

混凝土坝变形监测缺失数据处理新方法

黄成章¹,顾冲时¹,何 菁²

(1. 河海大学水利水电学院,江苏 南京 210098; 2. 南京市水利建筑工程检测中心有限公司,江苏 南京 210036)

摘要:针对混凝土坝变形监测数据缺失使大坝服役状态分析困难甚至引起误判的问题,基于聚类和面板数据理论,提出了一种考虑时间和截面两种维度的混凝土坝变形监测缺失数据处理新方法。该方法兼顾了影响大坝变形的共同因素和特异因素,与传统方法相比,能更加全面地反映荷载和非荷载因素对大坝结构性能的影响,对大坝变形监测缺失数据的处理更加有效。某混凝土双曲拱坝变形监测缺失数据处理验证结果表明,该方法预测残差值低于SL601—2013《混凝土坝安全监测技术规范》所规定误差限值,具有较高的精度,可对变形监测缺失数据进行有效处理。

关键词:混凝土坝;变形监测;缺失数据;面板数据理论;聚类;随机系数模型

中图分类号:TV698.1⁺1 **文献标志码:**A **文章编号:**1006-7647(2022)02-0089-06

A novel method for processing missing data of concrete dam deformation//HUANG Chengzhang¹, GU Chongshi¹, HE Jing² (1. College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China; 2. Nanjing Water Conservancy Construction Engineering Testing Center Co., Ltd., Nanjing 210036, China)

Abstract: Missing data of concrete dam deformation can cause difficulty and even misjudgment to the analysis of dam service status. Based on the theory of clustering and panel data, a novel method to deal with the missing data of concrete dam deformation is proposed, in which the common and specific influencing factors of dam deformation are considered. Compared with traditional methods, this method can more comprehensively reflect the influence of load and non-load factors on dam structural performance, and is more effectively for processing the missing data of dam deformation. The application of missing data processing in a concrete double curvature arch dam shows that the predicted residual error is lower than the error limit of arch dam radial deformation stipulated in the *Code for Dam Safety Monitoring* (SL601-2013), indicating that it has high precision and can effectively process the missing data of safety monitoring.

Key words: concrete dam; deformation monitoring; missing data; theory of panel data; clustering; random coefficients model

混凝土坝运行过程中不仅受到各种荷载作用,还受到各种非荷载因素的影响。混凝土坝的服役安全状态是一个在多因素协同作用下的材料和结构互相影响的非线性动态演化过程,变形作为一个可以直观反映混凝土坝安全状态的综合效应量,是大坝结构性态发生趋势性变化乃至转异的一项重要指标^[1],因此,对于混凝土坝变形的监测尤为重要。然而,由于大坝监测仪器发生故障或者大坝自动化监测系统不稳定等原因,可能导致部分监测点存在监测数据缺失的现象,会影响大坝安全监测及评价的效果^[2],因此,研究在监测仪器故障情况下的不完整信息处理方法具有现实意义。目前较为常见的处理方法有加权平均法^[3]、贝叶斯估计法^[4]、卡尔

曼滤波法^[5]、递归加权最小平方法、极大似然估计法^[6]等,但这些方法均以单个测点作为对象进行插值处理,忽略了测点所处位置及各测点之间的相互联系,影响了处理缺失数据的精度和有效性。

实际上,混凝土坝所有测点的变形序列既包含了时间维度上的变形信息,也包含了横截面维度上的变形信息,如果仅仅从单一的时间序列或者截面序列来分析大坝变形信息,会难以全面有效地了解大坝的整体变形状态。随着时空数据挖掘技术的不断进步^[7-13],与时间或空间相关的模型得到进一步发展^[14-16]。例如:顾冲时等^[17]通过引入测点位置坐标作为大坝变形的影响因子,建立了大坝时空分布模型;李广春等^[18]通过考虑各测点间的空间相关

基金项目:国家自然科学基金重点项目(51739003)
作者简介:黄成章(1996—),男,硕士研究生,主要从事水工结构安全监控研究。E-mail:137872571@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

性,建立了重力坝变形时空自回归模型。

本文基于聚类和面板数据理论,提出了一种考虑时间和截面两种维度的混凝土坝变形监测缺失数据处理方法,旨在弥补传统方法未考虑测点间相关性和非荷载因素影响而带来的处理缺失数据精度不高的缺陷。

1 测点监测效应量相似性判据及其聚类

1.1 相似性判据

聚类的含义是按照一定的标准和指标将需要处理的数据集分成不同的组,称之为簇,经聚类后,同一个簇内的数据具有较大的相似性,而不同簇内的数据则具有较大的差异性,通过聚类使得在同一区域内的混凝土坝变形规律相似程度尽可能地“接近”,而不同区域之间的变形规律相似程度尽可能地“远离”。本文在分析混凝土坝变形监测值时以欧氏距离来^[19]刻画这种相似性,以此来对测点进行分区。在对变形监测数据预处理时,设 $\{\delta_{it} \mid i=1,2,\cdots,N;t=1,2,\cdots,T\}$ (N 为混凝土坝监测点的总数, T 为监测时期总数)为混凝土坝变形监测数据集,即监测时间序列,采用绝对距离和增速距离^[20]刻画各监测点的测值相似性。绝对距离是指不同测点在整个监测时期距离的远近程度,增速距离是指不同测点的变形增量随时间变化的趋势差异,计算公式分别为

$$d_{ij1} = \left[\sum_{t=1}^T (\delta_{it} - \delta_{jt})^2 \right]^{1/2} \tag{1}$$

$$d_{ij2} = \left[\sum_{t=1}^T \left(\frac{\Delta\delta_{it}}{\Delta\delta_{i(t-1)}} - \frac{\Delta\delta_{jt}}{\Delta\delta_{j(t-1)}} \right)^2 \right]^{1/2} \tag{2}$$

其中 $\Delta\delta_{it} = \delta_{it} - \delta_{i(t-1)}$ $\Delta\delta_{jt} = \delta_{jt} - \delta_{j(t-1)}$
 式中: d_{ij1} 、 d_{ij2} 分别为测点*i*与测点*j*之间的绝对距离和增速距离; δ_{it} 、 $\delta_{i(t-1)}$ 、 δ_{jt} 、 $\delta_{j(t-1)}$ 分别为*t*与*t-1*时刻测点*i*、*j*处的变形量; $\Delta\delta_{it}$ 、 $\Delta\delta_{jt}$ 分别为*t*与*t-1*时刻测点*i*、*j*处变形量差值。

从式(2)可以看出,若测点*i*与测点*j*的变形值随时间呈现同向变化的趋势,且这种变化越协调,那么这两者也就越相似, d_{ij2} 也就越小;反之则相似性较差, d_{ij2} 越大,这也符合相似性度量的基本原则。为了更好地刻画各测点变形的相似性,构建测点*i*、*j*之间的综合距离 d_{ij3} :

$$d_{ij3} = w_1 d_{ij1} + w_2 d_{ij2} \tag{3}$$

式中 w_1 、 w_2 分别为绝对距离和增速距离的权重, $w_1 + w_2 = 1$ 。

在信息论中,熵是对不确定性的一种度量,信息量越大,不确定性就越小,熵也就越小;信息量越小,不确定性越大,熵也越大。本文基于熵权法来判断混凝土坝变形变化随机性及无序程度,进而用于判

断反映变形变化特性的某个指标的离散程度,指标的离散程度越大,该指标对综合评价的影响越大,据此确定绝对距离和增速距离的权重。假设有 m 个评价对象, n 个评价指标, x_{ab} 为评价对象 b ($b=1,2,\cdots,m$) 在评价指标 a ($a=1,2,\cdots,n$) 下的评价值。本文以变形量的绝对距离和增速距离作为评价指标,测点两两间的距离作为评价对象。熵权法赋权步骤如下(由于各项指标的计量单位统一,故不需要进行指标的归一化处理):

步骤1 计算评价指标 a 下评价对象 b 评价值占该指标评价值的比重 p_{ab} :

$$p_{ab} = x_{ab} / \sum_{b=1}^m x_{ab} \tag{4}$$

步骤2 计算评价指标 a 的熵值 e_a :

$$e_a = -c \sum_{b=1}^m p_{ab} \ln p_{ab} \tag{5}$$

其中 $c = 1 / \ln m$

步骤3 计算评价指标 a 的信息熵冗余度(差异) d_a :

$$d_a = 1 - e_a \tag{6}$$

步骤4 计算评价指标 a 的权重 w_a :

$$w_a = d_a / \sum_{a=1}^n d_a \tag{7}$$

在 $n=2$ 时,求得 w_1 与 w_2 代入式(3)即可得到不同测点之间的综合距离,由此构建所需的相似性判据。

1.2 监测效应量聚类

采用离差平方和法对混凝土坝变形各测点监测效应量进行聚类。假设将混凝土坝 N 个测点划分为 k 个区域,记为 $G_1, G_2, \cdots, G_k$,记 N_l 为 G_l ($l=1,2,\cdots,k$) 类中测点的个数, X_{il} 为 G_l 类中测点 i ($i=1,2,\cdots,N_l$) 处的变形值,那么混凝土坝 G_l 区域在 T 个时期内各测点序列的离差平方和为

$$S = \sum_{l=1}^k S_l \tag{8}$$

$$\begin{aligned} \text{其中 } S_l &= \sum_{i=1}^{N_l} \sum_{t=1}^T [w_1(X_{it} - \bar{X}_t)'(X_{it} - \bar{X}_t)] + \\ &\quad \sum_{t=2}^T [w_2(Y_{it} - \bar{Y}_t)'(Y_{it} - \bar{Y}_t)] \\ \bar{X}_t &= \frac{1}{N_l} \sum_{i=1}^{N_l} X_{it} \quad \bar{Y}_t = \frac{1}{N_l} \sum_{i=1}^{N_l} Y_{it} \end{aligned}$$

式中: S_l 为 N_l 个测值的总离差平方和; S 为 k 个区域总的离差平方和; X_{it} 为 t 时刻测点 i 处变形值; Y_{it} 为 G_l 区域中 t 时刻测点 i 处变形相对增量。

通常情况下,要得到分区的最优解,需要选择使得 S 取得最小值的方案。在实际工程中,由于混凝土坝结构的复杂性,往往难以求得一个最优分区数。

因此,本文假设在聚类过程中,共进行了 p 次合并,求得第 l 次与第 p 次合并的区域间距离之比 R_l ,即 $R_l = D_l / D_p$,其中 D_l 、 D_p 分别为第 l 次与第 p 次合并的区域间距离。如果 R_l 与 R_{l+1} 相差较小,但 R_l 与 R_{l-1} 却相差较大,那么就可以将第 l 次合并后得到的区域间距离 D_l 作为变形分区的一个阈值,进而得到混凝土坝变形分区数量^[21]。构建混凝土坝变形分区的步骤如下:

步骤 1 由式(1)、式(2)分别计算混凝土坝变形的绝对距离和增速距离。

步骤 2 采用熵权法计算两种距离的权重。

步骤 3 将计算得到的权重代入式(3)得到不同测点之间的综合距离以及各区域之间的距离矩阵 D_0 。

步骤 4 初始将 N 个测点分为 N 个区域,区域个数 $k=N$,令 $D_1 = D_0$ 。

步骤 5 计算区域间的距离矩阵 D_{i-1} ,根据离差平方和最小准则,将综合距离最小的两个区域合并,组成一个新的区域。

步骤 6 计算新的区域与其他区域的综合距离,进而得到新的距离矩阵 D_i 。不断重复步骤 5 和步骤 6,直到所有的测点全部被划分到相应区域为止。

步骤 7 根据阈值确定变形的最优分区数,得到混凝土坝变形最优分区数 K 。

步骤 8 利用谱系聚类树状图画出混凝土坝变形分区分布图。

为得到存在缺失数据的混凝土坝变形分区,根据坝体各部位随时间变化变形趋势的一致性,取各测点变形监测数据完整时间段的监测效应量进行聚类分区即可。

混凝土坝变形分区的具体流程见图 1。

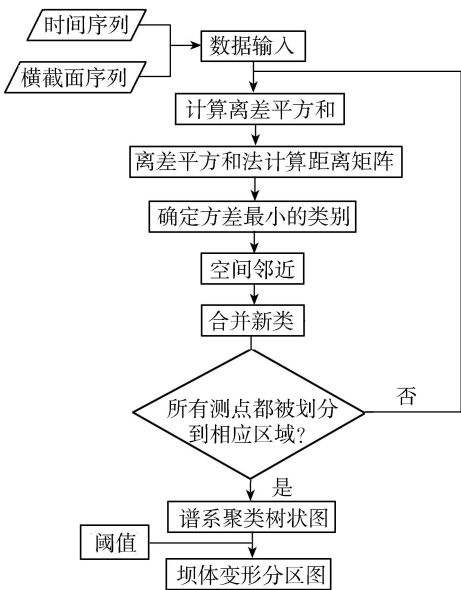


图 1 混凝土坝变形分区流程

2 混凝土坝变形面板数据随机系数模型的建模方法

为了对混凝土坝变形监测缺失数据进行处理,需建立表征混凝土坝变形规律的分析模型,本文基于面板数据理论构建大坝变形变化规律分析模型。

2.1 面板数据随机系数模型的表达形式

面板数据随机系数模型的一般表达式为

$$Y_{it} = X_{it}\beta_i + u_{it} = \begin{bmatrix} y_{i1} & \cdots & y_{it} \\ \vdots & & \vdots \\ y_{i1} & \cdots & y_{it} \end{bmatrix} \quad (i = 1, 2, \dots, N; t = 1, 2, \dots, T) \quad (9)$$

式中: β_i 为随机系数; Y_{it} 为混凝土坝 i 个测点因变量变形面板数据序列; u_{it} 为均值为 0、方差为 σ^2 并且满足独立同分布的随机误差成分; y_{it} 为测点 i 在 t 时刻的变形监测值; X_{it} 为混凝土坝 i 个测点自变量变形面板数据序列。自变量 X_{it} 中的元素为 x_{it} , $x_{it} = (1, H_{t,1}, H_{t,2}, H_{t,3}, H_{t,4}, T_{1,t}, T_{2,t}, \dots, T_{m,t}, \theta_t, \ln\theta_t)^T$, 其中, $H_{t,1}, H_{t,2}, H_{t,3}, H_{t,4}$ 为变形监测数据的水压分量影响因素, $T_{1,t}, T_{2,t}, \dots, T_{m,t}$ 为温度分量影响因素, θ_t 和 $\ln\theta_t$ 均为时效分量影响因素。

由于混凝土坝在运行过程中会受到各种随机因素的影响(如约束条件、荷载作用、材料性质等),且不同部位的变形受到的影响存在较大差异,故模型中还应考虑这些因素对混凝土坝不同测点处所产生的异质性影响。由于这些影响因素无法明确地在模型自变量中表示,故采用特异效应量 α_i 来代表这些个体特异效应。当 β_i 被看作是随机系数时,假设 $\beta_i = \beta + \alpha_i$,将参数分解成两部分,一部分为固定常数,另一部分为混凝土坝不同测点变形的随机效应量。假定在不同横截面个体之间的协方差为零,对角线元素的乘积为对应的方差,且随机系数在不同的横截面个体之间的协方差也为零,则对于第 i 个横截面单元,可以得到 $Y_i = X_i\beta_i + u_i$ 。

对于随机系数回归模型,采用普通最小二乘法估计将会导致无法估计以及错误的统计结果,可采用广义最小二乘法(GLS)估计来解决上述问题^[21],进而得到 β_i 的渐进正态和有效估计量。

2.2 变形监测缺失数据处理步骤

实际工程中,混凝土坝变形监测中出现的数据缺失现象一般有两种情况:一是在某时间段存在一个或多个测点测值缺失,一是在某时间段全部测点测值缺失。对于这两种情况,均可采用前文聚类、建模方法对变形监测缺失数据进行处理。对于第一种情况的处理步骤如下:

步骤 1 利用监测数据完整的时间段部分(缺

失数据之前或之后部分)的监测值,对混凝土坝各测点监测效应量进行聚类分区,使变形规律相似、对荷载具有同质响应的部位被归为一类,将传统的点分析方法转变为区域分析方法,在较大程度上避免仅仅考虑坝体局部变形而造成的偏误性判断。

步骤2 对于同一区域内测点缺失数据之前部分以及之后部分分别建立面板数据随机系数模型,引入特异效应量 α_i 来代表个体特异效应,以提高模型的可靠性和有效性。

步骤3 基于缺失数据前后两部分数据建立的模型,分别得到各测点缺失部分数据的拟合值,取两拟合值的平均值对大坝变形监测缺失数据进行填补。

步骤4 对比监测数据完整测点处对应缺失数据点时段的监测值与模型计算值,验证处理方法的准确性与有效性。

第二种情况处理步骤和第一种情况基本相同,仅步骤4改为:利用位于缺失数据之前或之后部分的连续完整时间段的监测值,人为删除部分监测值数据,重复步骤2、3,验证填补值的准确性与有效性。

2.3 评估指标

为衡量混凝土坝变形监测缺失数据填补的有效性,本文将处理后得到的残差与SL601—2013《混凝土坝安全监测技术规范》中所规定的拱坝坝体径向位移量误差限值($\pm 2\text{ mm}$)进行比较,若在误差限值之内,则说明填补数据有效。

3 实例验证

某混凝土双曲拱坝坝顶高程1885.0 m,建基面最低高程1580.0 m,最大坝高305 m,拱冠梁顶厚16 m、底厚63 m,最大中心角93.12°,顶拱中心线弧长552.23 m,厚高比0.207,弧高比1.811,柔度系数7.99,坝体混凝土方量476万 m^3 。以布设于大坝11号、13号、16号坝段,高程分别为1885.00 m、1829.25 m、1778.25 m、1730.25 m和1664.25 m的15个正垂监测点为研究对象,变形监测序列为2017年12月24日至2018年12月31日的测值,测点编号见表1。

表1 混凝土坝变形测点编号

高程/m	测点编号		
	11号坝段	13号坝段	16号坝段
1885.00	PL11-1	PL13-1	PL16-1
1829.25	PL11-2	PL13-2	PL16-2
1778.25	PL11-3	PL13-3	PL16-3
1730.25	PL11-4	PL13-4	PL16-4
1664.25	PL11-5	PL13-5	PL16-5

3.1 某时间段单个测点测值缺失处理及有效性分析

11号坝段PL11-3测点在2018年1月31日至3月22日变形监测数据缺失,采用本文方法对缺失数据进行处理。先对各测点变形监测量进行聚类分区,得到谱系聚类树状图。通过内部有效性指标的多次评估,经过试错迭代并结合最优分区阈值,确定混凝土坝变形分区的最佳区域数,最终将所有测点划分为三大类,如图2所示。经分析区域内的测点变形变化趋势及规律基本一致,可以描述坝体对应区域的总体变形特征。

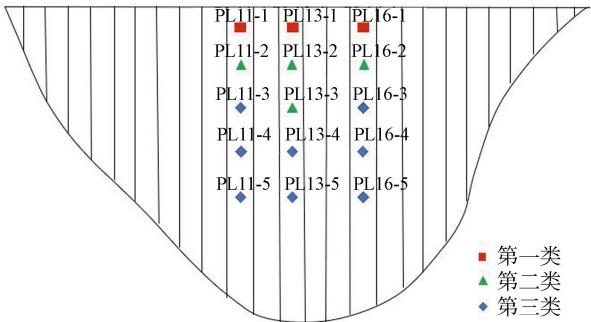


图2 混凝土坝变形分区分布

在PL11-3测点所处的区域(第三类)中,对缺失数据前后两个时间段各测点变形监测效应量采用面板数据随机系数模型进行建模分析,分别得到缺失数据的模型计算值,取其平均值作为最终缺失数据处理结果。

为了验证处理方法的有效性,基于所建立的面板数据随机系数模型,针对具有完整实测数据的测点PL13-5、PL16-5,计算得到对应测点PL11-3缺失数据时段处PL13-5与PL16-5两个测点处的变形值,其残差如图3所示,可以看出,填补数据残差绝对值均远小于2 mm,都在误差限值之内,可见填补数据具有较高的精度。同时将面板数据随机系数模型拟合值与三次样条插值作对比,结果见图4。由图4可见,面板数据随机系数模型拟合值具有更高的可靠性与有效性,面板数据随机系数模型对于缺失数据处理具有较好的效果,得到的测点PL11-3全时段监测值(含原缺失数据处理后得到的填补值)过程线见图5。

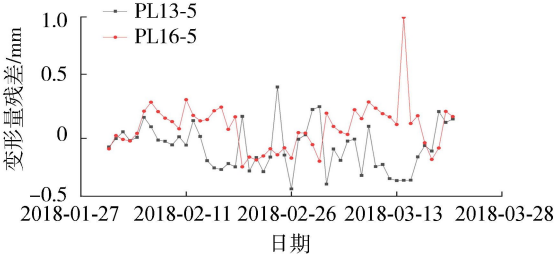


图3 测点PL13-5和PL16-5变形量残差

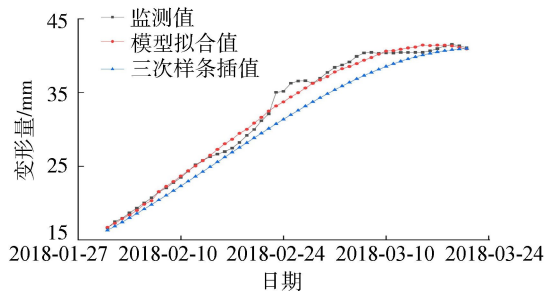


图4 测点 PL13-5 变形量过程线对比

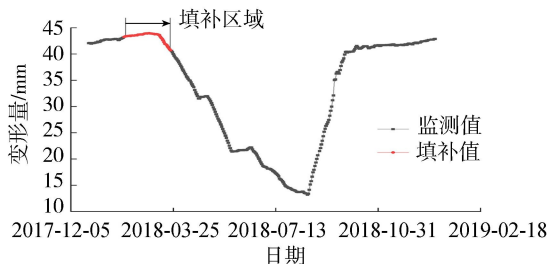


图5 测点 PL11-3 全时段变形监测值过程线

3.2 某时间段全部测点测值缺失处理效果分析

为检验在某时间段全部测点测值缺失情况下本文方法的有效性,现假设所有测点 2018 年 1 月 31 日至 3 月 22 日变形监测数据全部缺失,通过对缺失数据之后时间段的监测数据进行处理来验证方法的有效性。首先对各测点变形监测效应量进行聚类分区,此处选取图 2 中 PL11-3 所在区域验证缺失数据处理的有效性;其次选择缺失数据之后部分(或之前部分)时间段的测点测值进行有效性检验。具体处理步骤如下:

步骤 1 假设 2018 年 8 月 21 日至 10 月 10 日变形监测数据缺失,利用对缺失数据前后两个时间段各个测点监测数据,分别建立面板数据随机系数模型,据此分别计算得到相应的模型计算值,取两部分对应缺失数据时段的模型计算值的平均值作为填补的变形监测值。

步骤 2 计算得到各时间点的残差值,判断是否在误差限值(± 2 mm)以内。

步骤 3 对 2018 年 1 月 31 日至 3 月 22 日前后时间段的监测值分别进行建模分析,处理得到有效的变形监测数据填补值。

图 6 为典型测点处变形量残差,可以看出填补

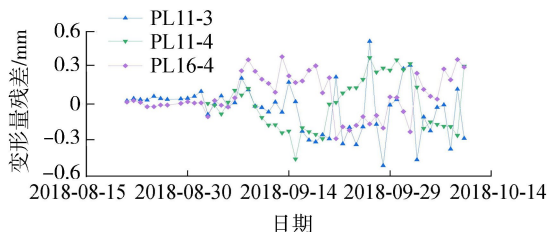


图6 典型测点变形量残差

数据均在误差限值之内,因此,在某时间段全部测点测值缺失的情况下,本文方法也具有较高的精度。

4 结 语

本文研究了混凝土坝变形各监测效应量相似性判据构建技术,给出了基于熵权法判别大坝变形相似性的指标及各指标的赋权方法,并依据监测数据离差平方和最小原理,提出了混凝土坝变形各测点监测效应量聚类方法。综合考虑同一聚类分区测点间变形监测效应量的相关性和非荷载因素的影响,提出了基于面板数据理论的混凝土坝变形监测缺失数据的处理方法,弥补了传统方法的不足,并通过工程实例验证了方法的有效性,可应用于混凝土坝变形监测缺失数据的处理。

参考文献:

- [1] YUAN Dongyang, GU Chongshi, QIN Xiangnan, et al. Performance-improved TSVR-based DHM model of super high arch dams using measured air temperature [J]. Engineering Structures, 2022 (250): 113400. DOI: 10.1016/j.engstruct.2021.113400.
- [2] 陈容,冉鑫,杨杰,等.采用阶跃函数分析经历地震的大坝安全监测数据[J].西北水电,2016(2):80-84. (CHEN Rong, RAN Li, YANG Jie, et al. Analysis on safety monitoring data of dam experiencing earthquake by step function [J]. Northwest Hydropower, 2016 (2): 80-84. (in Chinese))
- [3] 王斌,张洪波,辛琛,等.基于贝叶斯模型加权平均法的径流序列高频分量预测研究[J].水力发电学报,2016,35(5):75-83. (WANG Bin, ZHANG Hongbo, XIN Chen, et al. Application of Bayesian model averaging method to prediction of high-frequency components in runoff series [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2016, 35 (5): 75-83. (in Chinese))
- [4] 苑希超,王长龙,王建斌.基于贝叶斯估计的漏磁缺陷轮廓重构方法研究[J].兵工学报,2012,33(1):116-120. (YUAN Xichao, WANG Changlong, WANG Jianbin. Defect profile reconstruction from magnetic flux leakage signals based on Bayesian estimation [J]. Acta Armam, 2012, 33 (1): 116-120. (in Chinese))
- [5] 潘迪夫,刘辉,李燕飞.基于时间序列分析和卡尔曼滤波算法的风电场风速预测优化模型[J].电网技术,2008(7):82-86. (PAN Difuf, LIU Hui, LI Yanfei. A wind speed forecasting optimization model for wind farms based on time series analysis and kalman filter algorithm [J]. Power System Technology, 2008 (7): 82-86. (in Chinese))
- [6] ZHANG H, MOURA J M F, KROGH B H. Estimation in sensor networks: a graph approach [C]//Proceedings of the Fourth International Symposium on Information Processing in Sensor Networks. Los Angeles: UCLA, 2005:

- 203-209. DOI:10.1109/IPS.2005.1440926.
- [7] 刘大有,陈慧灵,齐红,等.时空数据挖掘研究进展[J].计算机研究与发展,2013,50(2):225-239. (LIU Dayou, CHEN Huiling, QI Hong, et al. Advances in spatiotemporal data mining [J]. Journal of Computer Research and Development, 2013, 50(2): 225-239. (in Chinese))
- [8] SHAHNAWAZ M, RANJAN A, DANISH M. Temporal data mining: an overview [J]. International Journal of Engineering & Advanced Technology, 2011(1):20-24.
- [9] RODDICK J F, SPILIOPOULOU M. A survey of temporal knowledge discovery paradigms and methods [J]. IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering, 2002, 14(4):750-767.
- [10] FU T C. A review on time series data mining [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2011, 24(1):164-181.
- [11] SHEKHAR S, ZHANG P, HUANG Y, et al. Data mining: next generation challenges and future directions [M]. Cambridge, MA: MIT Press, 2004:357-380.
- [12] SHEKHAR S, ZHANG P, HUANG Y. Data mining and knowledge discovery handbook [M]. Berlin: Springer, 2010:837-854.
- [13] CHEN Bo, HUANG Zishen, BAO Tengfei, et al. Early-warning indices of deformation monitoring for heightened gravity dam during impoundment period [J]. Water Science and Engineering, 2021, 14(1):54-64.
- [14] 牛景太. 基于奇异谱分析与 PSO 优化 SVM 的混凝土坝变形监控模型[J]. 水利水电科技进展, 2020, 40(6):60-65. (NIU Jingtai. Dam deformation monitoring model based on singular spectrum analysis and SVM optimized by PSO[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2020, 40(6):60-65. (in Chinese))
- [15] 杨阳,王越. 基于最优化温度周期因子的坝体变形监测模型[J]. 水利水电科技进展, 2010, 30(6):26-29. (YANG Yang, WANG Yue. Dam deformation monitoring model based on optimal temperature cycle factor [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2010, 30(6):26-29. (in Chinese))
- [16] 徐初,苏怀智,杨立夫. 基于 GP XGBoost 的大坝变形预测模型[J]. 水利水电科技进展, 2021, 41(5):41-46. (XU Ren, SU Huaizhi, YANG Lifu. Dam deformation prediction model based on GP-XGBoost [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2021, 41(5):41-46. (in Chinese))
- [17] 顾冲时,吴中如,蔡新. 探讨混凝土坝空间位移场的正反分析模型[J]. 工程力学, 1997(1):138-144. (GU Chongshi, WU Zhongru, CAI Xin. Analysis and back analysis model of 3D displacement field of concrete dams [J]. Engineering Mechanics, 1997(1):138-144. (in Chinese))
- [18] 李广春,戴吾蛟,杨国祥,等. 时空自回归模型在大坝变形分析中的应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2015, 40(7):877-881. (LI Guangchun, DAI Wujiao, YANG Guoxiang, et al. Application of space-time autoregressive model in dam deformation analysis [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2015, 40(7):877-881. (in Chinese))
- [19] 张一驰,李宝林,包安明,等. 开都河流域融雪径流模拟研究[J]. 中国科学:地球科学, 2006(增刊2):24-32. (ZHANG Yichi, LI Baolin, BAO Anming, et al. Simulation of snowmelt runoff in Kaidu River Basin [J]. Scientia Sinica: Terrae, 2006(Sup2):24-32. (in Chinese))
- [20] CHEN Bo, HU Tianyi, HUANG Zishen, et al. A spatio-temporal clustering and diagnosis method of deformation monitoring data in concrete arch dam [J]. Structural Health Monitoring, 2018, 18(5/6):1355-1371.
- [21] 秦栋. 基于面板数据格式的特高拱坝变形性态分区方法[J]. 水电能源科学, 2016, 34(10):40-43. (QIN Dong. Partitioning method of high arch dam's deformation state based on panel data [J]. Water Resources and Power, 2016, 34(10):40-43. (in Chinese))

(收稿日期:2021-03-04 编辑:熊水斌)

(上接第 88 页)

- [7] 程井,李同春,陈祖荣,等. 基于有限元法的高混凝土坝温度场反馈分析模型探讨[J]. 三峡大学学报(自然科学版), 2014, 36(2):11-16. (CHENG Jing, LI Tongchun, CHEN Zurong, et al. study of back analysis model of temperature field for high concrete dams using FEM [J]. Journal of China Three Gorges University (Natural Sciences), 2014, 36(2):11-16. (in Chinese))
- [8] 朱伯芳. 大体积混凝土温度应力与温度控制[M]. 北京:中国电力出版社, 1999.
- [9] 井向阳. 基于接触模型的某重力坝动力抗滑稳定分析[J]. 水力发电, 2016, 42(7):70-73. (JING Xiangyang. Analysis of dynamical anti-sliding stability of a gravity dam based on contact model [J]. Water Power, 2016, 42(7):70-73. (in Chinese))
- [10] 苏超,赵业彬. 水工结构接触问题的多体有限元法[J]. 岩土工程学报, 2016, 38(6):1051-1056. (SU Chao, ZHAO Yebin. Multi-body finite element method for contact problems in hydraulic structure [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2016, 38(6):1051-1056. (in Chinese))
- [11] 蔡汝铭. 接触问题的有限元求解及其在重力坝稳定分析中的应用[D]. 南京:河海大学, 2006.
- [12] 于鹏. 混凝土坝裂缝成因及稳定性分析方法研究[D]. 南京:河海大学, 2006.

(收稿日期:2021-03-04 编辑:熊水斌)