

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2021.02.008

特高拱坝变形监测的分区及其模型构建方法

胡江¹,马福恒¹,王春红²

(1. 南京水利科学研究院水文水资源与水利工程科学国家重点实验室,江苏 南京 210029;
2. 南京瑞迪水利信息科技有限公司,江苏 南京 210029)

摘要: 面板数据模型考虑了测点间的联系和异质性,引入面板数据模型构建特高拱坝的分区安全监测模型。通过实测温度的主成分分析,筛选得到典型实测温度变量;融合主成分分析和层次聚类法,提出基于监测时间序列的变形测点分区方法;以此建立各分区面板数据,通过检验确定面板数据模型类型,构建基于实测温度的分区变形测点的回归模型;通过分区及其回归模型的截距项、变量系数等的对比分析,识别各分区及坝体空间变形特征。以初期运行期的某特高拱坝为例,将研究测点分为 4 个区,构建各分区的固定效应回归模型。结果表明,坝体变形符合客观规律,封拱后坝体非稳定温度场、初期运行期时效等因素对坝体变形影响明显。

关键词: 特高拱坝;变形监测;面板数据;分区;多测点;主成分分析;层次聚类法;回归模型

中图分类号: TV642 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-1980(2021)02-0148-07

Zoned deformation monitoring and its model building method for super high arch dams

HU Jiang¹, MA Fuheng¹, WANG Chunhong²

(1. State Key Laboratory of Hydrology-Water Resources and Hydraulic Engineering,
Nanjing Hydraulic Research Institute, Nanjing 210029, China;
2. Nanjing R & D Hydro-Information Technology Company, Nanjing 210029, China)

Abstract: The panel data model accounts for the relationships and the heterogeneities among points, therefore, it was introduced in this study to construct a zoned safety monitoring model for super high arch dams. Firstly, the principal component analysis (PCA) was used to select the typical variables of measured temperatures. Secondly, the hierarchical clustering method based on PCA was applied to propose a data-based zoning method for deformation monitoring points. Then the panel data of each zone was established, and its type was determined by statistical tests, thus the corresponding regression model zone was constructed. Finally, through the comparative analyses of the spatial distribution of zones and the fitted parameters (e.g., intercept terms and variable coefficients of various zones), both the deformation characteristics of zones and the spatial deformation characteristics of the dam can be identified. A super high arch dam during its initial operation period was investigated, and the focused plumb line points were divided into four zones according to the observation data. After the statistical tests, fixed effect regression models of zones were established. The results show that the spatial deformation is in accordance with the actual condition, and the factors such as the unstable temperature field and the nonlinear time varying effect during the initial operation period have obvious influences on the dam deformation.

Key words: super high arch dam; deformation monitoring; panel data; zone; multi monitoring points; principal component analysis; hierarchical clustering method; regression model

我国已建成一批 200~300 m 级的特高拱坝,其中多座进入了蓄水和运行期^[1-4]。建成世界一流的特高拱坝只是第一步,保障工程全生命周期安全的道路更漫长,任务更艰巨^[5-6]。工程实践表明,可靠的安全监测和预报模型、准确的性态分析和诊断是保障工程安全的重要途径。

传统多元回归模型(hydrostatic season time, HST)将变形分离为水压、温度和时效 3 个部分,并假定温度呈年周期性变化,库水位、环境温度间不存在共线性,以此预测一定环境、荷载组合时的变形值,判别结构的

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFC0406705);国家自然科学基金(51879169, 51779155)

作者简介: 胡江(1983—),男,高级工程师,博士,主要从事水工结构老化病害及安全监控研究。E-mail:huj@nhri.cn

引用本文: 胡江,马福恒,王春红. 特高拱坝变形监测的分区及其模型构建方法[J]. 河海大学学报(自然科学版),2021,49(2):148-154.

HU Jiang, MA Fuheng, WANG Chunhong. Zoned deformation monitoring and its model building method for super high arch dams[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences),2021,49(2):148-154.

性态。HST 模型易用,结果易于解释,因此得到了广泛的应用^[1]。然而,HST 模型有其局限性。首先,它假定坝体为稳定温度场,不适用于初蓄期、初期运行期等情形。对此,有学者提出了基于实测温度的改进模型(hydrostatic temperature time season,HTTS),以反映坝体的非稳定温度场特性,在一定程度上提高了模型精度^[7]。其次,HST 模型多为单测点模型,难以反映空间变形性态。顾冲时等^[8]应用场论建立了空间位移场的监测模型。黄铭等^[9]建立了双空间位移监测模型,推导了模型的简化式。李端有等^[10]建立了拱坝一维多测点位移监测模型,可反映一维方向上的位移分布状态。何金平等^[11]利用 Bayes 理论,以方差为特征参数建立了多测点监测模型。然而,多测点监测模型存在对变形规律性反映不够协调的问题^[10],面板数据模型考虑了测点间的联系和异质性,既可减少变量间的多重共线性,又可描述测点间的相关性^[12-14]。为此,面板数据模型被引入基于 HST 模型的大坝变形和渗流监测领域,并验证了其可靠性和有效性^[15-16]。

本文应用主成分分析法(principal component analysis,PCA),选取模型典型实测温度因子;融合 PCA 和层次聚类法,提出主成分层次聚类法(hierarchical clustering on principal component,HCPC),依据实测时间序列,采用 HCPC 法对变形测点分区;基于 HTTS 模型建立各分区的面板数据,通过统计检验,确定面板数据回归模型类型;构建各分区的面板数据回归模型,并通过分区及其面板数据回归模型的截距项、系数等的比较分析,识别坝体的变形特征。以一特高拱坝为例,验证本文方法的可靠性和有效性,并对其变形性态进行了评判。

1 分区安全监测模型的构建方法

1.1 基于 HCPC 法的分区构建方法

PCA 和分层聚类都是变量相似性度量工具。当 2 种方法均采用欧氏距离度量时,可融合得到 HCPC 法,从而更好地描述变量间的关系。

对于数据集 X_{KJ} (K 为观测点个数, J 为观测数),PCA 的核心思想是采用 S 个 ($S < K$) 不相关的主成分表征原始数据集,这些主成分反映了原始数据集中多变量蕴含信息的本质,其余的主成分则可认为是噪音。在前 S 个主成分上进行分层聚类,可以获得比在原始变量上聚类更稳健的结果。可见,PCA 也是一种去噪方法,可作为聚类分析的预处理步骤^[17]。分层聚类基于 PCA 和多维方差,采用 Ward 准则作为聚集方法^[12]。该准则基于 Huygens 定理,分解组间、组内方差得到总方差^[12]:

$$\sum_{k=1}^K \sum_{q=1}^Q \sum_{j=1}^{J_q} (x_{jqk} - \bar{x}_k)^2 = \sum_{k=1}^K \sum_{q=1}^Q J_q (\bar{x}_{qk} - \bar{x}_k)^2 + \sum_{k=1}^K \sum_{q=1}^Q \sum_{j=1}^{J_q} (x_{jqk} - \bar{x}_{qk})^2 \tag{1}$$

式中: x_{jqk} ——第 q 组变量 j 在观测点 k 的值; $\bar{x}_k$ ——各变量在观测点 k 的平均值; $\bar{x}_{qk}$ ——第 q 组内各变量在观测点 k 的平均值; J_q ——第 q 组内的观测数; Q ——变量分组数。

组内方差表征了组内变量的同质性,Ward 准则在聚类时使每个步骤中组内方差增长最小,即组间方差减少最小。确定分组数是聚类分析的核心问题。分层聚类本质是一种嵌套分区,最底层上每个变量均是一个小组,最顶层上所有变量都归属同一个大组。可根据组内方差的增长情况判断最优的聚类分组结果。当分组数从 $Q-1$ 到 Q 时的组间方差增加值 ΔQ 远大于从 Q 到 $Q+1$ 时的增加值 $\Delta(Q+1)$ 时,最优分组数为 Q 组。可采用 2 种方法获得最终的聚类分区,一是保持分层聚类得到的 Q 个分组;二是借助 K -means 算法,将分层聚类结果作为初始分区,通过若干次迭代获得改进的分区结果,迭代过程中通过组间方差的比值判断。通常,初始分区不会被完全替换,而是得以改进。

变量的分层聚类分区结果可表示在主成分映射图上或树形图上。2 种结果可视化方法相互补充、交叉验证。HCPC 法的实现步骤如图 1 所示。

1.2 基于面板数据模型的分区监测方法

面板数据是既有时间维度又有横截面维度的二维数据^[13-14]。它有诸多优势,如能提供大量的数据,从而降低解释变量间的多重共线性,提高模型监测的有效性;又如能控制个体无法被观测到的异质性,用个体效应表示。因而,面板数据被广泛应用于社会、经济和工程等多个领域^[13-14]。

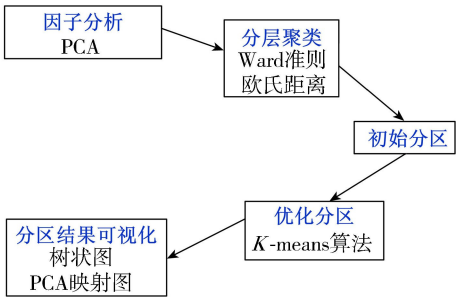


图1 HCPC 法的实现流程
Fig.1 Flow chart of HCPC method

一般地,线性面板模型可以表达如下:

$$y_{it} = \alpha_i + \beta_i x_{it} + u_{it} \tag{2}$$

式中: y_{it} ——因变量; i ——测点编号; t ——观测时间; x_{it} ——变量; α ——常数项或截距项; β ——模型参数; u_{it} ——随机随机误差项,其均值为 0。

通常对回归参数、误差和外延性做出假设,从而对面板数据模型进行分类。最常见的是假定截距项和系数项相同,即 $\alpha_i = \alpha, \beta_i = \beta$ 时,式(2)可以简化为

$$y_{it} = \alpha + \beta x_{it} + u_{it} \tag{3}$$

式(3)为混合模型,即无测点影响的不变系数模型。这种模型与一般的回归模型无本质区别。而当 $\alpha_i \neq \alpha, \beta_i = \beta$ 时:

$$y_{it} = \alpha_i + \beta x_{it} + u_{it} \tag{4}$$

式(4)表示在横截面上存在测点影响,但变量的结构参数在不同横截面上是相同的,不同的是截距项,测点的差异可以用截距项 α_i 的差别来说明,故称为变截距模型。按其截距项是否和变量相关,又可分为固定效应和随机效应模型^[13-14]。一般采用如下检验方法判定面板数据模型分类:

$$\begin{cases} H_1: \beta_1 = \beta_2 = \cdots = \beta_N \\ H_2: \alpha_1 = \alpha_2 = \cdots = \alpha_N, \quad \beta_1 = \beta_2 = \cdots = \beta_N \end{cases} \tag{5}$$

采用 F 检验,若接受 H_2 ,则符合不变截距、不变系数模型。采用 Hausman 检验,若拒绝 H_2 ,则需检验 H_1 。若接受 H_1 ,则符合变截距、不变系数模型;反之,则符合变系数模型^[13-14]。即通过 F 检验判断混合效应和固定效应模型;通过 Hausman 检验,判断随机效应和固定效应模型。

1.3 特高拱坝变形分区监测模型的构建方法

特高拱坝变形分区监测模型构建方法分 4 个主要步骤:(a)时间序列的预处理。进行异常值分类和判别,具体可参考文献[18];对时间序列标准化、插值处理,以获得平衡的多测点多变量时间序列。(b)基于时间序列的变形多测点聚类分区。通过 PCA 筛选得到典型实测温度变量;依据变形测点时间序列,采用 HCPC 法度量测点间变形规律的相似性,确定分区数,基于 HTTS 模型构建分区面板数据,绘制测点分区结果的主成分映射图、树形图;将分区聚类结果映射在坝体上,结合环境、荷载变量的变化,综合分析聚类分区结果。(c)分区监测模型的构建。基于分区面板数据,通过 F 检验、Hausman 检验等实现变系数、混合、固定和随机效应等面板数据模型类型的判断,构建各分区的面板数据回归模型。(d)模型结果的分析。通过回归模型的截距、回归系数等的对比分析,判断各变量与变形间关系,辨识各分区变形特征,进而识别坝体空间变形特征。

2 应用实例

2.1 工程概况和监测仪器布置情况

某混凝土双曲拱坝坝顶高程 610.00 m,建基面开挖高程 324.50 m,最大坝高 285.50 m。坝顶长度中心线弧长 681.51 m,共 31 个坝段。水库正常蓄水位 600 m,死水位 540 m,汛期运行限制水位 560 m。2013 年 5 月,大坝导流底孔下闸蓄水,2014 年 3 月大坝混凝土全线浇筑到高程 610.00 m。

在 5 号、10 号、15 号、22 号、27 号坝段内各布置 1 组垂线系统,正垂线(PL)测点布置在高程 610.00 m、563.25 m、527.25 m、470.25 m、395.25 m、347.25 m,正垂线对应的坝基布置倒垂线(IP)。在 6 号、10 号、16 号、22 号、27 号、29 号坝段等 6 个坝段布置坝体混凝土温度监测断面,布设高程的上游和下游坝面各布置 1 支温度计(T)观测环境温度。坝体内部采用应变计(S)的测温传感器观测(实测温度变量 S_{n-i} 为 n 向应变计第 i 测点实测温度),布设高程上各设 3 支,位于坝体上游侧、中部和下游侧。本文重点分析的 10 号、15 号、22 号这 3 个坝段垂线布置及 16 号坝段的坝体混凝土温度计布置情况如图 2 所示。库水位变化过程线如图 3 所示,至 2018 年 6 月拱坝共经历了 5 个完整的加载和卸载过程。考虑到坝顶高程的垂线测点的起测时间为 2014 年 7 月,本文分析的时间序列为 2014 年 7 月—2018 年 6 月,10 号、15 号、22 号这 3 个坝段的垂线测点的径向位移过程线如图 3 所示。

2.2 测点分区

对垂线测点进行 PCA,第一、第二主成了解释了 98.9% 的总方差。为此,在第一、第二主成分上采用 HCPC 法进行测点分区。分组数从 $(Q-1)$ 到 Q 时的组间方差增量如图 4(a)所示,前序值分别为 89.07、

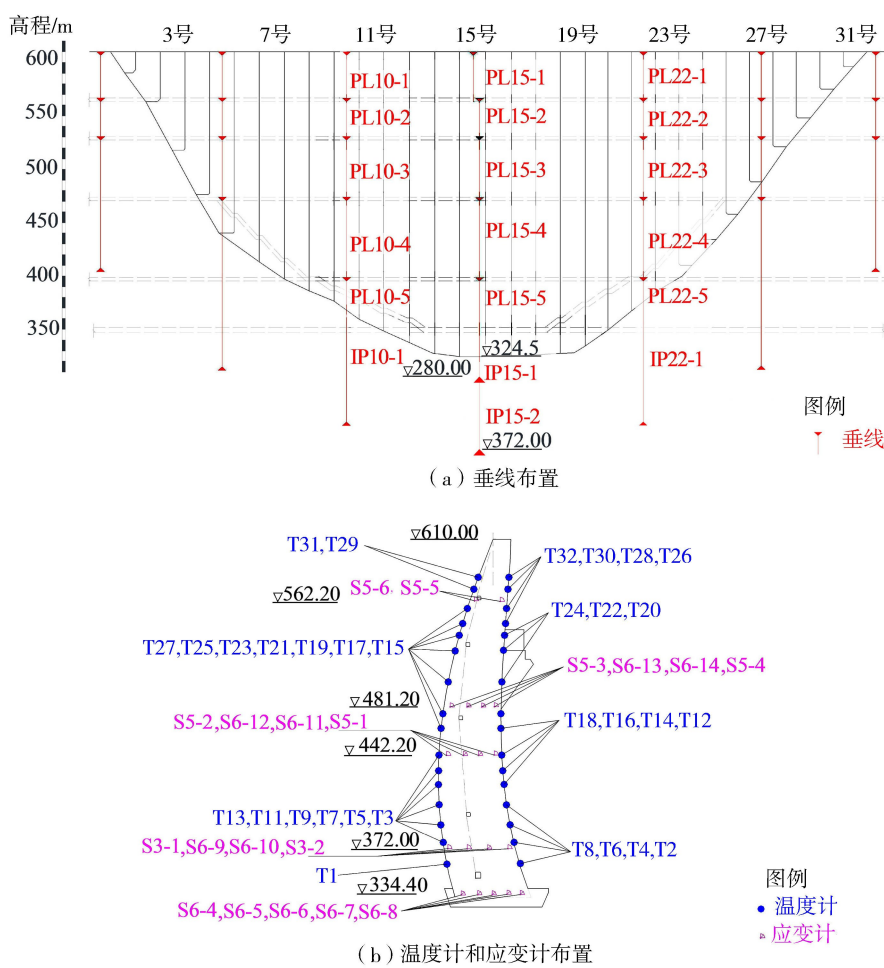


图 2 监测仪器布置(单位:m)

Fig. 2 Layout of monitoring instruments (units: m)

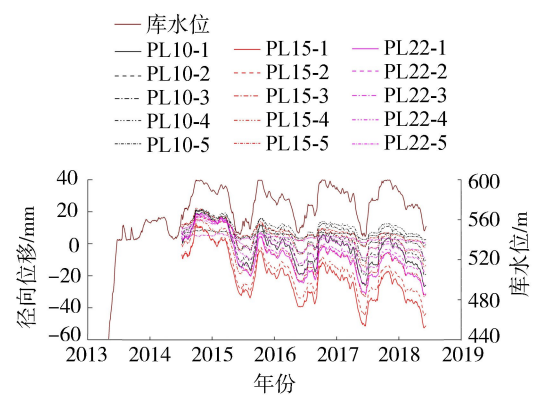
22. 71、19. 32 和 5. 44, 组内方差比值分别为 0. 61、0. 46、0. 67 和 0. 51, 树状分区建议的最优分区数为 4 个(图 4(a))。同时, 采用因子映射图得到了分区结果(图 4(b)), 在第一、第二主成分较好地分离了 4 个区。映射到坝体下游面的结果如图 5 所示。

依据图 4、图 5 的结果, 结合图 3 的过程线可看出, 各高程拱圈变形以拱冠 15 号坝段为界, 拱冠坝段径向位移大于两侧坝段, 变形测点的分区呈对称分布, 变形协调。

2.3 分区监测模型

拱坝变形受到静水压力、温度及坝体混凝土徐变、基岩蠕变、软弱结构面调整等因素的影响。鉴于工程处于初期运行期, 非稳定温度场显著, 采用 HTTS 模型^[7, 19-20]进行分区监测。HTTS 模型的库水位 H 采用传统 HST 模型形式^[7-8]。近似分析, 将 16 号坝段的实测温度作为各分析坝段的实测温度, 对实测温度变量进行 PCA 分析, 结果如图 6 所示。根据主成分和主要变量间的关系, 最终选取的实测温度变量为 S_{6-9} 、 S_{6-4} 、 T_{30} 。此外, 考虑到蓄水和初期运行期时效先迅速增大随后趋缓的特征, 采用指数时效 V , 其形式为 $e^{-\theta}$, $\theta=0.01t$, t 为观测日至始测日的累计天数; 针对完整的加载卸荷周期存在的徐变恢复变形, 根据函数逼近原理, 还加入了年周期项 S_1 、 S_2 , 分别为 $S_1=\sin(2\pi t/365)$, $S_2=\cos(2\pi t/365)$ 。

各分区监测模型的变量与相应的 HTTS 模型相同。实际经验表明, 若条件数大于 100 则说明变量间存



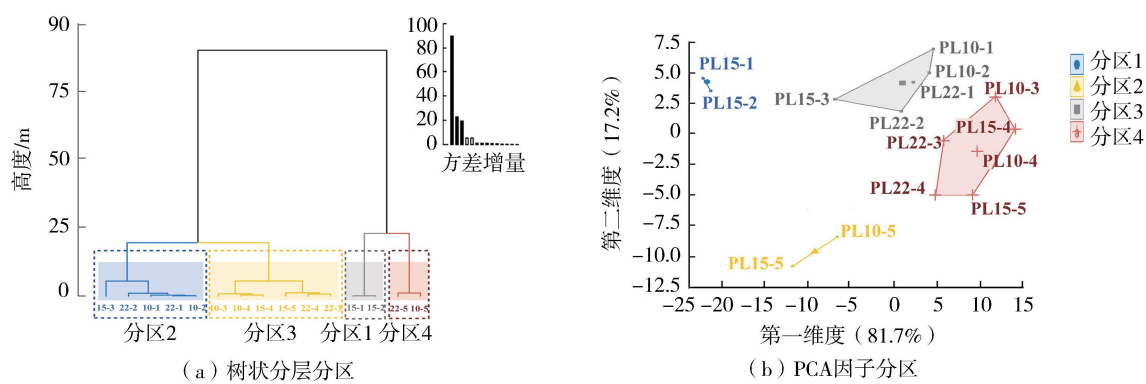


图4 变形测点的树状和主成分映射分区

Fig.4 Dendrogram and PCA based zoning maps for focused plumb lines

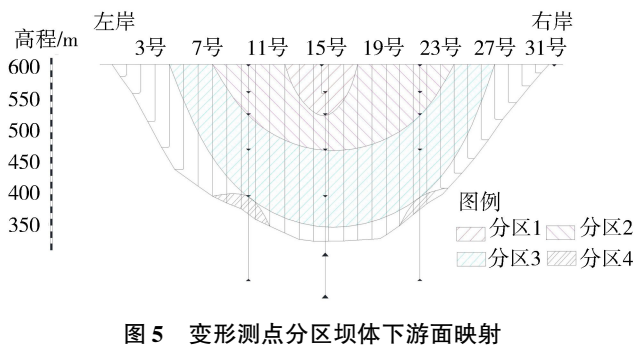


Fig.5 Mapping image of deformation monitoring points on downstream face of zoned dam

在相似共线性。利用 kappa 函数计算自变量矩阵的条件数,以分区 1 为例,计算得到的条件数为 198.98,表明变量间存在中等相似共线性。通过 F 检验,各分区显著水平 $p<2.2\times 10^{-16}$,可知建立个体固定效应回归模型更合理,通过 Hausman 检验,随机效应不显著,且固定效应和随机效应模型系数相等。因此,最终选取固定效应面板数据回归模型。为便于对比分析,将各变量标准化,在此基础上对各区模型进行估计,结果见表 1,部分垂线测点 HTTS 模型结果见表 2,其中显著水平 $P_r<0.001$ 时表示回归系数显著不为 0, R^2 表示模型可以解释位移方程的程度。

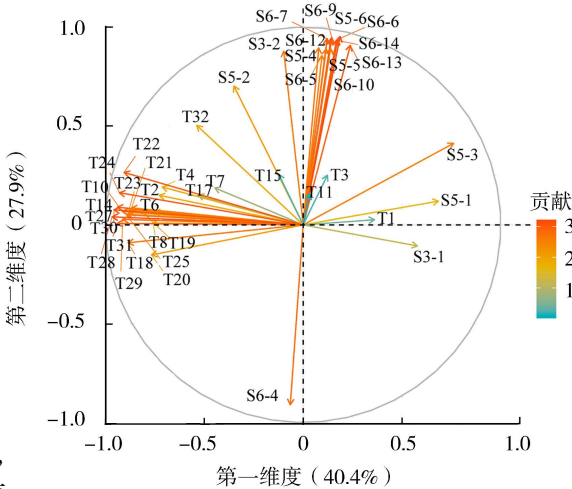


Fig.6 PCA analysis of temperature factors

表 1 各分区固定效应模型的参数拟合结果															
Table 1 Parameter fitting results of fixed effect models of zones															
分区	H		$S_{6.4}$		$S_{6.9}$		T_{15}		V		S_1		S_2		R^2
	拟合系数	P_r	拟合系数	P_r	拟合系数	P_r	拟合系数	P_r	拟合系数	P_r	拟合系数	P_r	拟合系数	P_r	
1	0.78	$<2.2\times 10^{-16}$	0.13	2.19×10^{-4}	-0.53	$<2.2\times 10^{-16}$	0.06	2.53×10^{-4}	0.13	1.72×10^{-5}	-0.18	$<2.2\times 10^{-16}$	0.24	$<2.2\times 10^{-16}$	0.96
2	0.77	$<2.2\times 10^{-16}$	0.08	4.6×10^{-2}	-0.51	$<2.2\times 10^{-16}$	0.04	6.97×10^{-4}	0.12	$<2.2\times 10^{-16}$	-0.24	$<2.2\times 10^{-16}$	0.26	$<2.2\times 10^{-16}$	0.93
3	0.68	$<2.2\times 10^{-16}$	0.08	1.6×10^{-2}	-0.46	$<2.2\times 10^{-16}$	0.04	4.96×10^{-3}	0.11	2.27×10^{-14}	-0.21	$<2.2\times 10^{-16}$	0.23	$<2.2\times 10^{-16}$	0.88
4	-0.16	1.55×10^{-3}	0.17	4.53×10^{-2}	-0.09	0.30	0.09	4.48×10^{-3}	0.14	1.63×10^{-4}	-0.54	$<2.2\times 10^{-16}$			0.78

表 2 部分测点的 HTTS 模型的参数拟合结果																	
Table 2 Parameter fitting results of HTTS model for some monitoring points																	
测点	截距		H		$S_{6.4}$		$S_{6.9}$		T_{15}		V		S_1		S_2		R^2
	拟合系数	P_r	拟合系数	P_r	拟合系数	P_r	拟合系数	P_r	拟合系数	P_r	拟合系数	P_r	拟合系数	P_r	拟合系数	P_r	
PL15-1	0	1.00	0.76	$<2\times 10^{-16}$	0.14	4.89×10^{-3}	-0.54	$<2\times 10^{-16}$	0.06	5.58×10^{-4}	0.14	9.76×10^{-10}	-0.19	6.81×10^{-14}	0.23	2.17×10^{-14}	0.97
PL15-3	0	1.00	0.84	$<2\times 10^{-16}$	0.12	6.31×10^{-3}	-0.53	$<2\times 10^{-16}$	0.05	5.88×10^{-3}	0.12	2.14×10^{-8}	-0.19	2.42×10^{-16}	0.27	$<2\times 10^{-16}$	0.97
PL15-4	0	1.00	0.84	$<2\times 10^{-16}$	0.12	6.31×10^{-3}	-0.51	$<2\times 10^{-16}$	0.14	5.88×10^{-3}	0.12	2.14×10^{-8}	-0.19	2.42×10^{-16}	0.27	$<2\times 10^{-16}$	0.97
PL10-5	0	1.00	-0.23	9×10^{-3}	0.15	0.34	0.08	0.63	0.30	2.66×10^{-6}	0.21	1.20×10^{-3}	-0.76	3.46×10^{-16}			0.66

2.4 结果分析

由表 1 可知,在 5% 水平下,分区 1、2、3 的各影响系数都具有显著效应,但不同分区变量的影响大小存在差异。具体阐述如下:

a. 径向位移与库水位呈显著正相关,与库水位相关性良好,即库水位上升,坝体向下游变形,且低高程的系数比高高程小,两侧坝段比拱冠坝段小。考虑到高高程的位移值是同一垂线系统各垂线段叠加的结果,这符合一般的规律。

b. 径向位移与 372.00 m 高程坝体内部上游侧应变计测点 S6-9 温度测值显著负相关。由于 PCA 分析仅选取了与主成分最相关的变量,S6-9 为坝体内部温度的典型测点,代表了坝体内部温度变化情况(图 7)。其系数大小的分区变化规律同库水位一致,即低高程比高高程小,两侧坝段比拱冠坝段小。可见,封拱后的温度回升使大坝存在整体向上游变形的增量,与静水压力导致的坝体径向位移方向相反。已建的多座特高拱坝的观测结果也表明,在封拱灌浆后,坝体内部都不同程度出现了温度回升现象^[21]。相反地,径向位移与 334.40 m 高程坝体内部上游侧应变计测点 S6-4 温度测值显著正相关。S6-4 代表了坝体内部的温度稳定区域,主要受环境温度的影响,由于库水温垂直分层逐渐形成,库底水温下降,使得坝体有向下游变形的增量。但相比而言,S6-4 的回归系数比 S6-9 要小得多,换言之,封拱后的温度回升影响更显著。

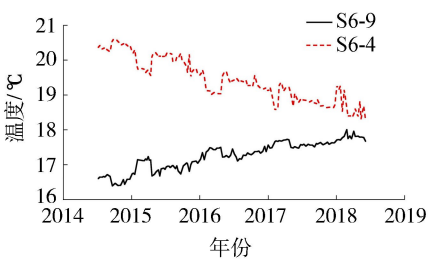


图 7 典型温度测点的测值过程线
Fig.7 Historical change processes of temperatures of typical points

c. 指数时效显著正相关,且系数的分区变化规律与库水位、坝体内部 S6-9 测点温度类似。指数时效因子为混凝土徐变、基岩蠕变等时效变形的综合表现,从其系数可以看出,指数时效在初期运行期对特高拱坝的影响显著,时效表现为坝体整体向上游变形。大坝结构、基础岩体及库盆的调整对坝体会产生一定影响。事实上,该坝在蓄水后各测线的谷幅持续收缩,拱坝坝体受到了两岸坝肩岩体的显著挤压作用,谷幅收缩是坝体倾向上游变形的主要驱动力。采用指数时效因子较好地模拟了这一特征,蓄水后增长迅速,之后呈现增量减少趋势,但谷幅变形量值尚未完全收敛。此外,周期徐变恢复项对各分区的影响也较为显著。

d. 相比较,分区 4 的拟合精度相对较差,受库水位影响相对较小,时效也减少。但总体而言,其变形规律与其他 3 个分区类似。

e. 对比表 1、表 2 可知,变量间存在相似共线性时,并未影响预测结果。但由于变量间存在相似共线性,HTTS 模型中变量的显著性检验较面板模型要差,导致统计推断上无法合理地给出各变量对变形影响的真正大小。

3 结 论

a. 结合 PCA 和层次聚类法提出了 HCPC 法,得到了基于监测时间序列的变形测点分区方法,分区结果与坝体变形规律相吻合。

b. 融合 HCPC 法和面板数据,提出了特高拱坝变形分区监测及其模型构建方法。通过分区及其模型的截距项、系数等参数的对比分析,可识别各分区及坝体空间变形特征,有较明确的物理概念和空间特性。分区面板数据回归模型既充分发挥了传统模型可分离变量以解释变形机理的优势;还考虑了测点间、分区间的联系和异质性,减少了变量间的多重共线性影响,描述了测点间、分区间的相关性和个体效应。

c. 模型结果表明,特高拱坝初期运行期坝体变形受非稳定温度场和非线性时效影响显著。

d. 大坝变形分区面板数据回归模型是可靠有效的,为特高拱坝安全监测和预报提供了一条新的途径。

参考文献:

[1] 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))

[2] 张冲,王仁坤,汤雪娟. 溪洛渡特高拱坝蓄水初期工作状态评价[J]. 水利学报,2016,47(1):85-93. (ZHANG Chong,

- WANG Renkun,TANG Xuejuan. Safety evaluation of Xiluodu ultra-high arch dam during the initial impoundment period [J]. Journal of Hydraulic Engineering,2016,47(1):85-93. (in Chinese))
- [3] 周志芳,李鸣威,庄超,等. 溪洛渡水电站谷幅变形成因与形成条件[J]. 河海大学学报(自然科学版),2018,46(6):31-39. (ZHOU Zhifang, LI Mingwei, ZHUANG Chao, et al. Impact factors and forming conditions of valley deformation of Xiluodu hydropower station [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2018,46(6):31-39. (in Chinese))
- [4] 李波,周恒,胡蕾,等. 溪洛渡高拱坝运行初期应力应变监测资料分析[J]. 水力发电,2017,43(7):111-114. (LI Bo,ZHOU Heng,HU Lei,et al. Stress-strain monitoring data analysis of Xiluodu high arch dam in early operation period [J]. Water Power,2017,43(7):111-114. (in Chinese))
- [5] 陈祖煜,程耿东,杨春和. 关于我国重大基础设施工程安全相关科研工作的思考[J]. 土木工程学报,2016,49(3):1-5. (CHEN Zuyu, CHENG Gengdong, YANG Chunhe. Research work on construction safety of major infrastructures in China: overview and a forward look [J]. China Civil Engineering Journal,2016,49(3):1-5. (in Chinese))
- [6] 钱向东,李旭展. 混凝土拱坝的多轴强度与安全指标[J]. 河海大学学报(自然科学版),2019,47(3):230-237. (QIAN Xiangdong,LI Xuzhan. Multi-axial strength and safety index of concrete arch dams[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2019,47(3):230-237. (in Chinese))
- [7] HU Jiang,WU Suhua. Statistical modeling for deformation analysis of concrete arch dams with influential horizontal cracks[J]. Structural Health Monitoring,2019,18(2):546-562.
- [8] 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,1997,14(1):138-144. (GU Chongshi, WU Zhongru,CAI Xin. Analysis and back analysis model of 3D displacement field of concrete dams[J]. Engineering Mechanics,1997,14(1):138-144. (in Chinese))
- [9] 黄铭,葛修润,刘俊. 大坝安全监测的多测点位移向量模型[J]. 上海交通大学学报,2001,35(4):514-517. (HUANG Ming, GE Xiurun,LIU Jun. Deformation vector distribution model in dam safety monitoring[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University,2001,35(4):514-517. (in Chinese))
- [10] 李端有,周元春,甘孝清. 混凝土拱坝多测点确定性位移监控模型研究[J]. 水利学报,2011,42(8):981-985. (LI Duanyou,ZHOU Yuanchun,GAN Xiaoqing. Research on multiple points deterministic displacement monitoring model of concrete arch dam [J]. Journal of Hydraulic Engineering,2011,42(8):981-985. (in Chinese))
- [11] 何金平,涂圆圆,施玉群,等. 大坝多测点异常性态 Bayes 融合诊断模型[J]. 长江科学院院报,2012,29(10):63-67. (HE Jinping,TU Yuanyuan,SHI Yuqun,et al. Model of diagnosing abnormal behavior of dam based on multi-monitoring points and Bayes fusion theory[J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute,2012,29(10):63-67. (in Chinese))
- [12] JOSSE J, HUSSON F. Selecting the number of components in principal component analysis using cross-validation approximations [J]. Computational Statistics & Data Analysis, 2012, 56(6):1869-1879.
- [13] CHRISTODOULOU D,SARAFIDIS V. Regression clustering for panel-data models with fixed effects[J]. The Stata Journal,2017,17(2):314-329.
- [14] CERTO S T,WITHERS M C,SEMEDENI M. A tale of two effects: using longitudinal data to compare within- and between-firm effects[J]. Strategic Management Journal,2017,38(7):1536-1556.
- [15] SHAO Chenfei, GU Chongshi, YANG Meng, et al. A novel model of dam displacement based on panel data[J]. Structural Control & Health Monitoring,2018,25(1):e2037.
- [16] HU Jiang,MA Fuheng. Zoned safety monitoring model for uplift pressures of concrete dams[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control,2019,41(14):3952-3969.
- [17] 王飞,张宗亮,王佳俊,等. 基于改进 M5'-主成分模型树的高心墙堆石坝沉降变形预测[J]. 河海大学学报(自然科学版),2018,46(4):353-359. (WANG Fei,ZHANG Zongliang,WANG Jiajun,et al. Forecasting of the settlement deformation for high core rock-fill dam based on the improved M5'-PCR model tree[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences),2018,46(4):353-359. (in Chinese))
- [18] HU Jiang,MA Fuheng,WU Suhua. Anomaly identification of foundation uplift pressures of gravity dams based on DTW and LOF [J]. Structural Control & Health Monitoring,2018,25(1):e2153.
- [19] MATA J, CASTRO A T D, COSTA J S D. Constructing statistical models for arch dam deformation[J]. Structural Control & Health Monitoring,2014,21(3):423-437.
- [20] TATIN M,BRIFFAUT M,DUFOUR F,et al. Statistical modelling of thermal displacements for concrete dams: influence of water temperature profile and dam thickness profile[J]. Engineering Structures,2018,165:63-75.
- [21] 张国新,周秋景. 特高拱坝封拱后温度回升及影响研究[J]. 水利学报,2015,46(9):1009-1018. (ZHANG Guoxin,ZHOU Qiujing. Study on temperature recovery after arch sealing of super high arch dams and its influence[J]. Journal of Hydraulic Engineering,2015,46(9):1009-1018. (in Chinese))