

混凝土大坝变形监测异常值识别方法及应用

刘健^{1,2}, 王继敏¹, 杨强², 张晨¹, 崔岗³

(1. 雅砻江流域水电开发有限公司, 四川 成都 610051; 2. 清华大学土木水利学院, 北京 100084;
3. 国网电力科学研究院有限公司/南瑞集团有限公司, 江苏 南京 211106)

摘要:针对传统大坝变形异常值识别方法准确性低、可靠性差及难以程序化实现等问题,以锦屏一级大坝为例,基于趋势面分析方法构建了大坝变形非线性统计模型,以生成的三维趋势面为基准,通过设置容许误差构造了异常值识别包络面,并在计算机系统层面设计了程序实现路径,针对异常值的产生原因及数据特征,提出了融合系统远程召测、采集设备状态自检及设定初、复测值欧氏距离判别条件的异常值性质判别方案。结果表明:该方法无需动态计算即可实现高准确度的变形异常值动态识别,所生成的三维趋势面具有明确物理力学意义,能精准评估不同库水位与环境温度条件下的大坝变形形态。

关键词:大坝安全;在线监控;变形监测;异常值识别;锦屏一级大坝

中图分类号:TV62;TV882.1 **文献标志码:**A **文章编号:**1006-7647(2025)06-0077-08

Method for identification of outliers in concrete dam deformation monitoring and its application//LIU Jian^{1,2}, WANG Jimin¹, YANG Qiang², ZHANG Chen¹, CUI Gang³(1. *Yalong River Hydropower Development Company Limited, Chengdu 610051, China*; 2. *School of Civil Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China*; 3. *State Grid Electric Power Research Institute/NARI Group Corporation, Nanjing 211106, China*)

Abstract: To address the issues of low accuracy, poor reliability, and difficulties in programmatic implementation associated with traditional methods for identifying outliers in dam deformation, using the Jinping I Dam as a case study, a nonlinear statistical model for dam deformation was developed based on trend surface analysis. Using the generated three-dimensional trend surface as a benchmark, an outlier identification envelope was constructed by setting allowable errors, and a program implementation pathway was designed at the computer system level. In response to the causes and data characteristics of outliers, a comprehensive solution for determining the nature of outliers was proposed, integrating remote system recall testing, self-diagnosis of data acquisition equipment status, and Euclidean distance criteria between initial and repeated measurements. The results demonstrate that the proposed method achieves highly accurate dynamic identification of deformation outliers without requiring dynamic computation. The generated three-dimensional trend surface possesses clear physical and mechanical significance, enabling precise evaluation of dam deformation behavior under varying reservoir water levels and ambient temperatures.

Key words: dam safety; online monitoring; deformation monitoring; outlier identification; Jinping I Dam

我国作为全球水能资源最丰富的国家,拥有世界上数量最多的大坝。大坝运行安全关乎国计民生,是工程界关注的重点问题。在大坝安全管理中,变形监测是一项关键工作,但在长期运行过程中,监测数据常出现异常值。这些异常值主要分为两类:①仪器故障、观测环境变化或人为干扰等因素导致的系统误差和粗差,这类数据并不能真实反映大坝结构的实际变形状态;②大坝结构出现过大的不可逆塑性变形引起的监测值突变。准确识别这两类异

常值至关重要,既可避免因误判引发不必要的恐慌,又能确保对大坝真实异常情况及时预警,为安全管理决策提供可靠依据。

系统误差是监测值中具有重复性、方向性的非随机误差,这种误差一般可通过严格率定仪器、校核二次仪表及相关仪器相互验证予以检验和修正;粗差则是对监测数据质量危害最为严重的一种过失误差,通常为仪器或二次仪表故障、观测人员错误记读等原因造成;混凝土大坝过大的塑性变形则是由地

基金项目:国家自然科学基金重点项目(51739006)

作者简介:刘健(1993—),男,博士研究生,主要从事大坝安全信息化及风险评估研究。E-mail: jian-liu23@mails.tsinghua.edu.cn

通信作者:杨强(1964—),男,教授,博士,主要从事水工结构与岩石力学研究。E-mail: yangq@tsinghua.edu.cn

震、超标洪水、基岩与坝体材料劣化或结构损伤等引起,从弹塑性理论、静力学稳定判据、大坝安全管理角度,都需予以重点关注^[1]。

为准确识别异常值,学者们提出了静态与动态两类数据检测方法。静态检测方法主要包括统计检验法、历史极值法和设计指标法等,其中统计检验法应用最为广泛,该方法通过设定一定的显著性水平对异常值进行统计甄别^[2-3]。动态检测方法通常基于数学模型构建检测机制:一方面可通过建立影响因子与变形监测效应量之间的定量关系模型对特定工况下的变形量值进行评价,另一方面也可直接依据效应量历史数据构建时序预测模型。通过对比监测数据与模型估计值的残差大小实现异常值定位,常用方法包括统计模型^[4]、时间序列^[5]、神经网络^[6]、灰色系统及图像处理技术^[7]等。

静态检测方法容易掌握,易于程序实现,但由于对工况、外荷载变化条件适应性差,其应用有局限性,最大的缺陷是识别的准确性和可靠性较低^[8]。近年来,随着人工智能技术的发展,融合机器学习的动态算法被广泛应用于监测异常值识别。例如:陈立秋等^[9]构建了联合 OPTICS 与 LOF 粗差识别方法有效鉴别了环境突变引起的数据跳跃;郑森等^[7]提出基于图像处理技术模仿人工识别数据突变过程定位粗差;王岩博等^[10]基于改进 IGG III-ELM 算法,提出了一种粗差识别率高、泛化能力强的方法。这些研究显著提升了异常值识别的准确性和可靠性,但由于计算方法复杂、模型具有特异性、参数无法迁移,且在长期应用中必须反复迭代或动态计算,因此在实际应用中仍然存在障碍与缺陷^[11]。这种技术瓶颈与行业监管需求形成尖锐矛盾,国家法律法规^[12-13]及行业规范^[14]均要求,大型混凝土坝必须建立在线监控系统,而监测数据的有效性直接决定监管效能。因此,高效、准确地开展大坝变形监测值有效性检查工作,识别出监测序列中的异常值是推进大坝安全在线监控系统建设的重难点问题。

本文针对现有方法存在的缺陷,以锦屏一级大坝为例,通过趋势面非线性统计方法构建大坝变形值与影响因子间的评价模型,在无需动态计算的条件下实现变形异常值动态识别,并在系统层面设计一套针对异常值性质研判的流程方法,以期提升大坝安全监测管理效能,为同类工程实践提供参考。

1 工程概况

锦屏一级大坝为世界最高拱坝,坝型为混凝土双曲拱坝,坝高 305 m,如图 1 所示。电站装机容量为 360 万 kW,多年平均发电量为 166.2 亿 kW·h。

水库正常蓄水位为 1 880 m,死水位为 1 800 m,水库库容为 79.8 亿 m³,调节库容达 49.1 亿 m³,属年调节水库。工程于 2012 年 11 月蓄水,2014 年 8 月 24 日首次蓄至正常蓄水位 1 880 m。截至目前,大坝已完整经历 11 次蓄水加载过程和卸载过程。



图 1 锦屏一级混凝土双曲拱坝

为保障工程安全,锦屏一级大坝设置了全面的变形监测项目,包括:正倒垂线组、引张线、全球导航卫星系统(GNSS)测点、弦长测站、静力水准系统、测缝计、基岩变位计、几何水准测线、表面变形观测墩等,变形总测点数共 1 100 余个。此外,工程布置了安全监测自动化系统,可实时采集、传输大坝监测信息。上述监测项目每天产生 4 000~6 000 条数据,其中有 20~50 条需要人工审核、甄别的变形异常值,耗费大量工时且审核时效性差。此外,受限于工作人员知识水平、主观评判差异等因素,异常值识别的准确度、可靠性有待提高。

2 研究方法

2.1 常规统计模型

根据变形受外荷载的影响关系,常规统计模型中混凝土大坝坝体变形量 δ 包含 3 个分量,即水压分量 δ_H 、温度分量 δ_T 、时效分量 δ_θ :

$$\delta = \delta_H + \delta_T + \delta_\theta \quad (1)$$

根据工程力学分析,混凝土坝变形与上游水头 H 以及 H^2 、 H^3 、 H^4 呈线性相关关系。运行多年后,坝体内部温度场较为稳定,因此,大坝安全管理实践中常使用谐波模拟温度因子。大坝产生时效变形的原因较为复杂,包含坝体与基岩的徐变、塑性变形以及岩基构造的压缩变形,同时还包含坝体裂缝引起的不可逆位移以及自生体积变形^[15]。为了简化模拟,通常仅考虑采用线性(匀速)与对数因子(收敛)模拟混凝土坝及基岩的蠕变变形。由此可得混凝土坝变形监测统计模型:

$$\delta = \sum_{i=1}^3 [a_{li}(H_u^i - H_{u0}^i)] + \sum_{i=1}^2 \left[b_{li} \left(\sin \frac{2\pi it}{365} - \sin \frac{2\pi i t_0}{365} \right) + b_{2i} \left(\cos \frac{2\pi it}{365} - \cos \frac{2\pi i t_0}{365} \right) \right]$$

$$\left. \cos \frac{2\pi i t_0}{365} \right] + c_1(\theta - \theta_0) + c_2(\ln \theta - \ln \theta_0) + a_0 \quad (2)$$

式中: H_u 为监测日库水位; H_{u0} 为初测日库水位; t 为监测累计天数; t_0 为建模区间至初测日累计天数; $\theta = t/100$; $\theta_0 = t_0/100$; a_{1i} 、 b_{1i} 、 b_{2i} 、 c_1 、 c_2 、 a_0 均为待估参数。

按矩阵形式表示常规统计模型为

$$\begin{cases} Y = X\beta + \varepsilon \\ \varepsilon \sim N(0, \sigma^2 E_n) \end{cases} \quad (3)$$

其中

$$Y = \begin{pmatrix} \hat{y}_1 \\ \hat{y}_2 \\ \vdots \\ \hat{y}_n \end{pmatrix}, \quad \beta = \begin{pmatrix} \hat{\beta}_0 \\ \hat{\beta}_1 \\ \vdots \\ \hat{\beta}_m \end{pmatrix}$$

$$X = \begin{pmatrix} \hat{x}_{11} & \cdots & \hat{x}_{1m} \\ \hat{x}_{21} & \cdots & \hat{x}_{2m} \\ \vdots & & \vdots \\ \hat{x}_{n1} & \cdots & \hat{x}_{nm} \end{pmatrix}, \quad \varepsilon = \begin{pmatrix} \hat{\varepsilon}_1 \\ \hat{\varepsilon}_2 \\ \vdots \\ \hat{\varepsilon}_n \end{pmatrix}$$

式中: Y 为 n 个变形监测值组成的向量; β 为 m 个回归参数估计值组成的向量; X 为影响因子矩阵; ε 为模型的随机误差; E_n 为 n 阶单位矩阵; σ^2 为模型残差的期望值。

采用最小二乘法即可求得待估参数 $\hat{\beta}$ 为

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (4)$$

2.2 趋势面非线性统计模型

传统统计模型是基于影响因子(水压、温度与时效)线性独立假设,采用多元或逐步回归方法构建。而实际监测表明,大坝变形为多因子耦合作用的综合表征,因子间存在共线性问题^[16-17]。趋势面分析是一种通过二维高次非线性回归建立观测数据曲面方程的方法,对于降低因子间共线性影响具有良好效果,广泛应用于地质分析^[18-19]、疾病分布^[20]等领域。国内外工程实践表明,混凝土坝经过长期运行,在坝体-基岩系统蠕变变形已趋稳定条件下可略去时效变形建模^[21],即变形效应量为

$$\delta_i = f(H_i, T_i) \quad (5)$$

式中: H_i 为库水位变量, T_i 为温度变量; i 为样本序列号。

趋势面 f 的求解过程,可简化为

$$Q = \sum [\delta_i - f(H_i, T_i)]^2 \quad (6)$$

一般而言,趋势面可用多项式或傅里叶级数逼近求得。采用多项式拟合时,根据高斯-马尔可夫定理,应用最小二乘法原理使式(6)中残差平方和 Q 取得最小值时,多项式取得的估计值即为无偏估计量。因此,可将大坝变形与水位、温度之间的非线性

关系转化成多元线性回归问题,趋势面按 3 次多项式展开为

$$f(H, T) = b_0 + b_1 H + b_2 T + b_3 H^2 + b_4 HT + b_5 T^2 + b_6 H^3 + b_7 H^2 T + b_8 HT^2 + b_9 T^3 \quad (7)$$

式中 $b_0 \sim b_9$ 均为多元线性回归参数。

3 异常值识别方法

3.1 计算样本与建模区间选取

锦屏一级大坝径向位移主要采用垂线组与 GNSS 测站进行监测。选取 16 号坝段垂线监测点 PL16-4 与 GNSS 测点 G-DB-16-1 进行趋势面分析建模,两测点含异常值与不含异常值的历史数据过程线分别如图 2 和图 3 所示。

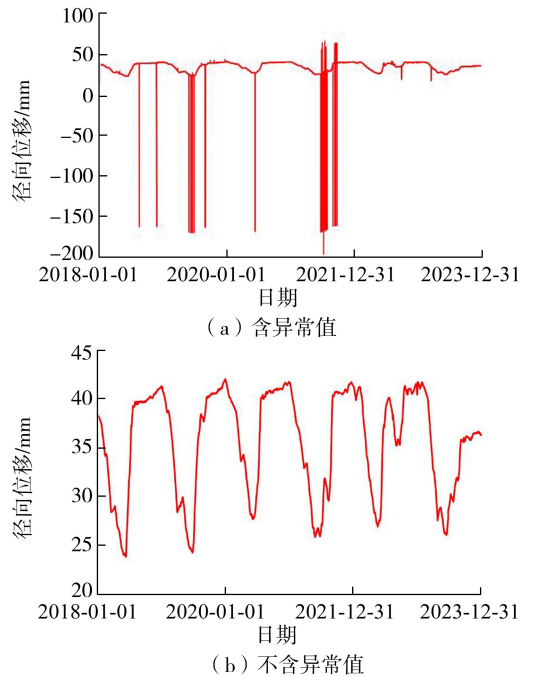


图 2 PL16-4 测点径向位移过程线

工程已运行数年,时效变形已趋于稳定,在此条件下根据建模原理略去时效变形。PL16-4 测点选取 2018 年 1 月至 2023 年 10 月数据序列, G-DB-16-1 测点则选取 2017 年 1 月至 2021 年 12 月数据序列(2021 年后因 GNSS 系统现场改造,数据中断),并相应配以库水位、日均气温(本文以环境日均气温作为温度因子)数据为样本集,部分数据见表 1。

3.2 模型计算及精度分析

应用建模数据样本集开展多元线性回归计算并求解未知参数, PL16-4 与 G-DB-16-1 测点的多项式展开分别为

$$f(H, T) = 13.908 + 0.569H + 1.578T - 0.00315H^2 - 0.0286HT - 0.0721T^2 + 0.00000336H^3 + 0.000151H^2T + 0.000456HT^2 + 0.00107T^3 \quad (8)$$

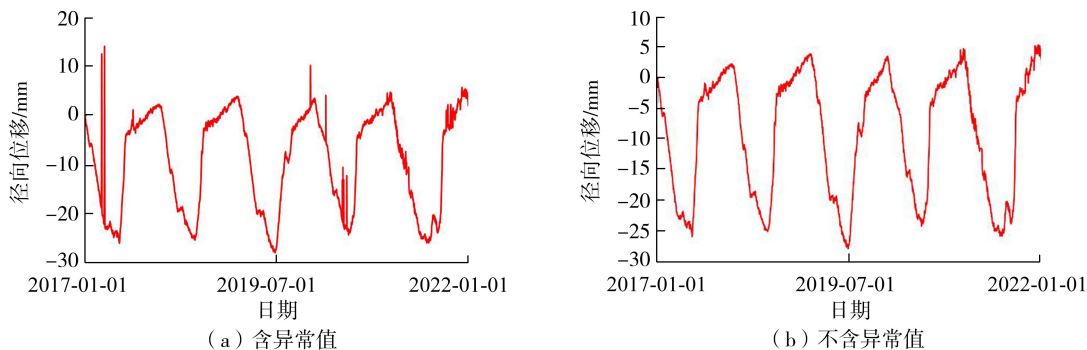


图3 G-DB-16-1 测点径向位移过程线

表1 PL16-4 测点建模数据样本集部分数据

日期	H	T	H^2	HT	T^2	H^3	H^2T	HT^2	T^3	径向位移/mm
2018-01-01	76.03	4.30	5780.56	326.92	18.49	439496.04	24856.41	1405.79	79.51	38.34
2018-01-03	75.43	8.50	5689.68	641.15	72.25	429172.93	48362.32	5449.81	614.12	38.32
2018-01-04	74.93	7.70	5614.50	576.96	59.29	420694.85	43231.69	4442.59	456.53	38.31
2018-01-05	74.38	4.40	5532.38	327.27	19.36	411498.75	24342.49	1439.99	85.18	38.27
2018-01-06	73.89	8.90	5459.73	657.62	79.21	403419.61	48591.62	5852.83	704.96	38.24
2018-01-07	73.34	9.50	5378.75	696.73	90.25	394477.94	51098.18	6618.94	857.37	38.19
⋮										⋮

注: H 取实测库水位高程减1800m(死水位)。

$$f(H, T) = -45.338 + 0.713H + 3.131T - 0.00306H^2 - 0.0362HT - 0.163T^2 + 0.0000164H^3 + 0.000147H^2T + 0.000531HT^2 + 0.00276T^3 \quad (9)$$

根据计算成果对模型显著性及回归精度进行分析,复相关系数 R 、决定系数 R^2 、调整决定系数 R_a^2 、剩余标准差 S 结果如表2所示,PL16-4与G-DB-16-1测点趋势面非线性统计模型拟合度均较高,决定系数 R^2 分别为0.9795、0.9701。

表2 趋势面非线性统计模型相关性分析结果

测点	R	R^2	R_a^2	S/mm
PL16-4	0.9897	0.9795	0.9897	0.77
G-DB-16-1	0.9849	0.9701	0.9848	1.74

3.3 异常值识别区间设计

根据趋势面分析计算成果,可设定任意库水位、气温条件下大坝变形监测异常值评判的标准,具体操作步骤如下:根据大坝多年水位变幅区间与环境日均气温变化区间,设置一定的梯度如表3所示

表3 PL16-4 测点变形趋势面非线性统计模型分析结果

库水位/m	变形/mm									
	$T=0.0^{\circ}\text{C}$	$T=0.2^{\circ}\text{C}$	$T=0.4^{\circ}\text{C}$	$T=0.6^{\circ}\text{C}$	$T=0.8^{\circ}\text{C}$	...	$T=27.4^{\circ}\text{C}$	$T=27.6^{\circ}\text{C}$	$T=27.8^{\circ}\text{C}$	$T=28.0^{\circ}\text{C}$
1800.0	13.9	14.2	14.5	14.8	15.1	...	25.0	25.0	25.0	25.0
1800.5	14.2	14.5	14.8	15.1	15.4		25.1	25.1	25.1	25.1
1801.0	14.5	14.8	15.1	15.4	15.7		25.1	25.1	25.1	25.1
1801.5	14.8	15.1	15.4	15.7	15.9		25.2	25.2	25.2	25.2
⋮										⋮
1878.5	40.8	40.8	40.9	40.9	40.9		42.7	42.9	43.0	43.2
1879.0	40.8	40.9	40.9	41.0	41.0		42.9	43.0	43.2	43.3
1879.5	40.9	40.9	41.0	41.0	41.1		43.1	43.2	43.4	43.5
1880.0	41.0	41.0	41.1	41.1	41.1	...	43.3	43.4	43.5	43.7

(表中库水位梯度为0.5m,日均气温梯度为 0.2°C),则可计算得到不同水位和气温条件下趋势面非线性统计模型的分析结果。

依据分析表可绘制三维(3D)趋势面或二维(2D)等势线图,如图4和图5所示,空间趋势面是一个连续平滑的曲面。因此,选取任一库水位 H_i 、气温 T_i 条件下的变形监测值 δ_i ,通过 H_i 所处区间 $[m, n]$ 与 T_i 所处区间 $[p, q]$,查表3得到的4个区间值 $f(m, p)$ 、 $f(n, p)$ 、 $f(m, q)$ 、 $f(n, q)$ 应足够接近。考虑库水位、日均气温及变形量存在观测精度与模型拟合精度的问题,以模型的剩余标准差为尺度,设置容许误差 αS ,并构造趋势面模型粗差识别区间 $[\min\{f(m, p), f(n, p), f(m, q), f(n, q)\} - \alpha S, \max\{f(m, p), f(n, p), f(m, q), f(n, q)\} + \alpha S]$ 。

3.4 异常值识别成果及分析

为检验模型异常值识别的可靠性、准确度,将实际大坝安全管理工作人工剔除的异常值作为识别对象,取二倍剩余标准差 $2S$ 为容许误差,构造异常

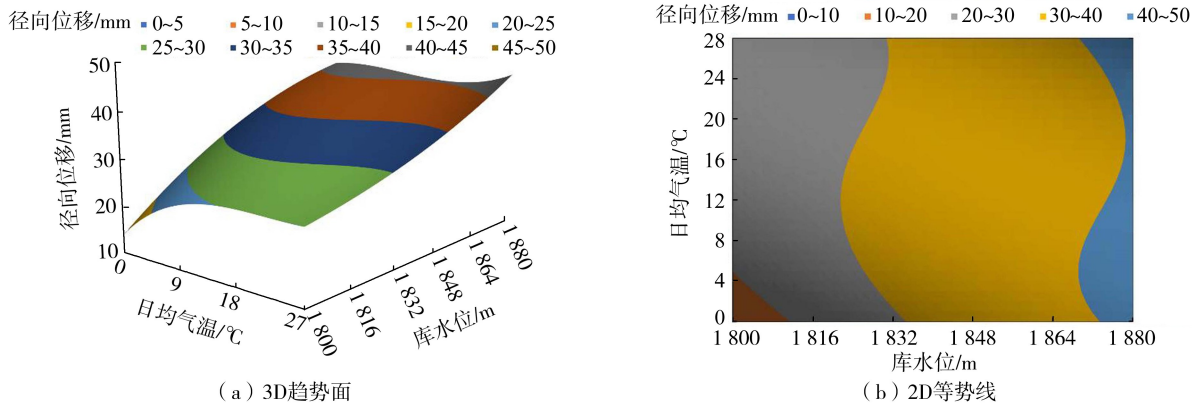


图 4 基于 PL16-4 测点监测数据的非线性统计建模趋势面与等势线

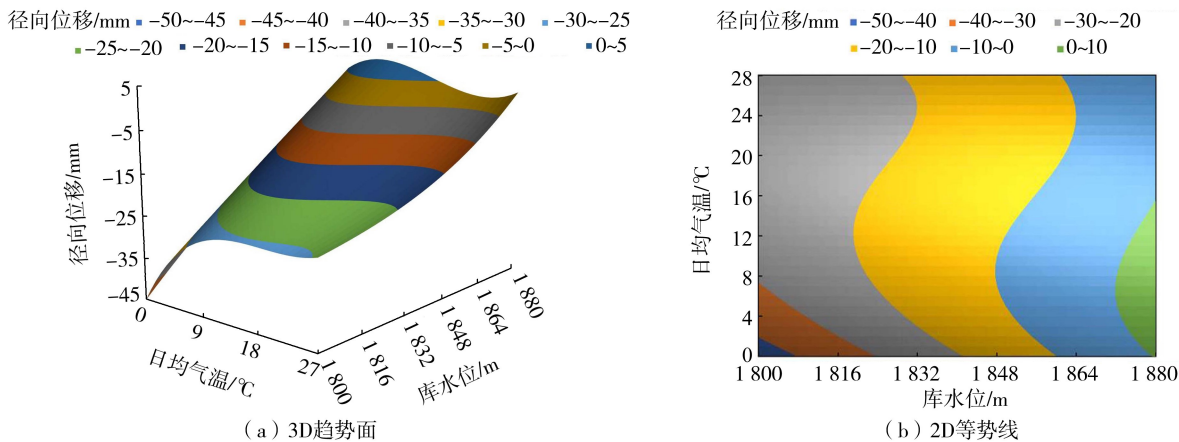


图 5 基于 G-DB-16-1 测点监测数据的非线性统计建模趋势面与等势线

值识别包络面或区间。

PL16-4 和 G-DB-16-1 测点的异常值识别区间分别为 $[\min \{f(m,p), f(n,p), f(m,q), f(n,q)\} - 1.54, \max \{f(m,p), f(n,p), f(m,q), f(n,q)\} + 1.54]$ 和 $[\min \{f(m,p), f(n,p), f(m,q), f(n,q)\} - 3.48, \max \{f(m,p), f(n,p), f(m,q), f(n,q)\} + 3.48]$ 。识别结果如图 6 所示。PL16-4 测点在建模时段共 192 个粗差, 识别 187 个, 识别率为 97.4%; G-DB-16-1 测点在建模时段共 59 个粗差, 识别 56 个, 识别率为 94.9%。一般认为, 水位及温度影响下混凝土坝体结构的变形是弹性变形^[1,15,21]。而在模型 3D 趋势面图上, 异常值就是离群(面)尖点, 如图 7 所示。从物理力学与结构变形性态上表征意

义为: 在一定库水位、温度条件下, 监测值不在坝体结构正常弹性变形裕度范围, 即出现异常值。

3.5 大坝运行安全结构诊断

在日常大坝安全监测管理工作中, 对于混凝土坝结构性态评价与分析的重要落脚点是判断大坝变形性质是否属于弹性裕度内的协调变形。理想状态下, 混凝土坝一般由蓄水初期显著的时效变形逐步过渡到长期运行期以弹性裕度内的协调变形为主。此外, 宏观的弹性变形响应对局部开裂不敏感, 因此, 在 3D 趋势面外的离群尖点意味着大坝可能出现结构损伤或裂缝, 进而导致塑性变形的产生。

因此, 在较高拟合精度下, 可近似认为本文计算得到的 3D 趋势面就是一定库水位和环境温度条件

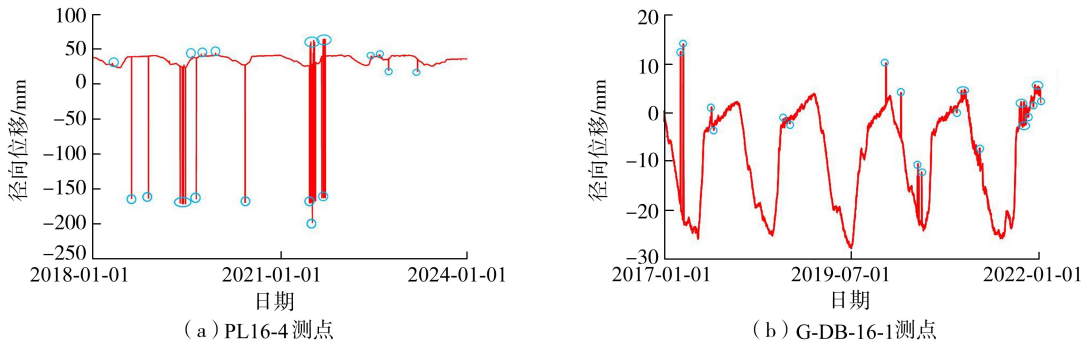


图 6 径向位移异常值识别过程线

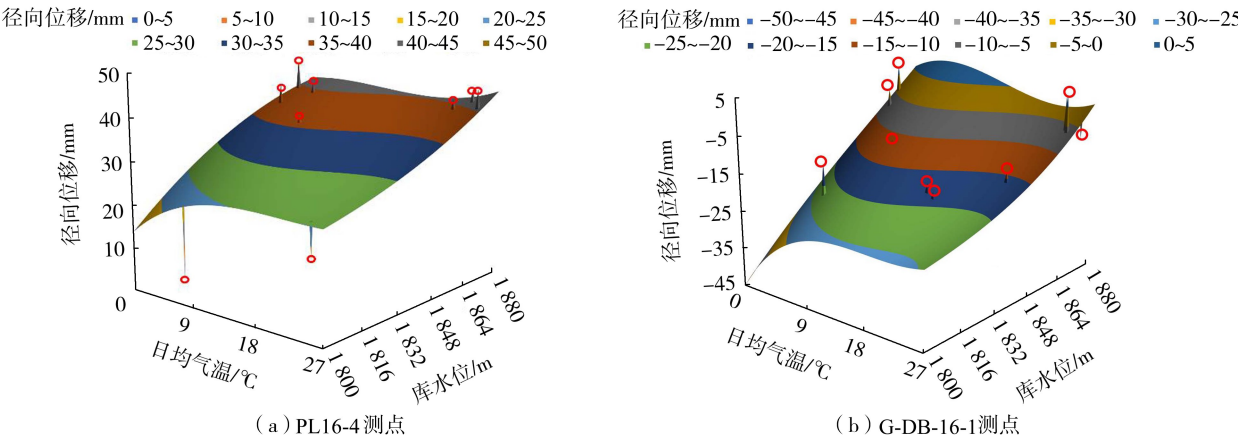


图 7 3D 趋势面部分异常值识别结果

下混凝土大坝结构变形的理想面。基于此,即可从物理学层面对监测数据的异常开展结构诊断工作,这点与常规统计模型不同。

图 8 和图 9 为沿横轴或纵轴平移剖切 3D 趋势面得到的一簇曲线,即不同工况下大坝特定部位的变形协调参考线。由图 8 和图 9 可见,在低水位、高水位或低温、高温工况下,大坝对于外荷载变形的响应特征具有特异性。因此,以这个 3D 趋势面作为参照可考察任意库水位、温度条件下的变形监测值是否合理。在实际大坝安全管理过程中,需要以非线性统计模型的趋势面为基准面,并通过一定的容许误差设计大坝变形异常值识别的包络面或区间。

4 系统层面实现探索

4.1 异常值识别程序化设计

利用雅砻江流域大坝安全信息管理系统

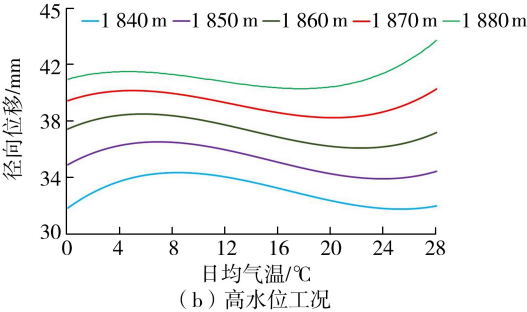
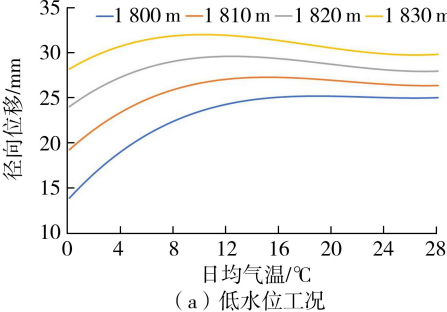


图 8 不同水位工况下大坝变形协调参考线

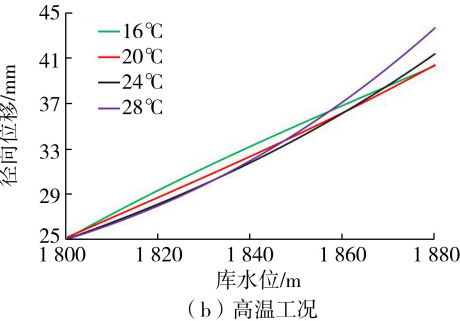
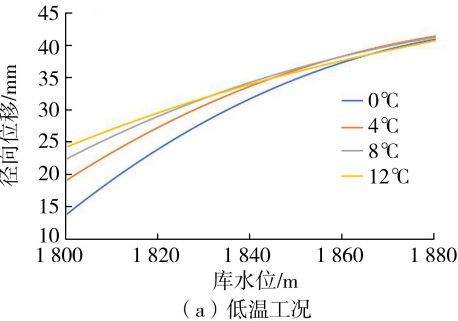


图 9 不同环境日均气温工况下大坝变形协调参考线

(iDam) 的数据提取功能,选取大坝运行期一定时序的监测数据,并同步抓取相应时间节点库水位、日均气温值作为数据样本集,对其中少部分缺失值进行线性插补或样条曲线插值。然后,从系统模型分析模块选取相关影响因子构造趋势面非线性统计模型。

经模型计算,得到待估计的模型参数向量、复相关系数、剩余标准差等,进而计算得到如第 3.3 节中算例所示的趋势面非线性统计模型分析表。

根据计算结果设置容许误差 αS (推荐 α 取 1.5~3.0),并由此得到大坝变形监测异常值识别区间,程序设计流程结构如图 10 所示。在计算机语言实现中,只需根据特定工况的库水位 H_i 与温度 T_i 即可通过查表快速提取趋势面非线性统计模型分析表中 4 个区间值 $f(m,p)$ $f(n,p)$ $f(m,q)$ $f(n,q)$,即获取了异常值识别区间。整个过程无需进行迭代或动态计算,即可实现不同工况下的测值变化监控。

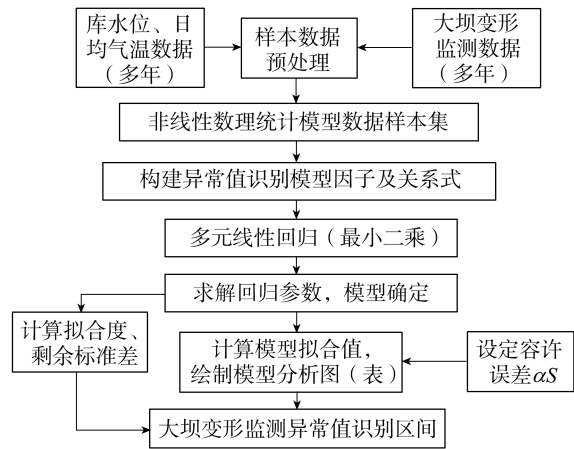


图 10 异常值识别程序设计流程

4.2 异常值精准性及预警

经系统甄别出异常值后,还未能确定异常值的性质,即无法明确异常值 δ_i 是大坝结构变形的异常、粗差、系统误差,还是监测仪器、自动化采集设备故障引起的测值不稳定。

因此,首先利用监测自动化系统远程召测功能取得复测值 δ'_i 。若 δ'_i 落入异常值识别区间,即可认为 δ_i 为粗差,应予以剔除,此时以 δ'_i 为正常测值记录入库即可;反之,若 δ'_i 仍然落在异常值识别区间外,则可令系统启动对采集设备的自检任务。若此时检测到采集设备异常,则向相关工作人员推送信号;若采集设备正常,则要判断异常值 δ_i 与复测值 δ'_i 之间的欧氏距离(差值的绝对值):若二者的欧氏距离大于剩余标准差,则认为此时是由于监测仪器故障造成测值不稳定,应提醒工作人员开展监测仪器检定工作;若二者的欧氏距离小于剩余标准差,则判断为大坝结构变形监测异常或出现了系统误差,此时应发出预警并立即开展人工检测、现场巡视检查。在排除了系统故障或系统误差的情况下,还应组织专业人员对大坝结构安全开展分析。异常值精准性及预警流程如图 11 所示。

5 结 论

a. 选取运行期多年监测数据样本进行趋势面非线性统计建模的方法,可以避免因子间共线性的缺陷,准确刻画大坝结构弹性变形的特征。

b. 经模型计算生成的 3D 趋势面具有明确的物理学意义,即代表不同库水位、环境温度条件下大坝结构变形的“理想面”。偏离该面过多,则认为出现异常值(粗差、系统误差或过大的塑性变形值)。

c. 以 3D 趋势面为基准并考虑容许误差 αS ,即可构造用于异常值识别的包络面。在系统层面上无需进行迭代或动态计算,设计以计算机“查表”的路

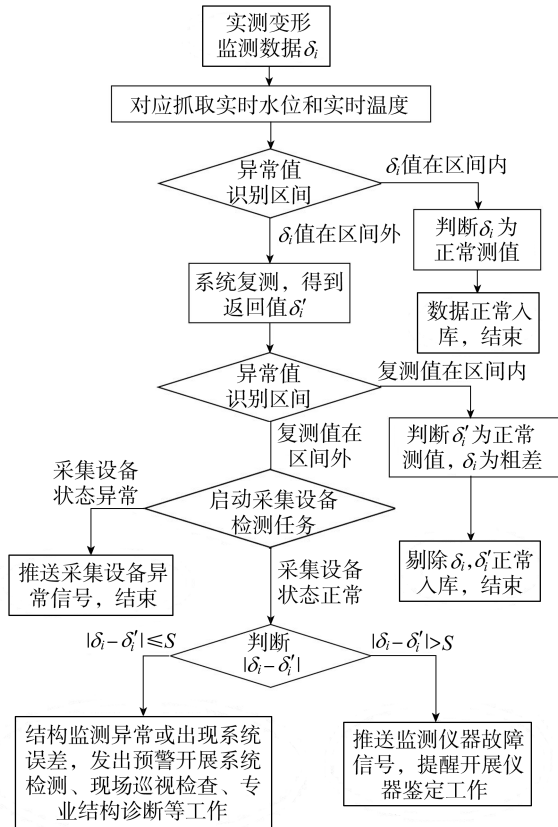


图 11 异常值精准性及预警流程

径实现异常值识别。

d. 为准确区分异常值的性质,可通过调用系统远程召测、采集设备状态自检及设定初、复测值欧氏距离判别条件等方法实现精准性质判别,并将判别信息推送给工作人员。

e. 本文提供的异常值识别方法可靠性与准确度较高,正倒垂线与 GNSS 测点算例异常值识别准确度分别达到 97.4% 与 94.9%。

参考文献:

- [1] 赵二峰,顾冲时. 混凝土坝长效服役性态健康诊断研究述评[J]. 水力发电学报, 2021, 40(5): 22-34. (ZHAO Erfeng, GU Chongshi. Review on health diagnosis of long-term service behaviors for concrete dams [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2021, 40 (5): 22-34. (in Chinese))
- [2] 李子阳,郭丽,马福恒,等. 基于统计诊断的大坝监测数据合理性检验[J]. 水利水电科技进展, 2018, 38(5): 71-75. (LI Ziyang, GUO Li, MA Fuheng, et al. Rationality test of dam monitoring data based on statistical diagnosis [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2018, 38(5): 71-75. (in Chinese))
- [3] 周元春,甘孝清,李端有. 大坝安全监测数据粗差识别技术研究[J]. 长江科学院院报, 2011, 28(2): 16-20. (ZHOU Yuanchun, GAN Xiaoping, LI Duanyou. Research on gross error identification techniques of dam safety

- monitoring data [J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2011, 28(2): 16-20. (in Chinese))
- [4] 朱赵辉,刘健,李新,等.基于稳健估计的大坝变形监测统计模型分析[J].中国水利水电科学研究院学报, 2018, 16(2): 105-112. (ZHU Zhaoxue, LIU Jian, LI Xin, et al. Statistical model analysis of dam deformation monitoring based on robust estimation [J]. Journal of China Institute of Water Resources and Hydropower Research, 2018, 16(2): 105-112. (in Chinese))
- [5] LIU Jian, LIU Xinghe, LI Xiuwen, et al. Comparison of methods of gross error location technology in hydraulic safety Monitoring [C]//2021 3rd International Academic Exchange Conference on Science and Technology Innovation (IAECST). Guangzhou: IEEE, 2021: 2047-2050.
- [6] 宋锦焘,葛佳豪,杨杰,等.基于时空聚类和深度学习的混凝土坝变形异常值识别方法[J].水利水电科技进展, 2024, 44(4): 65-71. (SONG Jintao, GE Jiahao, YANG Jie, et al. A method for identifying deformation outliers in concrete dams based on spatio-temporal clustering and deep learning [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2024, 44(4): 65-71. (in Chinese))
- [7] 郑森,顾冲时,邵晨飞.基于图像处理技术的大坝监测数据粗差识别[J].南水北调与水利科技(中英文), 2020, 18(5): 123-129. (ZHENG Sen, GU Chongshi, SHAO Chenfei. Recognition of gross error of dam monitoring data based on image processing technology [J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2020, 18(5): 123-129. (in Chinese))
- [8] 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 for dam deformation monitoring data processing and analysis of application effect [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2016, 47(7): 104-107. (in Chinese))
- [9] 陈立秋,顾冲时,邵晨飞,等.基于相似测点对比的大坝变形监测数据粗差识别方法[J].水利水电科技进展, 2024, 44(4): 72-77. (CHEN Liqiu, GU Chongshi, SHAO Chenfei, et al. Gross error identification method for dam deformation monitoring data based on similar measurement point comparison [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2024, 44(4): 72-77. (in Chinese))
- [10] 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))
- [11] 中国电建集团华东勘测设计研究院.大坝安全管理平台监测数据有效性评判技术行业调研报告[R].杭州:中国电建集团华东勘测设计研究院, 2023.
- [12] 国家能源局大坝安全监察中心.积极推进水电站大坝安全在线监控平台建设[J].大坝与安全, 2018(2): 1. (National Energy Administration Dam Safety Monitoring Center. Actively promoting the construction of online monitoring platform for dam safety of hydropower stations [J]. Dam and Safety, 2018(2): 1. (in Chinese))
- [13] 国家能源局.国家能源局印发《水电站大坝安全提升专项行动方案》[J].大坝与安全, 2023(1): 36. (National Energy Administration. National Energy Administration issued the *Special Action Plan for Enhancing Dam Safety of Hydropower Stations* [J]. Dam and Safety, 2023(1): 36. (in Chinese))
- [14] 国家能源局.水电站大坝运行安全在线监控系统技术规范: DL/T 2096—2020[S].北京:中国电力出版社, 2021.
- [15] 顾冲时,赵二峰.大坝安全监控理论与方法[M].南京:河海大学出版社, 2019.
- [16] 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))
- [17] 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))
- [18] 袁东升,郝天轩.三维灰趋势面分析法在瓦斯涌出量预测中的应用[J].中州煤炭, 2004(1): 44-45. (YUAN Dongsheng, HAO Tianxuan. Application on gas emission into mine by the methods of 3D grey trend surface analysis [J]. Zhongzhou Coal, 2004(1): 44-45. (in Chinese))
- [19] 杨振,闵厚禄,季翱,等.基于趋势面分析的大冶铁矿控矿构造及深部矿体定位研究[J].金属矿山, 2009(11): 81-85. (YANG Zhen, MIN Houlu, JI Ao, et al. Study of ore-controlling structure and ore-body location in Daye Fe deposit based on trend surface analysis [J]. Metal Mine, 2009(11): 81-85. (in Chinese))
- [20] 赵玉婉,陈坤,马新源,等.大肠癌发病地理特征的趋势面分析[J].生物数学学报, 2005, 20(1): 101-106. (ZHAO Yuwan, CHEN Kun, MA Xinyuan, et al. Study on the geographic distribution of the incidence rate of colorectal cancer with trend-surface analysis [J]. Journal of Biomathematics, 2005, 20(1): 101-106. (in Chinese))
- [21] 吴中如.大坝的安全监控理论和试验技术[M].北京:中国水利水电出版社, 2009.

(收稿日期: 2024-11-10 编辑: 俞云利)