

基于空间聚类 and 贝叶斯模型平均的重力坝分区安全监控模型

郭张军¹, 陈 容²

(1. 国网陕西省电力有限公司电力科学研究院, 陕西 西安 710054; 2. 大唐四川发电有限公司, 四川 成都 610031)

摘要:针对重力坝多测点的时空相似性和统计模型结构的不确定性,使用层次聚类方法对所有变形测点进行空间聚类,基于主成分分析提取各分区多测点综合位移,使用贝叶斯模型平均(BMA)建立了多测点综合位移的统计模型。以安康水电站重力坝垂线监测分区2为例,讨论了综合位移的复杂BMA模型与简约BMA模型的因子优选结果,并结合加权平均模型的定量分析给出了模型的优选因子。分析结果表明:库水位涨落对坝体位移的影响没有明显的滞后性;下游水位对坝体位移的影响非常小,建模过程中可以忽略相关因子;温度升降对安康水电站重力坝位移的影响有明显的滞后性,且基本需要维持15 d以上的高温或低温,坝体位移才会有明显变化。

关键词:重力坝;变形;贝叶斯模型平均;空间聚类;主成分分析;安康水电站

中图分类号:TV698.1

文献标志码:A

文章编号:1006-7647(2024)05-0041-07

Safety monitoring model of gravity dam zoning based on spatial clustering and Bayesian model averaging//GUO Zhangjun¹, CHEN Rong² (1. Power Research Institute of State Grid Shaanxi Electric Power Company Limited, Xi'an 710054, China; 2. Datang Sichuan Power Generation Co., Ltd., Chengdu 610031, China)

Abstract: In response to the spatiotemporal similarity of multiple measuring points in gravity dams and the uncertainty of statistical model structure, a hierarchical clustering method was used to spatially cluster all deformation measuring points. Principal component analysis was used to extract the comprehensive displacement of multiple measuring points in each zone. A statistical model for the comprehensive displacement of multiple measuring points was established using the Bayesian model averaging (BMA) method. Using the second zone along the vertical monitoring line of the gravity dam of Ankang Hydropower Station as an example, the optimization results of the complex BMA model and the simplified BMA model for comprehensive displacement were discussed, and the optimal factors of the models were given based on the quantitative analysis of the weighted average model. The analysis results indicate that the fluctuations in reservoir water level have no significant lag effect on dam displacement. The impact of downstream water level on dam displacement is very small, and relevant factors can be ignored in the modeling process. The impact of temperature rise and fall on the displacement of the dam shows a significant lag, and it is necessary to maintain high or low temperatures for more than 15 days before significant changes in the displacement of the dam body occur.

Key words: gravity dam; deformation; Bayesian model averaging; spatial clustering; principal component analysis; Ankang Hydropower Station

变形是混凝土坝工作性态最直观反映。加强重力坝变形性态及其计算分析、安全监控等的模型、方法研究,是支撑重力坝安全运行的重要手段之一^[1-3]。在大坝工程实际问题中,影响变形的因素往往是复杂的^[4]。一般来说,重力坝主要受4个外部因素的影响:水库静水压力、气温、气候和时间效应^[1]。

经过多年发展,目前已有水压-季节-时效模

型^[5]、水压-实测温度-时效模型、含有裂缝开合度的水压-温度-开合度-时效模型^[6]、将时效描述为状态向量的水压-季节-状态模型^[7]等多种模型,但仍难以充分考虑参数和模型的不确定性^[8]。黄耀英等^[9]从系统论角度出发,提出了一种以模型拟合良好性、检验有效性以及模型简单性为优选原则的大坝监测量最佳统计模型优选方法,但仍需要先假设模型结构。Prakash等^[10]使用贝叶斯方法估计和更

作者简介:郭张军(1980—),男,高级工程师,硕士,主要从事大坝安全监测与结构检测研究。E-mail:376573199@qq.com

通信作者:陈容(1981—),女,高级工程师,主要从事大坝安全监测与运营安全管理研究。E-mail:184557348@qq.com

新模型参数,提出了基于贝叶斯模型选择原则的简约模型和集合模型。Gamse 等^[11]使用贝叶斯模型选择更新了水压-季节-时效模型,以迅速适应新测量给出的新信息。此外,传统模型多为单测点模型,难以反映空间变形性态^[12]。为此,胡江等^[13]融合主成分分析和层次聚类法,将混凝土坝变形测点分区,构建了各分区的固定效应回归模型;王少伟等^[14]将时空聚类思想引入混凝土坝变形多测点分析;魏博文等^[15]通过引入空间坐标并利用有限元方法计算水压分量,提出了混凝土拱坝多测点变形监控混合模型。

本文使用层次聚类方法对所有变形测点进行空间聚类,基于主成分分析提取各分区多测点综合位移,考虑模型结构的不确定性,对回归模型集进行贝叶斯模型选择与平均,以定量分析重力坝的变形规律。

1 建模原理

1.1 重力坝变形监测空间聚类

本文综合分析测点变形值间的绝对距离、增量距离和增速距离,使用层次聚类方法将重力坝变形测点划分为多个类别。计算公式为

$$d_{ab} = \alpha_1 \sum_{i=1}^T (x_{at} - x_{bt})^2 + \alpha_2 \sum_{i=1}^T (y_{at} - y_{bt})^2 + \alpha_3 \sum_{i=1}^T (z_{at} - z_{bt})^2 \quad (1)$$

式中: x_{at} 为测点 A 在 t 时刻的变形值; y_{at} 为测点 A 在 t 时刻的变形值增量; z_{at} 为测点 A 在 t 时刻的变形值增速, $z_{at} = y_{at}/x_{a,t-1}$; $\sum_{i=1}^T (x_{at} - x_{bt})^2$ 、 $\sum_{i=1}^T (y_{at} - y_{bt})^2$ 、 $\sum_{i=1}^T (z_{at} - z_{bt})^2$ 、 d_{ab} 分别为测点 A 、 B 之间的绝对距离、增量距离、增速距离和综合距离; α_1 、 α_2 、 α_3 分别为绝对距离、增量距离、增速距离的系数, $\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 = 1$,采用变异系数法确定^[16]。

混凝土拱坝变形数据的聚类数量难以事先确定,层次聚类方法可以通过计算离差平方和不断缩小类别,将类别内测点间的离差平方和差距最小的两类合并为一类,直至将所有相似测点聚成一类,最终输出聚类结果^[17]。假设大坝的 N 个测点可划分为 k 个分区,其中分区 u 中测点的离差平方和 W_u 为

$$W_u = \sum_{i=1}^{N_u} (Y_i - \bar{Y})^2 \quad (2)$$

式中: Y_i 为分区 u 中 N_u 个测点的指标值; $\bar{Y}$ 为分区中测点的指标均值。

分区数量 k 需要综合考虑谱系聚类树状图和测

点变形状况确定。

1.2 贝叶斯模型选择与平均

贝叶斯模型选择 (Bayesian model selection, BMS) 基于贝叶斯理论,在建模过程中考虑了模型自身的不确定性。贝叶斯模型选择认为模型是未知的、不可观测的,其应该由一个模型空间 $M = \{M_1, M_2, \dots, M_k\}$ (包括所有可能的模型) 来生成,其参数的后验概率可下式求得:

$$P(\theta | D) = \sum_{j=1}^k P(M_j | D) P(\theta | M_j, D) \quad (3)$$

式中: θ 为待估参数向量; D 为观测的数据样本; M_j 为模型空间中第 j 个模型; k 为模型空间中含有模型的个数。

参数向量 θ 的后验密度分布是模型空间条件下参数 θ 后验密度分布的加权平均,权重是模型后验概率 $P(M_j | D)$,基于下式的似然函数积分求得:

$$P(D | M_j) = \int P(D | \theta_j, M_j) P(\theta_j | M_j) d\theta_j \quad (4)$$

式中: $P(D | M_j)$ 为模型 M_j 对应的似然函数积分; θ_j 为模型 M_j 对应的参数向量; $P(\theta_j | M_j)$ 为模型 M_j 对应的参数先验概率分布; $P(D | \theta_j, M_j)$ 为模型 M_j 对应的似然函数。同时,计算参数向量 θ 的后验期望与后验方差。

一个好模型的标准是:模型误差小,模型参数少^[14],在模型选择和模型评估过程中,采用贝叶斯信息量准则 (Bayesian information criterion, BIC) 平衡模型的拟合优度和复杂度,并以此作为贝叶斯模型选择的标准。

贝叶斯模型平均 (Bayesian model averaging, BMA) 方法建模过程基于一个庞大的模型空间,将每个模型的后验概率作为权重,求得各模型的加权平均值,从而得到贝叶斯平均模型。

2 重力坝多测点 BMA 模型的构建

结合重力坝各测点安全监测时间序列聚类、主成分分析和 BMA 的组合方法,在模型空间中推断出一个最能反映大坝工程系统真实性态的模型,从而进行大坝时空变形性态分析。

基于空间聚类和 BMA 的重力坝分区安全监控模型构建流程如图 1 所示,基本步骤如下:

a. 定性分析和数据预处理。首先对大坝安全监测数据和水位、温度等环境量数据进行定性分析,剔除部分明显异常值,确定现有监测数据序列较长且测值可靠,可以用于建模分析;然后根据大坝安全监控理论,生成对应时间的水压因子、温度因子和时效因子集。

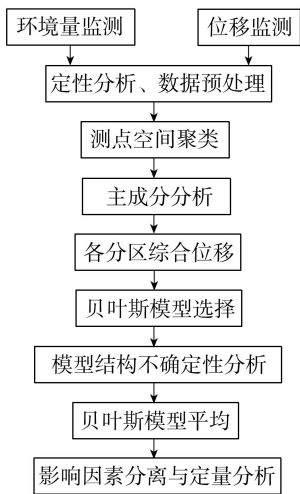


图1 模型构建流程

b. 测点空间聚类。首先进行变形相似性特征分析,计算其测点间的绝对距离、增量距离和增速距离;然后根据3个距离指标利用变异系数法计算权重,计算综合相似度指标;最后根据综合相似度指标利用WARD层次聚类方法进行时空测点聚类,根据生成的变形序列划分谱系聚类树状图确定分区个数。

c. 综合位移提取。对各分区变形数据进行去均值化处理,通过主成分分析,提取能够体现多个测点整体变化规律的综合位移。

d. 贝叶斯模型选择与平均。通过马尔科夫链蒙特卡罗方法^[18]对模型空间进行抽样建模,计算各系数的后验概率以及模型的后验概率。在获得每个模型的后验概率后,将这些概率作为权重获得各模型的加权平均值。具有较高后验概率的模型获得较高的权重,而具有较低后验概率的模型获得较低的权重,由此可以体现解释模型结构的不确定性。根据BMA结果,对坝体分区的变形机理进行定量分析。

3 工程实例

安康水电站位于安康市城西18 km处的汉江上游,下游距丹江口水电站约260 km,上游距喜河水电站约128 km。工程以发电为主,兼有防洪、航运、养殖等综合利用效益。水库总库容32.03亿m³,属不完全年调节水库。拦河坝为混凝土重力坝,共27个坝段,坝轴线呈折线型,坝顶高程338.00 m,最大坝高128 m,坝顶长541.50 m。正常蓄水位330.00 m,设计洪水位333.10 m,校核洪水位337.05 m,死水位300.00 m,汛限水位325.00 m。安康水电站重力坝立面及垂线测点布置见图2,上游水位与气温过程线见图3。

2010—2017年安康水电站上游最高水位为

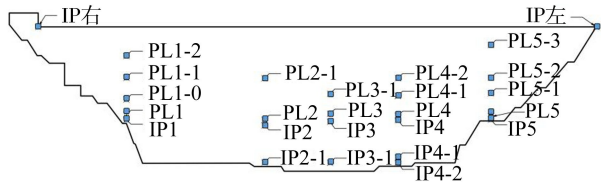


图2 安康水电站重力坝垂线测点布置

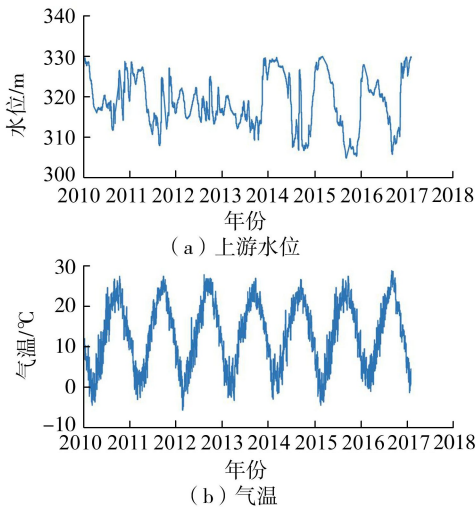


图3 安康水电站上游水位与气温过程线

330.05 m(2015年12月29日),超出正常蓄水位0.05 m,最低水位为304.95 m(2016年7月4日)。上游水位年最大值的多年平均值为329.11 m,年最小值的多年平均值为308.69 m,多年平均年变幅为20.43 m,多年平均水位为319.87 m。整体来看,2012—2014年周期性变化不明显,2014年之后呈明显周期性变化规律,期间有多次水位骤升、骤降。

安康水电站坝址区气温在-5~29℃之间呈年周期变化,最高气温一般在6—8月出现,最低气温在1、2或12月出现。气温变幅在30~40℃之间变化,年平均气温在12~17℃之间变化。

3.1 垂线监测空间聚类与综合位移提取

使用层次聚类方法将安康水电站重力坝的垂线测点划分为3类,垂线监测序列划分谱系聚类树状图见图4,垂线监测空间聚类结果见图5。

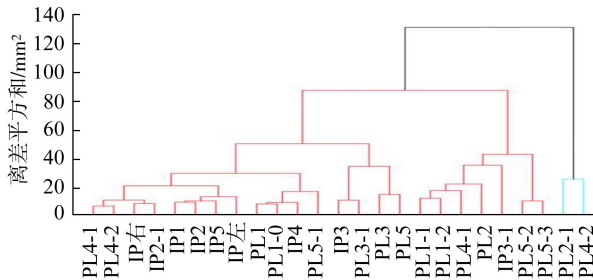


图4 垂线监测序列划分谱系聚类树状图

由图5可知,第1类测点主要分布在坝基或较低高程处,以及河谷中心;第2类测点则主要分布在

第1类测点的上方;第3类仅包括2号垂线和4号垂线最高处的测点。使用主成分分析提取上述3个分区所有测点的综合位移,见图6。

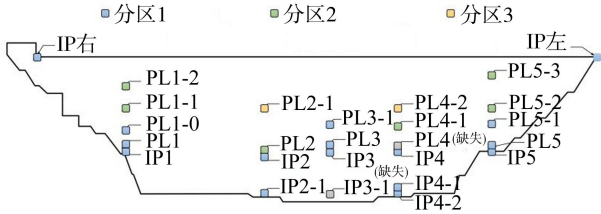


图5 垂线监测空间聚类结果

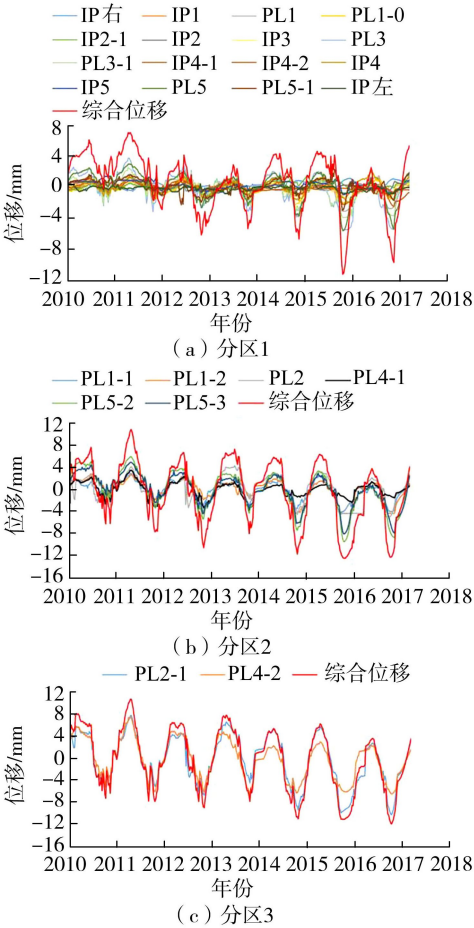


图6 各分区所有测点的综合位移

按照协方差矩阵的特征值计算,3个分区第一主成分均能表示分区内所有测点94%以上的信息,可以用来表示各分区所有测点的统一规律。由图6可知:

a. 分区1各测点主要分布在坝基和河谷中的3号垂线,总体位移较小,去均值后位移在-5.53~3.83mm之间波动,综合位移在-11.15~7.11mm之间波动;分区2各测点位移相对更大,去均值后位移在-9.55~6.04mm之间波动,综合位移在-12.61~11.06mm之间波动;而分区3的2个测点高程较高,位移较大,去均值后位移在-10.22~7.89mm之间波动,综合位移在-11.91~10.83mm之间波动。

整体来看,所有垂线测点测值表现出减小趋势。

b. 以第1主成分表示的各分区综合位移在分区大部分测点处于增大或减小趋势时,综合位移的增大或减小趋势更明显,完全包含了所有测点各年的极大、极小值。由此可见,综合位移保留了多个测点的主要信息,并放大了分区内各测点统一的微小变化,有利于分析安康水电站重力坝分区变形性态的演变历程。

3.2 贝叶斯模型选择与平均

本文以第2类测点组成的分区2为例,首先根据大坝安全监控理论、工程经验和监测量的物理成因,利用贝叶斯模型选择进行模型集选优,然后利用贝叶斯平均模型分离水压、温度和时效分量,考虑模型的不确定性,对分区内所有测点的综合位移规律进行定量分析。

考虑到水位涨落对大坝位移的影响及其间接导致的基岩塑性变形等对大坝位移的滞后性影响,本文考虑的水压分量包含上、下游水位的一、二、三次方 H_u 、 H_u^2 、 H_u^3 和 H_d 、 H_d^2 、 H_d^3 ,以及监测日前5、10、15、30d的上游平均水位 H_{u5} 、 H_{u10} 、 H_{u15} 和 H_{u30} ;温度分量包括当日温度 T ,以及监测日前5、10、30d的平均气温 T_5 、 T_{10} 、 T_{30} ;时效分量包括 s (监测天数/100)的一、二、三次方以及对数函数,即 s 、 s^2 、 s^3 、 $\lg(s-1)$ 。

贝叶斯模型选择算法共选中了16个模型,前5个占比较大的模型的因子系数和评价指标如表1所示。通过舍去权重较小的模型,获得简约模型,仅选中了4个模型,4个模型的因子系数和评价指标如表2所示,没有选中的因子未在表中列出。

分析表1、表2可知:

a. 从水压因子来看,简约BMA模型集的水压因子仅引入了 H_u 、 H_u^2 、 H_u^3 ,而复杂BMA模型集在第2、3、4个模型中分别引入了3个不重复的下游水压因子,之后则没有引入任何下游水压因子;所有监测日前的平均上游水位在简约模型中均没有被选中,在复杂模型中占比最小的4个模型中分别被选中。因子选择结果说明安康水电站重力坝下游水压对大坝位移的影响不明显,同时,上游水位涨落对大坝位移的影响较快,没有明显的滞后效应。

b. 从温度因子来看,简约BMA模型集中的4个模型均仅引入了 T_{10} 、 T_{30} 两个温度因子,而复杂BMA模型集则仅在占比较小的第6个模型和第12个模型引入了 T 、 T_{10} ,其他模型则与简约模型一样仅引入了 T_{10} 、 T_{30} 两个温度因子。由此说明温度升降对安康水电站重力坝位移的影响有明显的滞后性,且基本需要维持15d以上的高温或低温,坝体位移才会有明显变化。

表 1 复杂 BMA 模型集中占比前 5 的模型各因子系数及模型评价指标

模型	常数项	各因子的系数									因子数	R^2	BIC 值	权重
		H_u	H_u^2	$H_u^3/10^{-3}$	$H_d/10^{-2}$	$H_d^2/10^{-4}$	$H_d^3/10^{-7}$	$T_{10}/10^{-1}$	$T_{30}/10^{-1}$	$s^2/10^{-3}$				
1	1.698	454.1	-1.426	1.494				2.668	-7.848	-7.654	6	0.897	-737.00	0.398
2	1.462	485.7	-1.526	1.598		2.008		2.419	-7.796	-7.712	7	0.897	-734.00	0.092
3	1.462	485.7	-1.526	1.598			5.491	2.420	-7.796	-7.711	7	0.897	-734.00	0.092
4	1.463	485.6	-1.526	1.598	9.791			2.419	-7.795	-7.713	7	0.897	-734.00	0.091
5	1.332	0.3302						2.659	-7.838	-7.780	4	0.891	-732.00	0.037

表 2 简约 BMA 模型集中 4 个模型各因子系数及模型评价指标

模型	常数项	各因子的系数						因子数	R^2	BIC 值	权重
		H_u	H_u^2	H_u^3	$T_{10}/10^{-1}$	$T_{30}/10^{-1}$	$s^2/10^{-3}$				
1	1. 698	454. 1	-1. 426	$1. 494\times10^{-3}$	2. 668	-7. 848	-7. 654	6	0. 897	-737. 00	0. 788
2	1. 332	0. 330 2			2. 659	-7. 838	-7. 780	4	0. 891	-732. 00	0. 074
3	1. 364		$5. 178\times10^{-4}$		2. 673	-7. 859	-7. 819	4	0. 891	-732. 00	0. 071
4	1. 395			$1. 082\times10^{-6}$	2. 686	-7. 878	-7. 858	4	0. 891	-732. 00	0. 067

c. 从时效因子来看,简约模型中的 4 个模型仅引入了 s^2 一项时效因子,而复杂模型也仅在第 9、13、14 个模型中分别引入了其他 3 个时效因子。由此可知,此分区时间效应较明确,可仅用 s^2 模拟。

d. 从模型占比来看,复杂 BMA 模型集中第 1 个模型的权重为 0.398,而第 2、3 个模型的权重仅为 0.092,前 4 个模型的累计权重已达 0.673,第 5 个及之后的模型权重均小于 0.037。简约 BMA 模型中第一个模型的权重已经达到 0.788,其余 3 个模型的权重均为 0.07 左右。以上分析说明复杂 BMA 模型集中第 5 个及之后的模型选入的个别因子对大坝位移的影响较小,一般不需要考虑。

3.3 各因子后验概率分析

复杂 BMA 模型集和简约 BMA 模型集中各因子选中后验概率、系数的后验平均值及系数的后验标准差见表 3 和表 4,没有选中的因子未在表中列出。

分析表 3、表 4 可知:

a. 复杂 BMA 模型集中 H_u 、 H_u^2 、 H_u^3 选中后验概率均在 90%以上,而上游水压前期项选中后验概率均在 3%以下,说明水库水位涨落对坝体位移的影响较快,几乎没有滞后性。下游水压因子选中后验概率均在 10%以下,说明下游库水位对坝体位移几乎没有影响。温度分量中 T_{10} 、 T_{30} 的选中后验概率均为 100%,而 T 、 T_5 选中后验概率均在 4%以下,说明温度对坝体位移的影响具有明显的滞后性。时效因子中仅有 s^2 选中后验概率为 100%,其余因子选中后验概率均在 2.5%以下。

b. 简约 BMA 模型中上游水压的一、二、三次方选中后验概率均在 85%以上,温度分量 T_{10} 、 T_{30} 和时效分量 s^2 选中后验概率为 100%,其余因子则均没有选中。与复杂 BMA 模型相比,简约 BMA 模型剔除了选中后验概率在 10%以下的部分因子。

表 3 复杂 BMA 模型集中各因子后验概率分析结果

因子	选中后验概率/%	系数的后验平均值	系数的后验标准差
常数项	100	1.60	3.77×10^{-1}
H_u	93	4.14×10^2	1.79×10^2
H_u^2	92.9	-1.30	5.62×10^{-1}
H_u^3	92.7	1.36×10^{-3}	5.89×10^{-4}
H_{u5}	2.4	1.03×10^{-3}	1.61×10^{-2}
H_{u10}	2.2	1.15×10^{-4}	6.87×10^{-3}
H_{u15}	2.3	-3.02×10^{-4}	5.88×10^{-3}
H_{u30}	2.2	2.96×10^{-5}	4.90×10^{-3}
H_d	9.1	8.88×10^{-3}	3.31×10^{-2}
H_d^2	9.2	1.85×10^{-5}	6.85×10^{-5}
H_d^3	9.2	5.07×10^{-8}	1.87×10^{-7}
T	2.3	-3.56×10^{-4}	6.98×10^{-3}
T_5	3.7	-3.08×10^{-3}	2.20×10^{-2}
T_{10}	100	2.64×10^{-1}	4.92×10^{-2}
T_{30}	100	-7.84×10^{-1}	3.73×10^{-2}
s	2.3	3.57×10^{-4}	8.34×10^{-3}
s^2	100	-7.74×10^{-3}	7.87×10^{-4}
s^3	2.4	1.37×10^{-6}	2.02×10^{-5}
$\lg(s-1)$	2.3	1.12×10^{-3}	2.30×10^{-2}

表 4 简约 BMA 模型集中各因子后验概率分析结果

因子	选中后验概率/%	系数的后验平均值	系数的后验标准差
常数项	100	1.627	3.29×10^{-1}
H_u	86.2	3.58×10^2	2.11×10^2
H_u^2	85.9	-1.124	6.61×10^{-1}
H_u^3	85.5	1.18×10^{-3}	6.92×10^{-4}
T_{10}	100	2.67×10^{-1}	3.81×10^{-2}
T_{30}	100	-7.85×10^{-1}	3.67×10^{-2}
s^2	100	-7.69×10^{-3}	5.24×10^{-4}

c. H_u 、 H_u^2 、 H_u^3 、 T_{10} 、 T_{30} 、 s^2 的后验概率分布规律较明显,概率密度的最大值也较高,且上述因子正是简约 BMA 模型选中的因子。其余因子系数为 0 的占比接近 1,说明大部分模型都没有选入。

3.4 大坝变形定量分析

根据 BMA 计算结果,绘制复杂 BMA 模型集和

简约 BMA 模型集对安康水电站重力坝分区 2 综合位移的拟合值见图 7,与之对应的分量贡献见图 8。

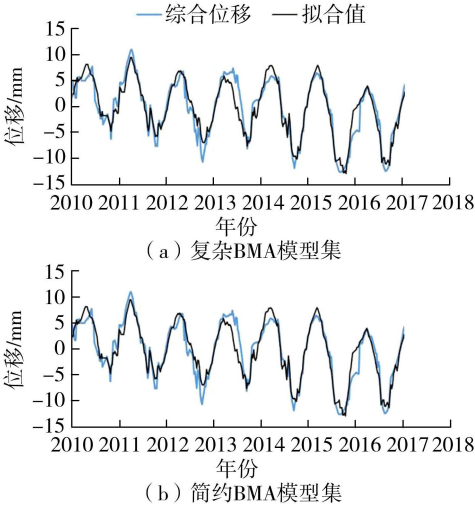


图 7 复杂和简约 BMA 模型集的位移拟合值

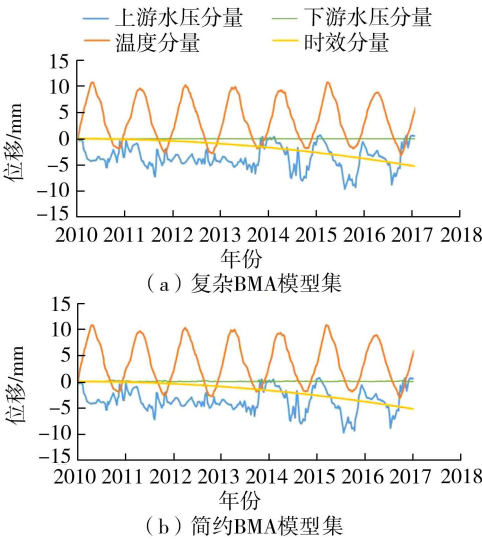


图 8 复杂和简约 BMA 模型集的平均水压、温度、时效分量

研究分区为坝体的中高部位,根据各影响分量对分区 2 多测点综合位移的贡献图和累计图可知,影响大坝变形的主要因素为上游水压分量和温度分量。其中,上游水压作用下坝体主要向下游方向移动,温度分量则主要使大坝向上游方向移动,两种因素对位移的贡献均可达 10 mm 左右。

复杂模型中有 3 个占比较低的模型考虑了下游水压分量,但由图 7 和图 8 可知,下游水压分量对分区 2 多测点综合位移的贡献几乎可以忽略不计。由前述分析可知,下游水压分量对应的因子被选中的后验概率也较小。由此综合分析可知,针对安康水电站的垂线监测资料,选用下游水压分量对模型精度的提升非常有限,在后续建模工作中可以首先剔除。

复杂 BMA 模型与简约 BMA 模型建模效果、分量分离结果均十分接近,实际使用中仅使用简约 BMA 模型集中采用的因子已能够满足要求。但由

于 BMA 建立的模型是多个线性回归模型的加权平均,无论是复杂 BMA 模型还是简约 BMA 模型,其最终获得的建模结果仍体现为一个多元线性回归模型,对于大坝的部分环境下的非线性变形难以准确描述。

4 结 语

使用层次聚类方法将重力坝的垂线测点进行分类,使用主成分分析提取的大坝各分区综合位移,能够完全包含所有测点各年的极大、极小值,保留了多个测点的主要信息,并放大了分区内各测点统一的微小变化,有利于分析重力坝分区变形性态的演变历程。针对安康水电站重力坝,复杂 BMA 模型相比于简约 BMA 模型,因子数量增加了 12 个,但建模精度和分量分离结果没有明显差别,实际应用中仅使用简约 BMA 模型集中采用的因子已能够满足要求。大坝变形定量分析表明水库水位涨落对坝体位移的影响较快,没有明显的滞后性。下游水位对坝体位移的影响非常小,建模过程中可以忽略相关因子。温度升降对安康水电站重力坝位移的影响有明显的滞后性,且基本需要维持 15 d 以上的高温或低温,坝体位移才会有明显变化。

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] 周兰庭,柳志坤,龚云柱.基于多重分形的混凝土重力坝水平位移波动分析[J].河海大学学报(自然科学版),2022,50(1):76-84. (ZHOU Lanting, LIU Zhikun, GONG Yunzhu. Analysis of horizontal displacement fluctuation of concrete gravity dam based on multifractal [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2022, 50(1):76-84. (in Chinese))

[3] 佟大威,杨传会,余佳,等.基于 XGBoost-PSO 的混凝土重力坝体型多目标优化设计[J].河海大学学报(自然科学版),2023,51(3):91-98. (TONG Dawei, YANG Chuanhui, YU Jia, et al. Multi-objective shape optimization of concrete gravity dam based on XGBoost-PSO [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2023, 51(3):91-98. (in Chinese))

[4] 赵二峰,顾冲时.碾压混凝土坝安全服役关键技术研究进展[J].水利水电科技进展,2022,42(1):11-20. (ZHAO Erfeng, GU Chongshi. Review on key technologies for safe operation of roller compacted concrete dams[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,

2022,42(1):11-20. (in Chinese))

[5] MATA J,DE CASTRO A T,DA COSTA J S. Constructing statistical models for arch dam deformation[J]. Structural Control and Health Monitoring,2014,21(3):423-437.

[6] 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.

[7] LI Fuqiang, WANG Zhenyu, LIU Guohua, et al. Hydrostatic seasonal state model for monitoring data analysis of concrete dams[J]. Structure and Infrastructure Engineering,2015,11(12):1616-1631.

[8] WANG Shaowei,XU Cong,LIU Yi,et al. Zonal intelligent inversion of viscoelastic parameters of high arch dams using an HEST statistical model [J]. Journal of Civil Structural Health Monitoring,2022,12(1):207-223.

[9] 黄耀英,何一洋,沈振中,等. 大坝监测量最佳统计模型优选方法 [J]. 水利学报,2022,53(2):154-164. (HUANG Yaoying, HE Yiyang, SHEN Zhenzhong, et al. Optimization method of optimal statistical model of dam monitoring data [J]. Journal of Hydraulic Engineering,2022,53(2):154-164. (in Chinese))

[10] PRAKASH G,BALOMENOS G P. A Bayesian approach to model selection and averaging of hydrostatic-season-temperature-time model[J]. Structures,2021,33:4359-4370.

[11] GAMSE S,ZHOU Wanhuan,TAN Fang,et al. Hydrostatic-season-time model updating using Bayesian model class selection[J]. Reliability Engineering & System Safety,2018,169:40-50.

[12] 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))

[13] 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. (in Chinese))

[14] 王少伟,包腾飞,胡坤. 基于 PCA 的高混凝土坝变形空间融合监控模型[J]. 水利水电技术,2018,49(8):123-127. (WANG Shaowei,BAO Tengfei,HU Kun. PCA-based monitoring model for spatial integration of deformation of high concrete dam[J]. Water Resources and Hydropower Engineering,2018,49(8):123-127. (in Chinese))

[15] 魏博文,柳波,徐富刚,等. 融合 PSO-SVM 的混凝土拱坝多测点变形监控混合模型[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2023,48(3):396-407. (WEI Bowen,LIU Bo, XU Fugang,et al. Multi-point hybrid model based on PSO-SVM for concrete arch dam deformation monitoring[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University,2023,48(3):396-407. (in Chinese))

[16] CLYDE M A. Bayesian model averaging and model search strategies[M]//BERNARDO J M,BERGER J O,DAWID A P,et al. Bayesian Statistic 6. Oxford:Oxford Academic,1999:157-185.

[17] WARD JR J H. Hierarchical grouping to optimize an objective function[J]. Journal of the American Statistical Association,1963,58(301):236-244.

[18] MADIGAN D, RAFTERY A E. Model selection and accounting for model uncertainty in graphical models using Occam's window[J]. Journal of the American Statistical Association,1994,89(428):1535-1546.

(收稿日期:2023-10-19 编辑:俞云利)

(上接第 15 页)

[49] YANASE Y,MIURA M,FUJII Y,et al. Evaluation of the concentrations of hydrogen and methane emitted by termite using a semiconductor gas sensor [J]. Journal of Wood Science,2013,59(3):243-248.

[50] 黄晓光. 声频探测器的原理及其在白蚁探测中的应用 [J]. 中华卫生杀虫药械,2005,11(5):355. (HUANG Xiaoguang. Theory of audio explorer and its application in termites exploration [J]. Chinese Journal of Hygienic Insecticides & Equipments,2005,11(5):355. (in Chinese))

[51] 李栋. 微波遥感探测堤坝白蚁巢获得成功[J]. 水利水电技术,1993(6):9. (LI Dong. Microwave remote sensing was successful in detecting dyke termite nests[J]. Water Resources and Hydropower Engineering,1993(6):9. (in Chinese))

[52] BROOKS S E,OI F M,KOEHLER P G. Ability of canine termite detectors to locate live termites and discriminate them from non-termite material [J]. Journal of Economic Entomology,2003,96(4):1259-1266.

[53] EVANS T A. Assessing efficacy of TermatracTM: a new microwave based technology for non-destructive detection of termites (isoptera) [J]. Sociobiology,2002,40(3):575-583.

[54] MORI E,MENCHETTI M,BALESTRIERI A. Interspecific den sharing: a study on European badger setts using camera traps[J]. Acta Ethologica,2015,18(2):121-126.

[55] NANDA M A, SEMINAR K B, NANDIKA D, et al. Development of termite detection system based on acoustic and temperature signals [J]. Measurement,2019,147:106902.

(收稿日期:2023-12-13 编辑:俞云利)