

基于相似测点对比的大坝变形监测数据粗差识别方法

陈立秋^{1,2,3}, 顾冲时^{1,2,3}, 邵晨飞^{1,2,3}, 顾昊^{1,2,3}, 高睿颖^{1,2,3}

(1. 河海大学水灾害防御全国重点实验室, 江苏 南京 210098; 2. 河海大学水利水电学院, 江苏 南京 210098;
3. 河海大学水资源高效利用与工程安全国家工程研究中心, 江苏 南京 210098)

摘要:针对混凝土坝变形监测数据粗差检测方法难以区分粗差和环境突变引起的数据跳跃问题,提出了一种基于K-means++距离聚类算法分区,采用OPTICS密度聚类算法结合局部异常因子(LOF)算法识别监测数据中粗差的大坝变形监测数据粗差识别方法。该方法通过K-means++算法实现测点区域划分,联合使用OPTICS算法和LOF算法进行粗差确定,通过对比属于同一分区不同测点的粗差出现时间来判定真实粗差。算例分析结果表明,该方法能有效鉴别变形监测数据中由环境突变引起的数据跳跃,显著提高粗差识别的准确性,降低粗差误判率。

关键词:大坝变形监测数据;粗差;环境变化;K-means++算法;OPTICS算法;LOF算法

中图分类号:TV698.1⁺1

文献标志码:A

文章编号:1006-7647(2024)04-0072-06

Gross error identification method for dam deformation monitoring data based on similar measurement point comparison//CHEN Liqiu^{1,2,3}, GU Chongshi^{1,2,3}, SHAO Chenfei^{1,2,3}, GU Hao^{1,2,3}, GAO Ruiying^{1,2,3} (1. *The National Key Laboratory of Water Disaster Prevention, Hohai University, Nanjing 210098, China*; 2. *College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China*; 3. *National Engineering Research Center of Water Resources Efficient Utilization and Engineering Safety, Hohai University, Nanjing 210098, China*)

Abstract: With the gross error detection methods for deformation monitoring data of concrete dams, it is difficult to distinguish between gross errors and sudden data jumps caused by environmental changes. To address this problem, a method for identifying gross errors in dam deformation monitoring data is proposed. This method partitions measuring points using the K-means++ clustering algorithm, and employs the OPTICS clustering algorithm combined with the local outlier factor (LOF) algorithm to detect gross errors in the monitoring data. First, the K-means++ algorithm is used to partition the measurement point areas. Then, the OPTICS and LOF algorithms are used to determine the gross errors. Finally, the real gross errors are identified by comparing the occurrence time of gross errors at different measurement points in the same area. The case study results demonstrate that the method can effectively identify data jumps caused by environmental changes in the monitoring data, significantly improves the accuracy of gross error identification, and reduces the misjudgment rate of gross errors.

Key words: dam deformation monitoring data; gross error; environmental change; K-means++ algorithm; OPTICS algorithm; LOF algorithm

为避免大坝在服役过程中发生突发病害而引发严重的工程事故,造成重大生命及财产损失,有必要实时监测坝体运行状态,定期对监测数据进行分析,从而保障大坝长期稳定运行^[1-4]。为获得准确的监测数据,有必要对监测数据进行前处理。

剔除粗差是大坝变形监测数据前期处理中重要的一环,传统的粗差识别方法通常基于统计学理论,如 3σ 准则、格拉布斯准则、罗曼诺夫斯基准则以及狄克松准则^[5]均已广泛应用于大坝变形监测数据

粗差识别中,但当大坝变形监测数据结构复杂时,极易出现漏判、误判问题。随着大数据分析技术的发展,机器学习也被逐渐应用于粗差识别中^[6]。蒋齐嘉等^[7]提出了奇异谱分析联合DBSCAN密度聚类的粗差探测法;齐智勇等^[8-9]利用全卷积神经网络对人工标记的数据集进行学习,实现了粗差数据识别;赵新华等^[10]将监测数据的趋势项分离,利用孤立森林算法实现了异常数据的剔除;董泽等^[11]利用小波变换去除时间序列的运行趋势,采用局部异常因子

基金项目:国家自然科学基金项目(U2243223, 52209159);江苏省水利科技项目(2022024);中国博士后科学基金项目(2023M730934)

作者简介:陈立秋(1999—),女,硕士研究生,主要从事水工结构安全监控研究。E-mail:1473158046@qq.com

通信作者:顾冲时(1962—),男,教授,博士,主要从事水工结构安全监控研究。E-mail:csgr@hhu.edu.cn

方法确定序列异常点。尽管这些方法取得了良好的粗差识别效果,但这些方法大多只利用时间序列的变化规律来识别粗差,并未考虑环境量变化对坝体性态的影响,导致能够反映大坝真实性态的有效数据容易被误判为粗差,从而出现粗差误判问题^[12]。

针对上述问题,本文考虑利用正常数据与包含粗差数据的局部密度差异性,提出结合 K-means++ 距离聚类算法、OPTICS (ordering points to identify the clustering struture) 密度聚类算法与局部异常因子 (local outlier factor, LOF) 算法的大坝变形监测数据粗差识别方法 (以下简称“本文方法”): 先通过 K-means++ 算法对大坝位移测点进行区域划分, 然后采用改进的 OPTICS 算法初步识别粗差, 再计算初步粗差数据中每一个数据的 LOF 值, 并将 LOF 值大于一定阈值的数据标记为粗差, 最后通过与同簇其他测点的比较来排除因环境量变化而导致的误判, 从而确定最终的数据粗差。OPTICS 与 LOF 算法的结合能够显著提升粗差识别的准确性和灵敏度, 并在一定程度上减小误判率, 且仅针对部分测点计算 LOF 值, 能有效降低计算量和复杂度。

1 大坝变形监测数据粗差识别算法的基本原理

1.1 K-means++ 算法

K-means 算法是一种无监督学习的聚类算法, 采用距离作为相似度的评价指标, 以将相似的对象归为同一个簇。由于 K-means 算法随机选择初始质心的方式会影响聚类效果, K-means++ 通过改变质心选取方式提高了算法的质量^[13]。为了得到准确的聚类结果, 需全面分析测值序列的变化趋势, 采用绝对距离、增量距离、增速距离加权组合而成的综合距离作为相似度指标^[14-15], 即两个测点位移曲线的综合距离越近, 其相似度就越大, 在同一簇类的可能性越大。

本文选用轮廓系数法^[16] 确定聚类数 K , 对不同的 K 值进行聚类, 并计算对应的轮廓系数。轮廓系数 S 的值介于 $[-1, 1]$, 越趋近于 1 代表聚类效果越好。

1.2 OPTICS 算法及其改进

1.2.1 OPTICS 算法

OPTICS 算法^[17-18] 是一种基于密度的聚类算法, 是 DBSCAN 算法^[19] 的改进。相比于 DBSCAN 算法, OPTICS 算法虽然也要设定邻域半径 ε 和最小邻域点数 M , 但其聚类结果不高度依赖于 ε 和 M 的选取, 而是通过引入核心距离和可达距离的方式得到一系列参数设置下的基于密度的聚类结果。

OPTICS 算法的核心思想是: 从一个随机选定的数据出发, 朝着数据最为密集的区域扩张, 每个数据都有一个可达距离, 用以表示该数据与其他数据之间的密度关系, 根据各数据的可达距离生成能反映数据密集程度的可达距离图, 可达距离越大, 代表此处数据分布越稀疏, 是粗差的概率越大。

1.2.2 改进的 OPTICS 算法

虽然 OPTICS 算法聚类结果受参数设置的影响很小, 也不需要预先指定簇的个数, 但每进行一次数据扩展, 对于其邻域内任一数据都要计算核心距离和可达距离, 并将可达距离从小到大进行排序, 其时间复杂度很高。因此采取一种非排序的方式来提高算法的运行效率^[20]: 创建一个临时变量存储库, 用于存储可达距离最小的数据, 而其他数据不再按照可达距离大小进行排序。当需要取出一个数据进行扩张时, 只需取出临时变量存储库中的数据即可, 然后找出新的可达距离最小的数据放入临时变量存储库以用于下一次扩张。这种寻找可达距离最小数据的方式相比于排序大大提高了效率, 减少了计算的复杂度。

1.3 LOF 算法

LOF 算法^[21-22] 根据一个数据的局部密度与其相邻数据的局部密度的比值来判断数据是否异常。通过计算每一个监测数据的异常因子来判定数据的异常程度, 异常因子值越大, 该数据是粗差的可能性越大。在计算一个数据的异常因子时, LOF 算法只涉及该数据及其一部分相邻数据, 可以用于对特定数据子集进行计算。因此, 将 LOF 算法与 OPTICS 算法结合, 通过 OPTICS 算法计算的可达距离筛选出初步粗差, 在此基础上计算这些初步粗差数据的异常因子值, 对其进行二次判断, 能在提高识别准确性的同时又不会显著增加计算量。

2 粗差识别流程

坝体在水压力、温度等荷载作用下会产生位移, 位于大坝不同位置测点的位移随时间变化规律不同, 但由于受到的荷载有一定的共性, 因而几个测点可能会表现出相似的变形规律^[23-24]。因此, 本文方法采用 K-means++ 算法实现大坝位移测点变形分区, 使每个区域内测点有相似的变形过程线。然后, 采用 OPTICS 算法结合 LOF 算法识别监测数据中的粗差。在 OPTICS 算法的可达距离图中, 数据的可达距离越大, 该数据所在区域的数据密度越低, 越有可能是粗差。通常粗差只占总体数据的很小一部分, 因此将可达距离从大到小排序, 选择前一定百分比的数据为初步粗差^[20], 之后计算初步粗差中每一

个数据的 LOF 值,将 LOF 值大于阈值的数据判定为粗差。然而,密度低的数据也可能是由于环境量变化引起的表征大坝正常工作状态的真正值。鉴于此,利用同分区内测点对相同环境量(如温度、水位等)的响应类似这一特点,同时识别位于同一分区内不同垂线上的其他测点的粗差,并根据粗差出现的时间来识别是否为真实粗差。若某一测点某一时刻识别出粗差,而同一分区内其他测点此时刻为有效值,则将其判定为真实粗差;若两个测点同时出现粗差,则认为是由环境量变化引起的数据跳跃,不是真实粗差。具体实现流程如图 1 所示。

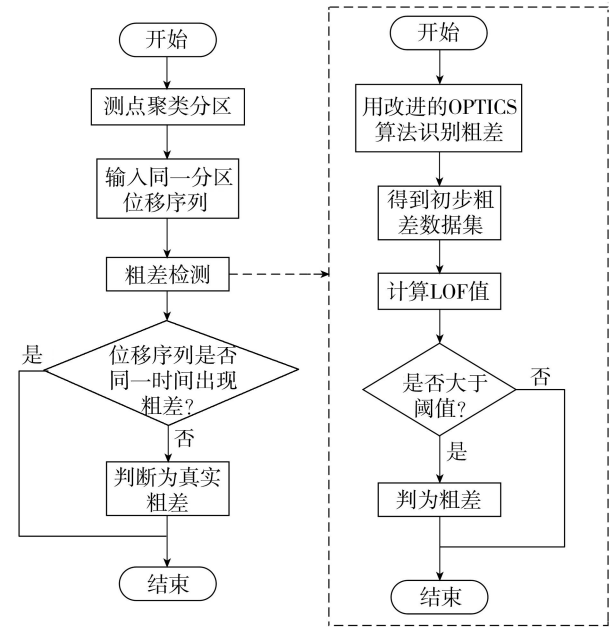


图 1 本文方法粗差识别流程

3 实例验证

3.1 工程概况

四川省某混凝土双曲拱坝最大坝高 305 m,坝顶高程 1885 m,建基面最低高程 1580 m。坝体于 5、9、11、13、16、19 号坝段共布置 29 个正垂线测点监测坝体变形。为验证本文方法的有效性,选取该坝 2015 年 8 月 1 日至 2021 年 2 月 6 日的正垂线测点位移监测数据进行分析。

3.2 聚类分区

用 K-means++ 算法对 29 个测点的变形情况进行相似性划分,设定聚类数 K 的范围为 3~10,并计算每一次聚类的轮廓系数 S ,如图 2 所示,当 $K=5$ 时,轮廓系数取得最大值 0.63,此时簇内样本聚集度高并且簇间样本分离度高,故选取 $K=5$ 为最佳聚类数。测点分区见图 3。

3.3 粗差识别

选取位于大坝 II 分区的 PL13-4 和 PL16-4 测点

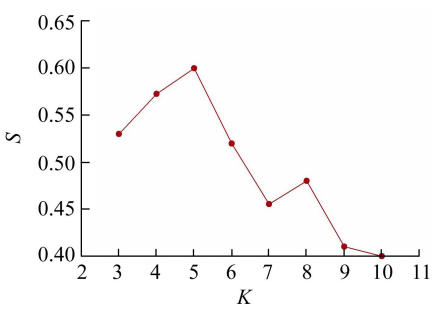


图 2 不同聚类数对应的轮廓系数

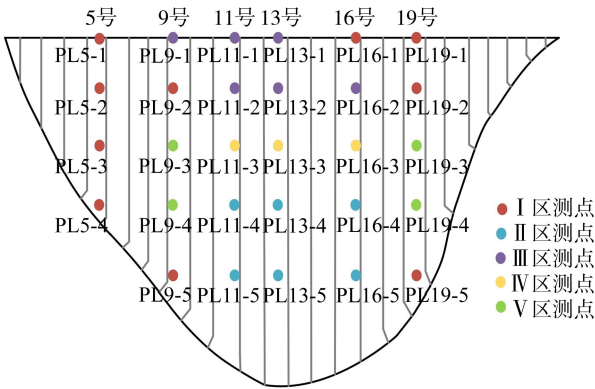


图 3 拱坝变形测点聚类分区结果

的位移监测数据来进行粗差识别验证。在 PL13-4 测点位移数据中人为加入粗差数据,加入粗差后的位移过程线以及 PL16-4 测点实测过程线如图 4 所示。

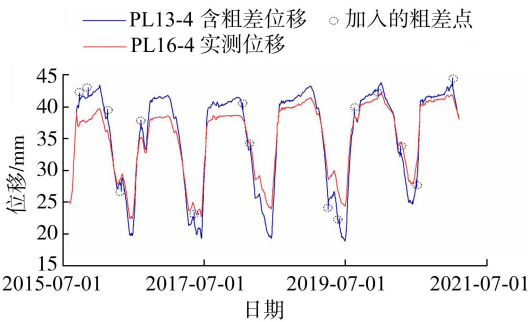
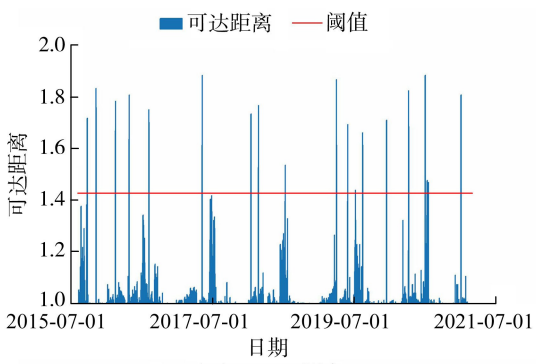


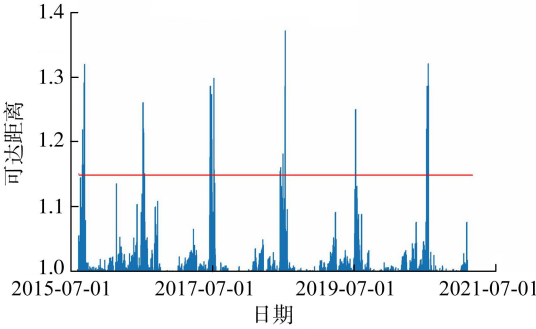
图 4 PL13-4 测点加入粗差数据后位移过程线与 PL16-4 测点实测位移过程线

运用 OPTICS 算法对 PL13-4 和 PL16-4 两测点位移数据进行聚类,由于粗差只占数据的很小一部分,所以选取可达距离数据序列(从大到小排序)前 2% 的数据作为初步粗差,两测点的可达距离见图 5。计算初步粗差中每一个数据点的 LOF 值,可以看出一部分数据的 LOF 值明显大于 1,将其判定为粗差。LOF 值散点图如图 6 所示。

从图 6 可以看出,PL13-4 测点人为加入的 15 处粗差均可以被准确识别,其 LOF 值明显大于其他数据,此外,2019 年 7 月 8 日和 2020 年 7 月 12 日、13 日、18 日和 19 日这 5 个数据也可能是粗差,值得关注。而 PL16-4 测点数据整体较为良好,

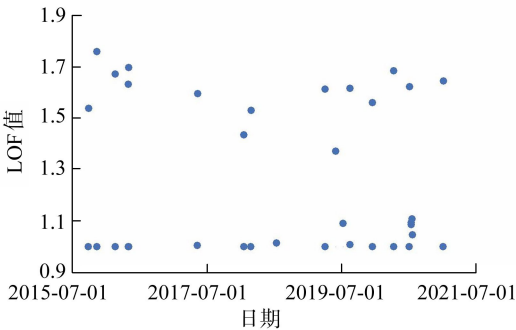


(a) PL13-4 测点

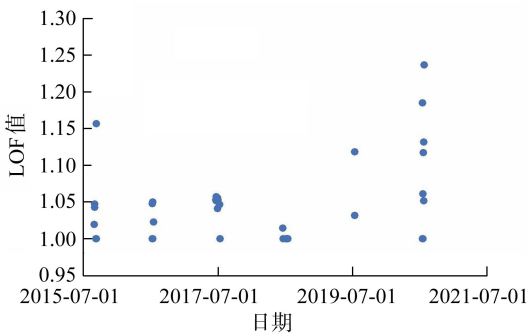


(b) PL16-4 测点

图5 OPTICS 算法的可达距离



(a) PL13-4 测点



(b) PL16-4 测点

图6 初步粗差数据的 LOF 值

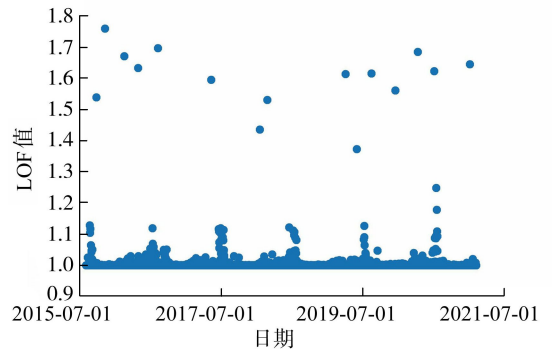
无 LOF 值严重偏离 1 的数据,但 2015 年 9 月 8 日、2019 年 7 月 9 日和 2020 年 7 月 11 日、14 日、18 日、19 日这 6 个数据相对于其他数据偏离程度更大,需要进一步进行判断。对比两测点粗差出现的时间,考虑到当环境量作用于坝体上时,位于大坝不同位置的测点受到的荷载影响会表现出轻微的延后性,故 PL13-4 测点被识别为粗差的 5 个数据以及 PL16-4 测点 2019 年 7 月 9 日和 2020 年 7 月 11 日、

14 日、18 日、19 日这 5 个数据都是反映大坝性态的真实监测数据,无需任何处理。PL16-4 测点 2015 年 9 月 8 日的数据则可判定为粗差,通过对比图 5 中 PL16-4 测点的位移过程线,发现对应日期处确有突出尖点存在,验证了本文方法的有效性与准确性。

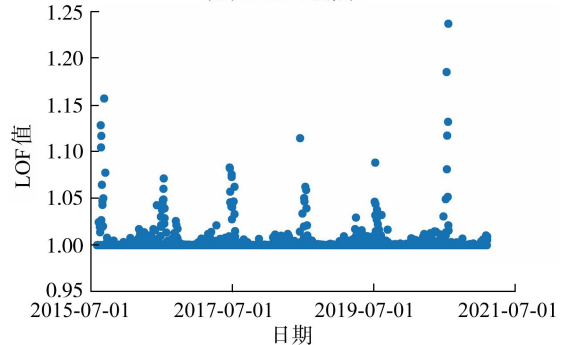
3.4 与其他识别方法的对比分析

为证明本文方法的优越性,对比分析 K-means++ 算法结合 LOF 算法的粗差识别方法(以下简称“K-LOF 方法”)、K-means++ 算法结合 DBSCAN 算法的粗差识别方法(以下简称“K-DBSCAN 方法”)和本文方法对 PL13-4 测点的粗差识别效果,以正确率为评价指标。

K-LOF 方法计算的 LOF 值如图 7 所示,K-DBSCAN 方法粗差识别结果如图 8 所示。K-LOF 方法虽能准确识别出人为添加的 15 处粗差,但将 2016 年 7 月 10 日数据识别为粗差,而 PL16-4 测点该日识别为正常数据,故此日测值被误判为粗差。监测数据总计 2017 个,识别正确率为 99.95%,误判率为 0.05%,对于 PL16-4 测点 2015 年 9 月 8 日的粗差数据能准确识别。K-DBSCAN 方法共识别出 16 处粗差,包括 14 处人为添加的粗差和两处误判,正确率 99.85%,误判率 0.15%,无法检测出 PL16-4 测点 2015 年 9 月 8 日的粗差。而本文方法能将 15 处粗差全部识别出来并且不造成误判,验证了该方法的准确性与可靠性,说明该方法有更好的粗差识别能力。

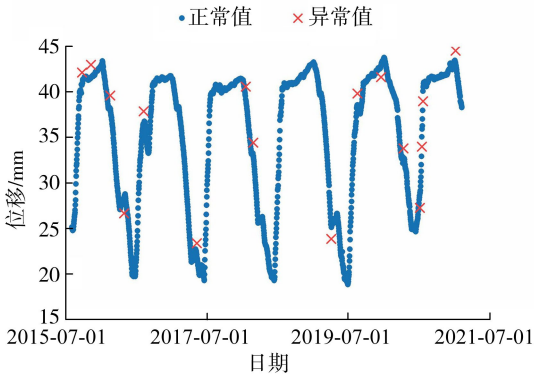


(a) PL13-4 测点

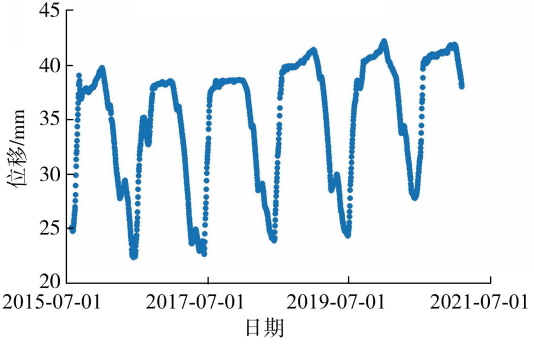


(b) PL16-4 测点

图7 K-LOF 方法 LOF 值计算结果



(a) PL13-4 测点



(b) PL16-4 测点

图 8 K-DBSCAN 方法粗差识别结果

4 结 语

为解决大坝变形监测数据的粗差识别问题,并且进一步提升粗差识别的准确性、减少误判,本文提出了联合 OPTICS 和 LOF 算法的粗差识别方法,并用 K-means++算法实现大坝位移测点分区,通过对比同一分区测点粗差出现的时间,避免将跳跃的真实数据误判为粗差。采用国内某混凝土拱坝的实测数据进行验证,结果表明,该方法能准确识别数据中的全部粗差,为大坝变形监测数据的粗差识别提供了可靠且有效的新方法。不同方法识别效果对比结果表明,OPTICS 与 LOF 算法的结合使用比单独的 LOF 算法具有更高的精准性,比广泛应用的同属于密度聚类算法的 DBSCAN 算法准确率更高,证明了本文方法的优越性。同时通过测点间的对比来识别环境量变化对变形监测数据影响的方式,可同时识别两个或者多个测点,大大提高了粗差识别效率。

参考文献:

[1] MILILLO P,PERISSIN D,SALZER J T,et al. Monitoring dam structural health from space: insights from novel InSAR techniques and multi-parametric modeling applied to the Pertusillo Dam Basilicata, Italy [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016,52:221-229.

[2] 顾冲时,苏怀智,王少伟. 高混凝土坝长期变形特性计

算模型及监控方法研究进展[J]. 水力发电学报,2016, 35 (5): 1-14. (GU Chongshi, SU Huaizhi, WANG Shaowei. Advances in calculation models and monitoring methods for long-term deformation behavior of concrete dams[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2016, 35 (5):1-14. (in Chinese))

[3] 王岩博,顾冲时,石立,等. 基于改进 IGG III-ELM 法的混凝土坝变形监测数据粗差识别方法[J]. 水利水电科技进展, 2023, 43 (6): 89-95. (WANG Yanbo, GU Chongshi,SHI Li, et al. Gross error identification method for deformation monitoring data of concrete dams based on improved IGG III-ELM method [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2023, 43 (6): 89-95. (in Chinese))

[4] 赵二峰,李章寅,袁冬阳. 基于双阶段注意力机制的大坝变形深度学习预测模型[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2023, 51 (6): 44-52. (ZHAO Erfeng, LI Zhangyin, YUAN Dongyang. Deep learning model for deformation prediction of dam based on dual-stage attention mechanism [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2023, 51 (6): 44-52. (in Chinese))

[5] 邓波,王毅,姜忠,等. 大坝变形监控数据处理的粗差识别方法及应用效果分析[J]. 水利水电技术, 2016, 47 (7): 104-107. (DENG Bo, WANG Yi, JIANG Zhong, et al. Gross error identification method and application effect analysis of dam deformation monitoring data processing [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2016, 47 (7): 104-107. (in Chinese))

[6] 张进,牛志伟,齐慧君,等. K-means++ 和 LSTM 模型在大坝监测资料分析中的应用[J]. 三峡大学学报(自然科学版), 2021, 43 (4): 25-30. (ZHANG Jin, NIU Zhiwei, QI Huijun, et al. Application of K-means++ and LSTM model in dam monitoring data analysis [J]. Journal of China Three Gorges University (Natural Sciences), 2021, 43 (4): 25-30. (in Chinese))

[7] 蒋齐嘉,蒋中明,唐栋,等. 基于 SSA-DBSCAN 的边坡安全监测数据粗差探测方法[J]. 长江科学院院报, 2022, 39 (4): 85-90. (JIANG Qijia, JIANG Zhongming, TANG Dong, et al. Gross error detection of slope safety monitoring data based on SSA-DBSCAN [J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2022, 39 (4): 85-90. (in Chinese))

[8] 齐智勇,孙辅庭,毛延翱,等. 基于全卷积神经网络的大坝变形监测数据粗差识别方法研究[J]. 水电能源科学, 2023, 41 (3): 87-90. (QI Zhiyong, SUN Futing, MAO Yanpian, et al. Research on gross error detecting method of monitored dam deformation data based on fully convolutional networks [J]. Water Resources and Power, 2023, 41 (3): 87-90. (in Chinese))

[9] 王丽蓉,郑东健. 基于卷积神经网络的大坝安全监测数据异常识别[J]. 长江科学院院报, 2021, 38 (1): 72-77.

- (WANG Lirong,ZHENG Dongjian. Anomaly identification of dam safety monitoring data based on convolutional neural network [J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute,2021,38(1):72-77. (in Chinese))
- [10] 赵新华,范振东,何宇,等. 基于数据重构与孤立森林法的大坝自动化监测数据异常检测方法[J]. 中国农村水利水电, 2021(9): 174-178. (ZHAO Xinhua, FAN Zhendong, HE Yu, et al. An anomaly detection method for dam automatic monitoring data based on data reconstruction and isolated forest[J]. China Rural Water and Hydropower,2021(9):174-178. (in Chinese))
- [11] 董泽,贾昊. 基于 EWT-LOF 的热工过程数据异常值检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(2): 126-134. (DONG Ze, JIA Hao. Outlier detection method for thermal process data based on EWT-LOF[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(2): 126-134. (in Chinese))
- [12] 黎伟,赵二峰,何菁. 大坝变形监测异常数据识别和重构模型[J]. 水利水电科技进展,2023,43(2):109-114. (LI Yi, ZHAO Erfeng, HE Jing. Abnormal data identification and reconstruction model of dam deformation monitoring[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2023,43(2):109-114. (in Chinese))
- [13] 官松泽,唐钰本,蔡争,等. 基于 K-means++-Bi-LSTM 的太阳辐照度超短期预测[J]. 太阳能学报,2023,44(12):170-174. (GUAN Songze, TANG Yuben, CAI Zheng, et al. Ultra-short-term forecast of solar irradiance based on K-means++-Bi-LSTM[J]. Acta Energiæ Solaris Sinica,2023,44(12):170-174. (in Chinese))
- [14] 刘伟琪,陈波,葛盼猛,等. 基于聚类分区和 MO-LSSVR 的高拱坝变形预测模型[J]. 水利水电科技进展,2023,43(2):102-108. (LIU Weiqi, CHEN Bo, GE Panmeng, et al. Deformation prediction model of a high arch dam based on clustering and MO-LSSVR[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2023, 43(2): 102-108. (in Chinese))
- [15] 杨光,顾昊,刘尚蔚,等. 基于分数阶模式的高拱坝变形安全监控研究构想[J]. 水利水电科技进展,2022,42(5):85-93. (YANG Guang, GU Hao, LIU Shangwei, et al. Research proposal for deformation safety monitoring of high arch dams based on fractional-order modeling theory [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2022,42(5):85-93. (in Chinese))
- [16] 詹明强,陈波,刘庭赫,等. 混凝土坝变形的空间聚类及预测模型优选[J]. 水电能源科学,2022,40(8):96-100. (ZHAN Mingqiang, CHEN Bo, LIU Tinghe, et al. Spatial clustering and prediction model selection of concrete dam deformation [J]. Water Resources and Power,2022,40(8):96-100. (in Chinese))
- [17] KALITA H K ,BHATTACHARYYA D K,KAR A. A new algorithm for ordering of points to identify clustering structure based on perimeter of triangle;OPTICS(BOPT) [C]//15th International Conference on Advanced Computing and Communications (ADCOM 2007). New York:IEEE,2007:523-528.
- [18] 侯荣涛,路郁,王琴,等. OPTICS 算法在雷电临近预报中的应用[J]. 计算机应用,2014,34(1):297-301. (HOU Rongtao, LU Yu, WANG Qin, et al. Application of OPTICS to lightning nowcasting[J]. Journal of Computer Applications,2014,34(1):297-301. (in Chinese))
- [19] KUMAR K M,REDDY A R M. A fast DBSCAN clustering algorithm by accelerating neighbor searching using groups method[J]. Pattern Recognition,2016,58:39-48.
- [20] 肖雪,薛善良. 基于改进的 OPTICS 聚类 and LOPW 的离群数据检测算法[J]. 计算机工程与科学,2019,41(5):885-892. (XIAO Xue, XUE Shanliang. An outlier detection algorithm based on improved OPTICS clustering and LOPW[J]. Computer Engineering & Science,2019,41(5):885-892. (in Chinese))
- [21] 李洪,李德文,蔡景,等. 基于 SFA-LOF-LDD 的航空发动机异常检测方法研究[J]. 机床与液压,2023,51(13):189-197. (LI Yang, LI Dewen, CAI Jing, et al. Research on abnormal detection method of aero engine based on SFA-LOF-LDD[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2023,51(13):189-197. (in Chinese))
- [22] 景永志,艾自东,田相臣. 环境监测中异常数据识别与修复[J]. 环境工程技术学报,2024,14(3):1098-1104. (JING Yongzhi, AI Zidong, TIAN Xiangchen. Identification and recovery of abnormal data in environmental monitoring [J]. Journal of Environmental Engineering Technology, 2024, 14(3): 1098-1104. (in Chinese))
- [23] 牛景太,周华,吴邦彬,等. 考虑多重共线性影响的特高拱坝时空监控模型[J]. 水利水电科技进展,2023,43(1):29-35. (NIU Jingtai, ZHOU Hua, WU Bangbin, et al. Spatio-temporal monitoring model for super-high arch dams considering multicollinearity effects[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2023, 43(1):29-35. (in Chinese))
- [24] 周兰庭,邓思源,柳志坤,等. 基于 SSA-LSTM-GF 的混凝土坝变形预测方法[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2023, 51(2): 73-80. (ZHOU Lanting, DENG Siyuan, LIU Zhikun, et al. Deformation prediction method of concrete dam based on SSA-LSTM-GF[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2023, 51(2): 73-80. (in Chinese))

(收稿日期:2023-09-08 编辑:熊水斌)