乐水库	1957	9	1	167	10.0	2	4	3.94	4.04
6	众力水库	1969	9	1	1095	9.3	2	2	2.09	2.67
7	新坪水库	1959	7	1	106	17.4	2	3	3.03	3.33
8	太平水库	1959	6	1	294	10.2	3.6	3	2.99	3.58
9	庆丰水库	1958	7	2	247	15.1	3	3	2.95	2.72
10	跃进水库	1958	7	1	284	11.3	3	3	2.99	2.45
11	拦沟堰水库	1960	6	1	234	5.0	3	1	1.45	1.29
12	八一水库	1975	7	1	130	10.5	2.5	4	3.83	3.82
13	罗家湾水库	1957	7	1	246	12.8	3.7	3	2.96	2.99
14	团结水库（百善）	1971	7	1	118	11.2	1	3	3.14	3.28
15	一根松水库	1973	7	1	167	9.8	3.3	3	3.00	3.82
16	尖梁子水库	1972	7	1	167	10	1.5	3	2.99	2.45
17	长岭水库	1957	7	1	256	10.6	3.3	3	3.00	2.99
18	新桥水库	1956	7	1	107	17	3.2	3	2.91	2.23
19	五七水库	1979	8	1	110	21.6	2.8	3	2.98	2.43
20	观音堂水库	1958	8	1	148	9	4	4	4.03	4.07
21	吴家大堰水库	1978	8	1	124	8	4	4	3.94	4.07
22	狮儿河水库	1958	8	1	131	17.4	4	4	3.89	4.07
23	合作水库	1975	8	1	120	20	2.5	4	3.93	4.07
24	岐山水库	1959	8	1	314	21	4	4	3.95	4.07
25	大田水库	1956	8	1	100.3	7.55	3	4	3.81	4.07
26	幸福水库	1971	8	1	101	14	4.5	3	3.03	2.23
27	牛角埝水库	1974	8	1	37	6	7	3	2.87	2.43
28	上游水库	1973	7	1	470	22	54	3	2.96	2.45
29	洞子沟水库	1985	8	1	182	18	2.2	3	3.00	2.97
30	火烧坡水库	1976	8	1	45	9	4	3	3.14	2.97
31	漆树坝水库	1974	8	1	38	10	3	3	3.09	2.97
32	三要水库	1975	7	1	400	7.4	13.52	3	2.92	3.33
33	和平水库	1977	8	1	175	24.4	3	3	2.91	2.67
34	金花水库	1957	8	1	240	18.6	3.14	3	3.13	2.67
35	崇林水库	1977	8	1	150	10	4.5	4	3.89	2.67
36	向阳水库	1964	7	1	405	20	4	3	3.01	2.99
37	朝阳水库	1985	7	1	130	18	10	3	2.90	3.33
38	红旗水库	1959	7	1	420	11.4	3	2	2.03	2.45

注: 坝类型1表示均质坝; 坝类型2表示黏土心墙坝; Y1为BO-GBDT模型预测的震害结果, Y2为改进的大坝震害经验统计模型预测的震害结果[10]

表 3　模型对比分析

Table 3　Comparison between different models

模型	震害等级正确分类的土坝		震害等级错误分类的土坝		平均误差	相关系数
	数量/座	比例/%	数量/座	比例/%		
改进的土坝震害经验统计模型	26	68.4	12	31.6	0.363	0.908
BO-GBDT模型	38	100	0	0	0.070	0.972

也进一步证实了本研究建立的大坝震害评估指标体系的合理性。

(3)提出了 BO-GBDT 水库大坝震害快速评估模型,该方法与传统的模糊经验法和层次分析法相比克服了专家主观性,并具有科学的分析技术手段和高精度的震害等级评估能力。震后快速调查掌握水库大坝震害信息,就能够快速准确地对水库大坝进行震害评估,对当地主管部门灾后快速评估决策和防灾减灾活动具有重要意义。

所有作者声明不存在利益冲突。

The authors declare that no competing interests exist.

参考文献:

[1] 颜婷, 肖鸿, 林鹏智. 芦山地震水库震害考察及灾区大坝总风险评估 [J]. 四川大学学报(工程科学版), 2015, 47(增刊 1): 41-47.
YAN T, XIAO H, LIN P Z. Investigation of seismic damage to reservoirs and total risk assessment of dams in earthquake-stricken area during Lushan earthquake[J]. ournal of Sichuan University (Engineering Science Edition), 2015, 47(S1): 41-47. (in Chinese with English abstract)

[2] JING L P, LIANG H A, LI Y Q, et al. Characteristics and factors that infl uenced damage to dams in the Ms8.0 Wenchuan earthquake[J]. Earthquake Engineering and Engineering Vibration, 2011, 10: 349-358.

[3] 梁海安. 土石坝震害预测及快速评估方法研究 [D]. 哈尔滨: 中国地震局工程力学研究所, 2012.
LIANG H A. Seismic damage prediction and emergency assessment of earth-rock dam[D]. Harbin: Insititute of Engineering Mechanics, China Earthquake Administration, 2012.(in Chinese with English abstract)

[4] PEKAU O A, CUI Y Z. Failure analysis of fractured dams during earthquakes by DEM[J]. Engineering Structures, 2004, 26(10): 1483-1502.

[5] SINGH R, ROY D, JAIN S K. Analysis of earth dams affected by the 2001 Bhuj earthquake[J]. Engineering Geology, 2005, 80(3/4): 282-291.

[6] DOAN N P, NGUYEN B P, PARK S S. Seismic deformation analysis of earth dams subject to liquefaction using UBCSAND2 model[J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 2023, 172: 108003.

[7] WANG G H, LU W B, ZHOU C B, et al. The influence of initial cracks on the crack propagation process of concrete gravity dam-reservoir-foundation systems[J]. Journal of Earthquake Engineering, 2015, 19(6): 991-1011.

[8] GHAEDI K, HEJAZI F, IBRAHIM Z, et al. Flexible foundation effect on seismic analysis of roller compacted concrete (RCC) dams using finite element method[J]. KSCE Journal of Civil Engineering, 2018, 22(4): 1275-1287.

[9] 饶为胜, 杜成斌, 江守燕, 等. 土坝震害分类快速预测的模糊概率方法 [J]. 灾害学, 2017, 32(2): 206-209.
RAO W S, DU C B, JIANG S Y, et al. Fuzzy probability method for fast predicting earthquake damage type of earth dam[J]. Journal of Catastrophology, 2017, 32(2): 206-209. (in Chinese with English abstract)

[10] 郭恩栋, 张丽娜, 王亚东, 等. 土坝震害评估模型研究 [J]. 岩土力学, 2011, 32(12): 3667-3671.
GUO E D, ZHANG L N, WANG Y D, et al. Study of evaluation model of earthquake damage to earth dams[J]. Rock and Soil Mechanics, 2011, 32(12): 3667-3671. (in Chinese with English abstract)

[11] 吴云星, 谷艳昌, 王士军, 等. 基于信息熵-变权模糊模型的土石坝震损评估 [J]. 水利水运工程学报, 2018(4): 38-45.
WU Y X, GU Y C, WANG S J, et al. Assessment of seismic damage for earth-rockfill dam based on information entropy variable weight fuzzy model[J]. Hydro-Science and Engineering, 2018(4): 38-45. (in Chinese with English abstract)

[12] 陆耀波, 欧阳志勇. 灰关联分析与 BP 人工神经网络在土石坝震害群体预测中的运用 [J]. 华南地震, 2014, 34(增刊 1): 90-94.
LU Y B, OUYANG Z Y. Forecasting seismic damage to buildings based on grey relation and artificial neural network model[J]. South China Journal of Seismology, 2014, 34(S1): 90-94. (in Chinese with English abstract)

[13] 杨灿, 刘磊磊, 张遗立, 等. 基于贝叶斯优化机器学习超参数的滑坡易发性评价 [J]. 地质科技通报, 2022, 41(2): 228-238.
YANG C, LIU L L, ZHANG Y L, et al. Machine learning based on landslide susceptibility assessment with Bayesian optimized the hyperparameters[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2022, 41(2): 228-238. (in Chinese with English abstract)

[14] 郭衍昊, 窦杰, 向子林, 等. 基于优化负样本采样策略的梯度提升决策树与随机森林的汶川同震滑坡易发性评价 [J]. 地质科技通报, 2024, 43(3): 251-265.
GUO Y H, DOU J, XIANG Z L, et al. Optimized negative sampling strategy of gradient boosting decision tree and random forest for evaluating Wenchuan coseismic landslides susceptibility mapping[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2024, 43(3): 251-265. (in Chinese with English abstract)

[15] 林琴, 郭永刚, 吴升杰, 等. 基于梯度提升的优化集成机器学习算法对滑坡易发性评价: 以雅鲁藏布江与尼洋河两岸为例 [J]. 西北地质, 2024, 57(1): 12-22.
LIN Q, GUO Y G, WU S J, et al. Evaluation of landslide susceptibility by optimization integrated machine learning algorithm based on gradient boosting: Take both banks of Yarlung Zangbo River and Niyang River as examples[J]. Northwestern Geology, 2024, 57(1): 12-22. (in Chinese with English abstract)

[16] LIU X, LIANG Y Q, FU X, et al. Assessment of typhoon disaster loss based on the factor analysis-random forest model[J]. Journal of Physics (Conference Series), 2024, 2718(1): 012043.

[17] ZHANG Y X, ZHANG T Y, SHEN W Q, et al. Economic loss assessment of typhoon-induced storm surge disasters in the South China Sea based on GSA-BP model[J]. Frontiers in Earth Science, 2023, 11: 1258524.

[18] 邓日朗, 张庆华, 刘伟, 等. 基于改进两步法采样策略和卷积神经网络的崩塌易发性评价 [J]. 地质科技通报, 2024, 43(2): 186-200.
DENG R L, ZHANG Q H, LIU W, et al. Collapse susceptibility evaluation based on an improved two-step sampling strategy and a convolutional neural network[J]. Bulletin of Geological Science

and Technology, 2024, 43(2): 186-200. (in Chinese with English abstract)

[19] 赵军, 汪峻宇, 赖强, 等. 基于 XGBoost 算法的走滑断裂内部特征带的精细识别 [J/OL]. 地质科技通报, 1-13(2024-04-19)[2024-09-17]. https: //doi. org/10.19509/j. cnki. dzkq. tb20230583.
ZHAO J, WANG J Y, LAI Q, et al. Fine-grained identification of internal characteristic zones within the strike-slip fault using the XGBoost algorithm [J/OL]. Bulletin of Geological Science and Technology, 1-13(2024-04-19)[2024-09-17]. https://doi.org/10.19509/j.cnki.dzkq.tb20230583. (in Chinese with English abstract)

[20] FRIEDMAN J H. Greedy function approximation: A gradient boosting machine[J]. The Annals of Statistics, 2001, 29(5): 1189-1232.

[21] BREIMAN L, FRIEDMAN J, OLSHEN R, et al. Classification and regression tree[M]. New York: Chapman, 1984.

[22] 林森, 郭桂祯, 刘蓓蓓. 基于梯度提升决策树(GBDT)算法的南方洪涝灾害房屋倒损评估模型 [J]. 灾害学, 2020, 35(1): 109-112.
LIN S, GUO G Z, LIU B B. A model of house damage assessment for southern China based on gradient boosting decision three (GBDT) algorithm[J]. Journal of Catastrophology, 2020, 35(1): 109-112. (in Chinese with English abstract)

[23] 王昭栋, 王自法, 李兆焱, 等. 基于机器学习−网格搜索优化的砂土液化预测 [J]. 振动与冲击, 2024, 43(5): 82-92.
WANG Z D, WANG Z F, LI Z Y, et al. Prediction of sandy soil liquefaction based on machine learning GridSearch CV[J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43(5): 82-92. (in Chinese with English abstract)

[24] BERGSTRA J, BARDENET R, BENGIO Y, et al. Algorithms for hyper-parameter optimization[J]. Advances in Neural Information Processing Systems , 2011: 2546-2554.

[25] BONYADI M R, MICHALEWICZ Z. Particle swarm optimization for single objective continuous space problems: A review[J]. Evolutionary Computation, 2017, 25(1): 1-54.

[26] UNGREDDA J, BRANKE J. Bayesian optimisation for constrained problems[J]. ACM Transactions on Modeling and Computer Simulation, 2024, 34(2): 1-26.

[27] LI L S, JAMIESON K G, DESALVO G, et al. Hyperband: A novel bandit-based approach to hyperparameter optimization[J]. Journal of Machine Learning Research, 2016, 18: 1-52.

[28] ZHANG Y Z, MA J, LIANG S L, et al. An evaluation of eight machine learning regression algorithms for forest aboveground biomass estimation from multiple satellite data products[J]. Remote Sensing, 2020, 12(24): 4015.

[29] 叶亚三, 陈国兴, 王志华, 等. 汶川大地震中广元市水库震害调查与分析 [J]. 世界地震工程, 2011, 27(4): 73-85.
YE Y S, CHEN G X, WANG Z H, et al. Investigation and analysis of seismic damage of reservoirs in Guangyuan City during Wenchuan great earthquake[J]. World Earthquake Engineering, 2011, 27(4): 73-85. (in Chinese with English abstract)

[30] 陈国兴, 景立平, 汤皓, 等. 汶川地震中绵竹市水库土坝震损调查与分析 [J]. 南京工业大学学报(自然科学版), 2009, 31(9): 15-23.
CHEN G X, JING L P, TANG H, et al. Investigation and analysis of earthquake-induced earth dam damages in Mianzhu City during Wenchuan earthquake[J]. Journal of Nanjing University of Technology(Natural Science Edition), 2009, 31(9): 15-23. (in Chinese with English abstract)

[31] CHEN G X, JIN D D, MAO J, et al. Seismic damage and behavior analysis of earth dams during the 2008 Wenchuan earthquake, China[J]. Engineering Geology, 2014, 180: 99-129.

[32] LASHGARI A, MOSS R E S. Displacement and damage analysis of earth dams during the 2023 Turkiye earthquake sequence[J]. Earthquake Spectra, 2024, 40(2): 939-976.

[33] 叶亚三, 陈国兴, 王志华. 汶川大地震中土坝破坏程度与坝体几何形状的关系分析 [J]. 地震工程与工程振动, 2012, 32(1): 146-153.
YE Y S, CHEN G X, WANG Z H. Relationships between damage extent and geometry of reservoir's earth dams in Wenchuan earthquake[J]. Journal Earthquake Engineering and Engineering Dynamics, 2012, 32(1): 146-153. (in Chinese with English abstract)

[34] SOYSAL B F, ARICI Y. Crack width-seismic intensity relationships for concrete gravity dams[J]. Journal of Earthquake Engineering, 2024, 28(2): 565-581.

[35] TANI S, NAKASHIMA M. Earthquake damage to earth dams in Japan-Maximum epicentral distance to cause damage as a function of magnitude[J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 1999, 18(8): 593-602.

[36] 国家质量监督检验检疫总局, 中国国家标准化管理委员会. 生命线工程地震破坏等级划分: GB/T24336-2009[S]. 北京: 中国标准出版社, 2009.
General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China, Standardization Administration of the People's Republic of China. Classification of earthquake damage to lifeline engineering: GB/T24336-2009[S]. Beijing: Standards Press of China, 2009. (in Chinese)

[37] 陈国兴, 景立平, 李永强. 汶川地震中小型水库震害与数据库[M]. 北京: 科学出版社, 2014.
CHEN G X, JING L P, LI Y Q. Seismic damage of small and medium-sized reservoirs in the Wenchuan earthquake and databas[M]. Beijing: Science Press, 2014. (in Chinese)

[38] 冒进, 陈国兴, 王志华, 等. 绵阳市东南部区域水库汶川地震典型震害分析 [J]. 防灾减灾工程学报, 2015, 35(1): 137-144.
MAO J, CHEN G X, WANG Z H, et al. Analysis of representative seismic damage to reservoirs in the southeast of Mianyang City during Wenchuan earthquake[J]. Journal of Disaster Preventtion and Mitigation Engineering, 2015, 35(1): 137-144. (in Chinese with English abstract)

[39] 单锐, 杨婧, 朱文元, 等. 不同缺失比例下的缺失值插补方法比较 [J]. 信息技术, 2023, 47(12): 52-56.
SHAN R, YANG J, ZHU W Y, et al. Comparison of missing value interpolation methods under different missing ratios[J]. Information Technology, 2023, 47(12): 52-56. (in Chinese with English abstract)

[40] 仉文岗, 唐理斌, 陈福勇, 等. 基于 4 种超参数优化算法及随机森林模型预测 TBM 掘进速度 [J]. 应用基础与工程科学学报, 2021, 29(5): 1186-1200.
ZHANG W G, TANG L B, CHEN F Y, et al. Prediction for TBM penetration rate using four hyperparameter optimization methods and random forest model[J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2021, 29(5): 1186-1200. (in Chinese with English

abstract）
[41] 黄鹏辉, 高勇. 分层抽样在电梯检验报告抽查中的应用 [J]. 中国特种设备安全, 2017, 33(8): 13-15.
HUANG P H, GAO Y. Application of stratified sampling method in the sample survey of elevator inspection reports[J]. China Special Equipment Safety, 2017, 33(8): 13-15. (in Chinese with English abstract)
[42] YATES L, ANDAHL Z, RICHARDS S. et al. Cross validation for model selection: A review with examples from ecology[J]. Ecological Monographs, 2023, 93(1): 1-24.
[43] LIU P F, CHEN J Y, XU Q, et al. Seismic stability analysis of CSG dams considering the effect of tension crack based on genetic algorithm with an improved initial population strategy[J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 2023, 175: 108210.
[44] 郝伟, 宋宁宁. 高烈度区铁路桥梁地震灾害生命年损失评估方法 [J]. 自然灾害学报, 2022, 31(6): 86-94.
HAO W, SONG N N. Evaluation method of earthquake disaster lifeyears loss of railway bridges in high intensity areas[J]. Journal of Natural Disasters, 2022, 31(6): 86-94. (in Chinese with English abstract)

Summary for “基于 BO-GBDT 的水库大坝震害快速评估”

Rapid assessment of earthquake damage of reservoir dam based on BO-GBDT

CHEN Xiangyu[1]，GUO Yonggang[1*]，ZHOU Xingbo[2]，XIAO Yang[1]，WEI Luning[1]，QIN Deshun[1]

1. Xizang Agriculture and Animal Husbandry University, Linzhi Tibet 860000, China；
2. General Institute of Water Conservancy and Hydropower Planning and Design, Ministry of Water Resources, Beijing 100120, China

First author，E-mail：1835461087@qq.com
* Corresponding author， E-mail：1960373107@qq.com

Abstract：[**Objective**] Reservoir dams are critical infrastructure, and accurately assessing the extent of earthquake-induced damage is crucial for developing rescue operations and post-disaster restoration. This study aims to achieve rapid and accurate assessment of post-earthquake damage in reservoir dam.[**Methods**] Focusing on earthquake damage data from the Wenchuan M_s8.0 earthquake, this research integrates dam structural characteristics and seismic intensity parameters to establish an assessment index system and dataset. The study employs k-nearest-neighbor interpolation for missing values processing and feature correlation analysis. A rapid assessment model for reservoir dam earthquake damage is proposed using gradient boosting algorithm. To optimize parameters of the gradient boosted tree (GBDT) regression algorithm, four hyperparameter optimization methods are implemented: Grid search (GS), particle swarm optimization (PSO), Bayesian optimization (BO), and hyperband search (HS). The models are compared based on performance metrics, including the coefficient of determination (R^2), root mean square error (*RMSE*), and mean absolute error (*MAE*), and the feature importance of the optimal models is ranked. [**Results**] The results demonstrate that the BO-GBDT model provides the most rapid and accurate assessment of earthquake damage to reservoir dams, achieving a high R^2 of 0.99. Feature importance analysis shows that the maximum crack width is the most influential factor. The model demonstrates superior accuracy compared to earth dam damage assessment models based on improved empirical statistical methods, confirming its reliability for rapid post-earthquake damage evaluation of reservoir dams. [**Conclusion**] The research results provide a reference for the earthquake damage assessment of reservoir dams.

Key words: reservoir dam； earthquake damage assessment； hyperparameter optimization； machine learning； performance indicator； BO-GBDT（Bayesian optimization-gradient boosted tree）

Received：2024-07-31；Revised：2024-09-18；Accepted：2024-11-28

doi: 10.19509/j.cnki.dzkq.tb20240425