

## 多模型融合监控重力式航道防护堤变形

陈水兵, 郭辉, 黄圯平, 王明光, 吴震宇

### Multi-model fusion for monitoring deformation of gravity-type channel protection dikes

CHEN Shuibing, GUO Hui, HUANG Yiping, WANG Mingguang, WU Zhenyu

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.12170/20240701002>

#### 您可能感兴趣的其他文章

##### Articles you may be interested in

##### 基于MCMC法的混凝土坝体坝基变形模量随机反演

Stochastic inversion of deformation moduli of concrete dam body and foundation based on Markov chain Monte Carlo method

水利水运工程学报. 2020(2): 99 <https://doi.org/10.12170/20181218001>

##### 基于PCA和CS-KELM的重力坝变形预测模型

Prediction model of gravity dam deformation based on PCA and CS-KELM

水利水运工程学报. 2021(4): 10 <https://doi.org/10.12170/20200610001>

##### 基于DPSO-ANFIS的大坝变形预测模型

The dam deformation monitoring model based on DPSO-ANFIS

水利水运工程学报. 2021(6): 116 <https://doi.org/10.12170/20201213001>

##### 基于改进POT模型的混凝土坝监控指标拟定

Determination of monitoring index for concrete dam based on improved POT model

水利水运工程学报. 2021(2): 117 <https://doi.org/10.12170/20200404003>

##### 基于Copula函数的水闸变形实时风险率量化模型

Quantitative model of real-time risk rate for sluice deformation based on Copula function

水利水运工程学报. 2024(4): 101 <https://doi.org/10.12170/20230905001>

##### 基于传感光纤技术的堤坝分布式变形监测

Fibre-optical distributed monitor on the deformation of embankment

水利水运工程学报. 2021(5): 137 <https://doi.org/10.12170/20200828001>



扫码进入官网，阅读更多精彩内容

关注微信公众号，获得更多资讯信息

DOI:10.12170/20240701002

陈水兵, 郭辉, 黄圯平, 等. 多模型融合监控重力式航道防护堤变形 [J]. 水利水运工程学报, 2024(5): 150-160. (CHEN Shuibing, GUO Hui, HUANG Yiping, et al. Multi-model fusion for monitoring deformation of gravity-type channel protection dikes[J]. Hydro-Science and Engineering, 2024(5): 150-160. (in Chinese))

# 多模型融合监控重力式航道防护堤变形

陈水兵<sup>1</sup>, 郭辉<sup>1</sup>, 黄圯平<sup>1</sup>, 王明光<sup>2</sup>, 吴震宇<sup>2</sup>

(1. 四川岷江港航电开发有限责任公司, 四川 犍为 614400; 2. 四川大学 水利水电学院, 四川 成都 610065)

**摘要:** 航道防护堤变形受多种不确定性因素的影响, 单一数学模型不能充分挖掘和利用监测数据包含的有效信息, 无法准确描述和监控结构变形行为, 因此存在预测精度较低和监控误警率较高等缺陷。采用序贯蒙特卡罗(SMC)近似贝叶斯方法对8种常用的水工结构变形监控模型进行参数概率分布估计和模型后验概率计算, 以模型后验概率作为融合权重建立充分利用各单一模型优势的集成监控模型。某航电工程混凝土防护堤实例分析表明, 该方法所建立的航道防护堤变形多模型融合在线监控模型能更准确描述其变形规律和趋势, 预测精度相比各单一模型明显提升, 监控误警率显著降低。多模型融合监控技术通过概率权重合理融合多种不同形式的数学模型, 能有效弥补各单一模型的性能缺陷, 降低变形监控的不确定性, 提高安全预警准确性, 为航道防护堤变形监控提供了新思路和新方法。

**关键词:** 变形监控; 模型融合; 序贯蒙特卡罗法; 航道防护堤

中图分类号: TV871.2

文献标志码: A

文章编号: 1009-640X(2024)05-0150-11

航道防护堤是航电枢纽中的重要建筑物, 防护堤失事将会导致两岸重大的生命财产损失及生态影响, 故应对其进行实时安全监控。防护堤变形具有易监测的特点, 也是防护堤运行性态最直观可靠的反映, 可作为衡量结构安全的重要指标。根据变形监测数据建立可靠的监控预警模型是实时掌握防护堤运行状态、降低防护堤运行风险的重要手段之一<sup>[1-2]</sup>。目前防护堤变形监控常采用统计模型与混合模型, 这两种模型均认为防护堤变形由水压分量、温度分量及时效分量构成, 且各分量存在多种不同形式<sup>[3]</sup>。其中, 统计模型完全基于历史监测数据, 而混合模型则在统计模型的基础上结合了有限元计算方法构建水压分量。各模型参数常采用多元线性回归、逐步回归、偏最小二乘回归<sup>[4-6]</sup>等不同数学方法进行计算, 而通过不同数学工具建立起来的变形监控模型在数据信息挖掘性能方面存在一定差异。为充分发挥各模型优势, 可通过合理加权以建立集成监控模型。目前常采用遗传算法、蛙跳算法、极限学习机<sup>[7-10]</sup>等最小化拟合误差的方法构建集成模型, 这类方法易倾向于拟合精度较高的候选模型, 从而导致集成模型中出现更加严重的过拟合现象, 预测性能降低。

贝叶斯参数估计理论与模型平均理论近年来逐渐受到重视, 该方法的主要优点是将参数视为随机变量, 可以有效利用模型及参数的先验认识。同时, 参数后验分布为模型参数空间提供了更有价值的信息, 一定程度量化了模型参数的不确定性<sup>[11-12]</sup>。目前, 贝叶斯理论已在岩土工程领域有所应用, 如 Sevieri 等<sup>[13]</sup>采用贝叶斯框架来校准大坝有限元模型的参数; Wang 等<sup>[14]</sup>基于贝叶斯参数估计理论动态预测结构应变响应; Su 等<sup>[15]</sup>将贝叶斯方法与支持向量回归相结合, 为结构加固后的大坝行为建立了识别模型。通过贝叶斯方法可获得模型参数后验分布及各候选模型后验概率, 以后验概率为权重可建立稳健性更优的集成模型, 改

收稿日期: 2024-07-01

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFC0407103)

作者简介: 陈水兵(1977—), 男, 重庆人, 高级工程师, 主要从事水工建筑物设计及建设管理工作。

E-mail: 857716448@qq.com 通信作者: 吴震宇(E-mail: wuzhenyu@scu.edu.cn)

善集成模型的过拟合问题。但值得注意的是, 传统的精确贝叶斯参数估计理论和模型平均理论需要计算模型的似然函数并计算高维积分, 通常难以求解, 故无似然的近似贝叶斯计算方法应用广泛, 如交通运输、结构损伤、生物工程<sup>[12,16-17]</sup>等, 而应用于航道防护堤安全监控模型参数估计及集成模型构建方面的研究较少。

针对传统防护堤变形监控集成模型构建方法中候选模型权重赋予不恰当、集成模型过拟合程度高的问题, 本文结合近似贝叶斯计算与序贯蒙特卡洛提出了一种新的集成模型构建方法。通过对候选模型及其参数进行随机抽样并进行筛选, 从而计算候选模型集成权重及各模型参数的概率分布, 通过该方法避免了对拟合精度高而预测性能较差的候选模型赋予较高权重, 能对各候选模型赋予合理权重以充分发挥模型优势。

## 1 基于序贯蒙特卡洛法的近似贝叶斯计算方法 (ABC-SMC)

贝叶斯理论认为参数和数据均表现为随机变量, 结合新的观测数据采用贝叶斯推断持续更新参数以获得式(1)的后验分布, 而参数的点估计值可以通过后验中位数估计、后验均值估计和最大后验估计获得。同时, 在该理论中, 模型后验概率用于衡量模型对数据的解释程度, 其计算见式(2)<sup>[12,18]</sup>。

$$p(\theta_j|Y_n) = \frac{p(Y_n|\theta_j)p(\theta_j)}{\int p(Y_n|\theta_j)p(\theta_j)d\theta_j} = \frac{L(\theta_j)p(\theta_j)}{\int L(\theta_j)p(\theta_j)d\theta_j} \tag{1}$$

$$P(M_j|Y_n) = \frac{\int p(Y_n|\theta_j)p(\theta_j)d\theta_j}{\sum_{r=1}^k \int p(Y_n|\theta_r)p(\theta_r)d\theta_r} = \frac{\int L(\theta_j)p(\theta_j)d\theta_j}{\sum_{r=1}^k \int L(\theta_r)p(\theta_r)d\theta_r} \tag{2}$$

式中:  $Y_n$  为通过试验或者监测得到的一组包含  $n$  个观测值的数据集,  $Y_n = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ ;  $\theta_j$  为模型  $M_j$  的待定参数;  $L(\theta_j)$  为该组数据集对应的似然函数, 似然函数表示观测数据  $Y_n$  在参数  $\theta_j$  下出现的概率;  $p(\theta_j)$  为模型参数的先验分布。

从式(1)和(2)可以看出, 无论是模型参数估计还是模型后验概率的计算, 都不可避免地需要推导和计算模型的似然函数。然而, 模型对应的似然函数并不容易推求与计算, 无似然的近似贝叶斯计算方法 (Approximate Bayesian Computation, ABC) 有效地避免了这一点, 该方法对各候选模型及其参数进行大量随机抽样从而获得各模型参数的近似后验分布  $p(\theta_j|Y_n)$  及各模型的后验概率  $P(M_j|Y_n)$ 。

$$\begin{cases} p(\theta_j|Y_n) \approx p_\varepsilon(\theta_j|Y_n) \\ \text{if}(\Delta(Y_n, Y_n^*) \leq \varepsilon) : \theta_j^{(t)} = \theta^*, (t = 1, 2, \dots, T) \end{cases} \tag{3}$$

$$P(M_j|Y_n) \approx \frac{\sum_{t=1}^T I(M_t = M_j)}{T} = \sum_{t=1}^T \frac{I(M_t = M_j)}{T} \tag{4}$$

式中:  $p_\varepsilon(\theta_j|Y_n)$  为容差  $\varepsilon$  下的种群中各模型参数的后验分布;  $\Delta(Y_n, Y_n^*)$  为衡量两个数据集之间差距的距离函数, 可以选择合适的距离函数以保证高效地探索模型参数空间, 可以采用模型拟合段均方根误差  $E_{RMS}$  作为该距离函数, 即  $\Delta(Y_n, Y_n^*) = E_{RMS}$ ;  $Y_n$ 、 $Y_n^*$  分别为观测数据集和拟合数据集;  $\theta_j^{(t)}$  为满足误差要求的样本, 即接受的样本;  $\theta^*$  为随机抽样的样本;  $T$  为被接受样本总数;  $I(\cdot)$  为示性函数, 返回 0 或 1。

根据候选模型及其后验概率即可建立综合性能更优的集成监控模型:

$$\hat{p}(y) = \sum_{r=1}^k \hat{p}_r(y)P(M_r|Y_n) \tag{5}$$

式中:  $\hat{p}_r(y)$  为候选模型的预测值。

序贯蒙特卡洛法 (Sequential Monte Carlo, SMC) 基于粒子滤波器思想引入带权重抽样的序贯重要性采样方法 (Sequential Importance Sampling, SIS), 采用一系列逐渐逼近参数真实后验分布的中间分布

$p_{\varepsilon_p}(\theta|Y_n)$ 与重要性权重 $w(\theta)$ 来近似难以直接计算的真实后验分布 $p(\theta|Y_n)$ ,计算<sup>[19-20]</sup>如下:

$$p_{\varepsilon_p}(\theta|Y_n) \approx \hat{p}_{\varepsilon_p}(\theta|Y_n) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \delta_{\theta_t}(\theta) \quad (6)$$

$$w(\theta) = \frac{p(\theta|Y_n)}{p_{\varepsilon_p}(\theta|Y_n)} \quad (7)$$

$$p(\theta|Y_n) \approx \hat{p}(\theta|Y_n) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T w(\theta_t) \delta_{\theta_t}(\theta) \quad (8)$$

式中:  $p_{\varepsilon_p}(\theta|Y_n)$ 为容差 $\varepsilon_p$ 下的种群中各模型参数后验分布;  $\delta_{\theta_t}(\theta)$ 为狄拉克函数,该函数满足 $\int_{\theta} p(\theta|Y_n) \delta_{\theta_t}(\theta) d\theta = p(\theta_t|Y_n)$ ;  $w(\theta)$ 为重要性权重,用于修正中间分布,表示中间分布与目标分布的差异。

ABC-SMC 基于 SIS 方法的思想,通过近似贝叶斯计算产生一系列的中间分布:

$$p_{\varepsilon_p}(\theta|Y_n) = \frac{p(\theta)}{T'} \sum_{t'=1}^{T'} I(\Delta(Y_n, Y_{n(r')}) \leq \varepsilon_p) \quad (9)$$

式中:  $p(\theta)$ 为参数的先验分布;  $Y_n$ 、 $Y_{n(r')}$ 分别为观测数据集与第 $t'$ 个粒子产生的数据集;  $\varepsilon_p$ 为对应种群的容差阈值;  $T'$ 为采样次数。新的中间分布由式(10)的均匀扰动核 $k(\cdot)$ 产生,该扰动核以0为中心,区间长度为上一代粒子参数的变幅,作用是对上一代种群中的某个粒子进行扰动以产生新的粒子<sup>[21]</sup>。此处第一个中间分布从先验分布产生,而其余中间分布则由前一个中间分布扰动产生。此时第 $p$ 代种群各粒子的抽样重要性权重如式(11)所示。

$$\begin{cases} k_p(\theta_p^{(i)}|\theta_{p-1}^{(j)}) \sim \text{uniform}\left(-\frac{1}{2}L_{p-1}, \frac{1}{2}L_{p-1}\right) \\ L_{p-1} = \max_{1 \leq i \leq T} \{\theta_{p-1}^{(i)}\} - \min_{1 \leq i \leq T} \{\theta_{p-1}^{(i)}\} \end{cases} \quad (10)$$

$$w_p^{(i)} = \frac{p(\theta_p^{(i)})}{\sum_{j=1}^T w_{p-1}^j k(\theta_p^{(i)}|\theta_{p-1}^{(j)})} \quad (11)$$

式中:  $\text{uniform}(a, b)$ 表示下限为 $a$ 、上限为 $b$ 的均匀分布;  $L_p$ 为第 $p$ 代种群中参数的变幅;  $w_p^{(i)}$ 为种群 $p$ 中第 $i$ 个粒子的权重。

另外, ABC-SMC 需设置一组逐渐递减的容差阈值 $\varepsilon = \{\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_p\}$ 以逐渐逼近参数真实后验分布,该容差阈值的设置是平衡计算效率与计算精度的关键。由于事先对模型参数空间特征的认识并不充分,人为设定容差阈值可能会导致算法难以收敛,故本文采用前一代种群粒子误差的均值作为自适应容差阈值以保证算法收敛性。采用 ABC-SMC 方法估计港航防护堤变形监控模型参数并建立集成模型的流程如图1所示。

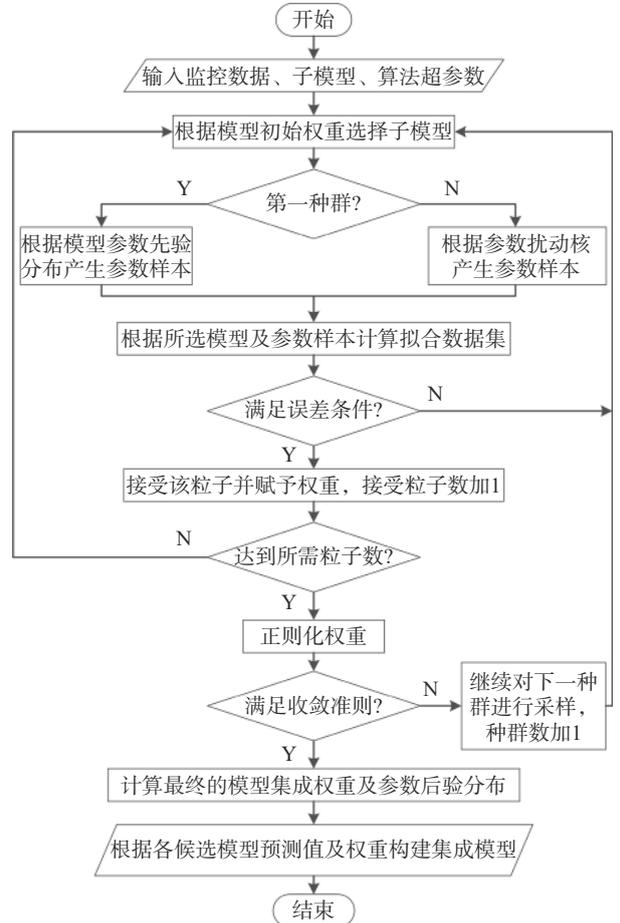


图1 防护堤监控模型参数估计及集成模型构建

Fig. 1 Parameter estimation and ensemble model construction for protection dike monitoring

## 2 案例研究

### 2.1 防护堤变形监控候选模型构建

以某高约 14 m 重力式混凝土防护堤的 9#监测断面顶部监测点为研究对象, 收集其 2018 年 5 月 1 日至 2020 年 8 月 1 日的堤顶观测位移, 通过本文所提出的方法构建防护堤变形监控集成模型, 并与通过传统遗传算法、蛙跳算法、极限学习机的计算结果进行对比。该测点对应的水平位移过程线如图 2 所示, 防护堤临河水位及环境气温过程线如图 3 所示。可见, 由于环境温度和水库水位的波动, 该测点的位移在年周期内呈周期性变化, 日波动较小, 实测位移的最大值和最小值分别为 6.81 和 0.18 mm。

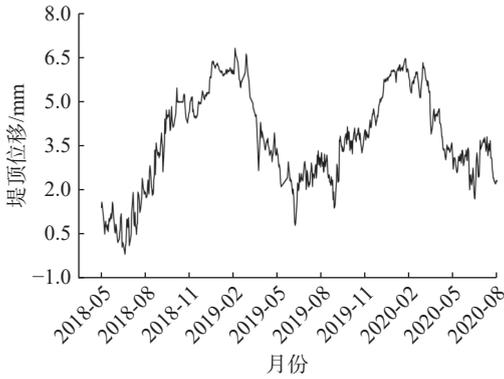


图 2 堤顶水平位移过程线

Fig. 2 Process line of horizontal displacement at the dike top

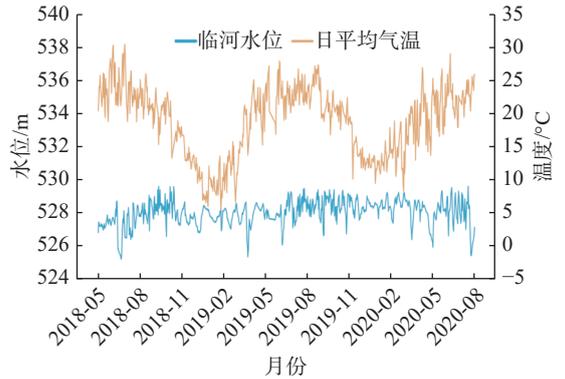


图 3 临河水位及环境气温过程线

Fig. 3 Process line of river water level and ambient temperature

使用 2018 年 5 月 1 日至 2020 年 5 月 1 日的堤顶观测位移作为模型拟合段建立防护堤变形监控候选模型, 各候选模型水压、温度、时效分量的形式见表 1。

表 1 防护堤变形监控候选模型各分量具体形式

Tab. 1 Specific forms of candidate components in the protection dike deformation monitoring model

模型分量	具体形式
候选模型形式	$\delta = \delta_H + \delta_T + \delta_\theta + C$
水压分量	$\delta_H = \sum_{i=1}^3 a_i h^i, h = \frac{H - H_{\min}}{H_{\max} - H_{\min}}$ $\delta_H = \sum_{i=1}^3 a_i h'^i, h' = H - H_0$
温度分量	$\delta_T = \sum_{i=1}^m b_i P_i$ $\delta_T = b_1 \cos s + b_2 \sin s + b_3 \sin^2 s + b_4 \sin s \cos s, s = \frac{2\pi(t - t_0)}{365.25}$
时效分量	$\delta_\theta = c_1 s' + c_2 \exp(-s'), s' = (t - t'_0)/100$ $\delta_\theta = c_1 s' + c_2 \ln s', s' = (t - t'_0)/100$

注: 表中 $\delta_H$ 为水压分量;  $\delta_T$ 为温度分量;  $\delta_\theta$ 为时效分量;  $C$ 为常数;  $a_i$ 为水压分量系数;  $H$ 、 $H_{\min}$ 、 $H_{\max}$ 分别为河道实测水位、最低水位和历史最高水位;  $H_0$ 为防护堤建基面高程;  $m$ 为提取的主成分个数;  $b_i$ 为温度分量系数;  $P_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 为利用主成分分析提取的主成分;  $s$ 为温度因子;  $t$ 为测值对应的日期;  $t_0$ 为起测日期当年的1月1日;  $c_1$ 为时效分量系数;  $s'$ 为时效因子;  $t'_0$ 为起测日期。

其中, 防护堤混合模型的水压分量通过有限元方法建立, 根据防护堤基础岩体类型、堤身混凝土及工程地质条件, 选取线弹性本构模型建立防护堤 9#监测断面的二维有限元模型, 模型各分区弹性模量、密度及

泊松比见表 2。有限元模型  $X$  轴为横河向,  $Y$  轴为竖直向,  $Z$  轴为堤坝轴线方向(顺河向), 为降低边界效应的影响, 竖直方向自建基面向下延伸约 1 倍堤高, 上下游方向自堤坝迎水面向堤内堤外各延伸约 2 倍堤高, 模型采用 CPE4R 平面应变单元进行计算, 模型共 4 785 个单元及 5 414 个节点, 防护堤二维有限元模型如图 4 所示。根据有限元数值模拟防护堤在不同河道水位条件下的计算结果即可建立混合模型的水压分量, 结果见式(12)。考虑到坝体材料设计值与工程实际参数值会有差异, 故使用该水压分量与其他分量构建监控模型时还需再乘以调整系数  $\alpha$  加以修正<sup>[22]</sup>。

$$\delta_H = 4.02 \times 10^{-4} h' - 8.74 \times 10^{-6} h'^2 + 4.95 \times 10^{-8} h'^3 \quad (12)$$

而温度分量通过提取堤身的 4 支数据完整温度计的主成分进行构建, 经主成分分析,  $P_1$  和  $P_2$  两个主成分的累计贡献率达到 99.42%, 故可采用  $P_1$  和  $P_2$  构建混凝土防护堤变形监控模型的温度分量。

### 2.2 参数估计结果

通过组合监控模型各分量的不同形式可建立 8 个不同的重力式混凝土防护堤变形监控候选模型, 各候选模型形式见表 3, 后文  $M^{*(1)}$ 、 $M^{*(2)}$  分别表示采用序贯蒙特卡洛近似贝叶斯计算(ABC-SMC)、多元线性回归(MLR)计算的结果。

表 2 重力式防护堤 9#断面堤身及基础设计参数

Tab. 2 Design parameters for the body and foundation of the gravity-type protection dike at section #9

材料分区	密度/(kg/m <sup>3</sup> )	弹性模量/GPa	泊松比
C15混凝土	2 350.00	29.20	0.20
砂卵石石覆盖层	2 000.00	0.05	0.25
岩体-V	2 100.00	2.00	0.35

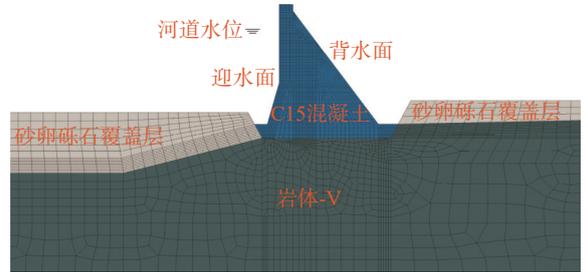


图 4 某重力式防护堤 9#监测断面二维有限元模型

Fig. 4 Two-dimensional finite element model of the gravity-type protection dike at monitoring section #9

表 3 变形监控模型形式

Tab. 3 Forms of deformation monitoring models

模型	模型符号	未知参数数量	模型类型	温度分量	时效分量
M1	HT <sub>pca</sub> T <sub>ln(t)</sub>	8	统计模型	主成分	对数形式
M2	HT <sub>pca</sub> T <sub>exp(-t)</sub>	8			指数形式
M3	HST <sub>ln(t)</sub>	10		三角函数	对数形式
M4	HST <sub>exp(-t)</sub>	10			指数形式
M5	HM-T <sub>pca</sub> T <sub>ln(t)</sub>	6	混合模型	主成分	对数形式
M6	HM-T <sub>pca</sub> T <sub>exp(-t)</sub>	6			指数形式
M7	HM-ST <sub>ln(t)</sub>	8		三角函数	对数形式
M8	HM-ST <sub>exp(-t)</sub>	8			指数形式
M9	Ensemble Model		集成模型		

算法初始参数选取是提高算法计算效率和准确性的关键, 各种群粒子数的选取应适中以平衡计算量与随机抽样带来的不确定性, 本文取种群粒子数  $T = 1\ 000$ 。第一代种群容差阈值应选择较大值以保证包含所有候选模型, 本文取  $\varepsilon_1 = 50$ 。当对模型空间及模型参数空间没有先验认识时可认为每个候选模型被抽中的概率相同, 即模型先验与参数先验  $p(\theta)$  均为均匀分布, 故各候选模型初始权重均为 1/8。

经迭代计算, 第 15 个种群达到所设定的收敛条件, 典型种群候选模型集成权重及其从初代种群到最终种群各候选模型集成权重的变化过程如图 5 所示。可见, 初代种群中各候选模型权重相当, 在不断降低容差阈值的过程中, 混合模型(M5~M8)的权重整体上大于传统统计模型(M1~M4)的权重, 后续种群中最优模型均为混合模型, 即  $M6^{(1)}$  或  $M8^{(1)}$ , 这说明混合模型能适应更严格的容差阈值, 相对于传统统计模型表现出明显优势, 最终种群中最优模型即为混合模型  $M6^{(1)}$ , 该混合模型温度分量由主成分构建, 时效分量为指数形式, 其后验概率为 0.47, 各参数后验分布见图 6。通过最终种群各参数的概率分布即可获得候选模型各参数

的估计值, 各模型参数估计值见表 4。由图 6 知, 在种群 15 的误差条件下, 各参数的分布已趋于收敛, 这表明 ABC-SMC 在探索防护堤变形监控模型参数空间上具有良好的性能。

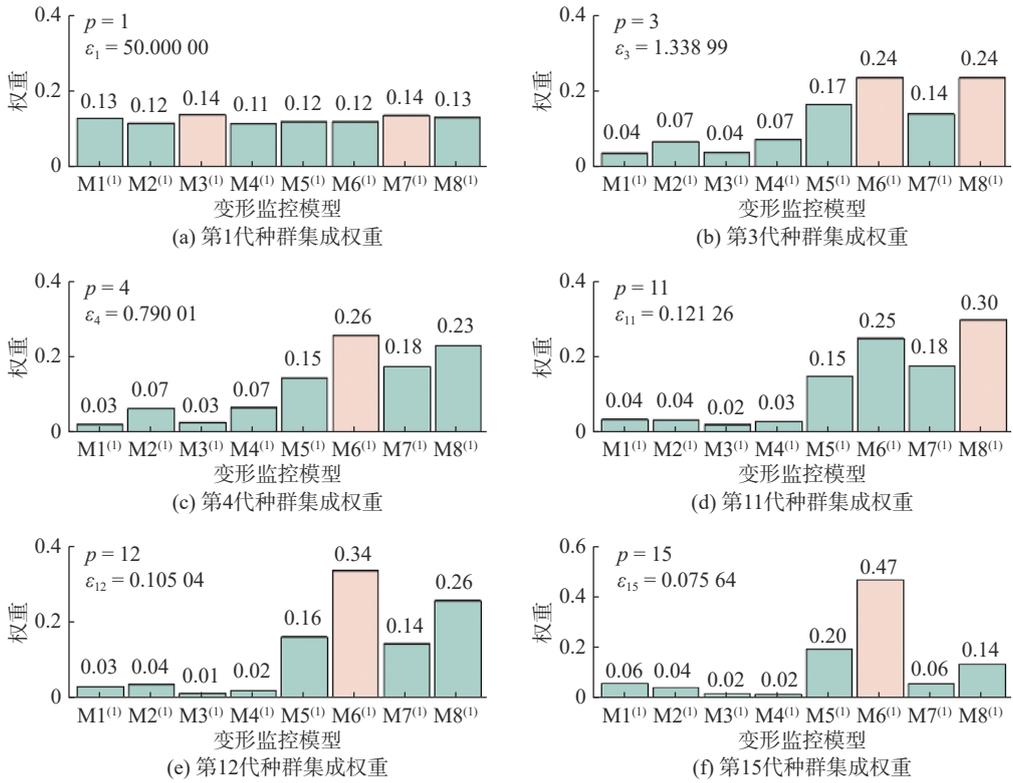


图 5 防护堤 9#断面堤顶变形监控模型各代表种群集成权重

Fig. 5 Ensemble weights of representative model populations for deformation monitoring at section #9 of the dike top

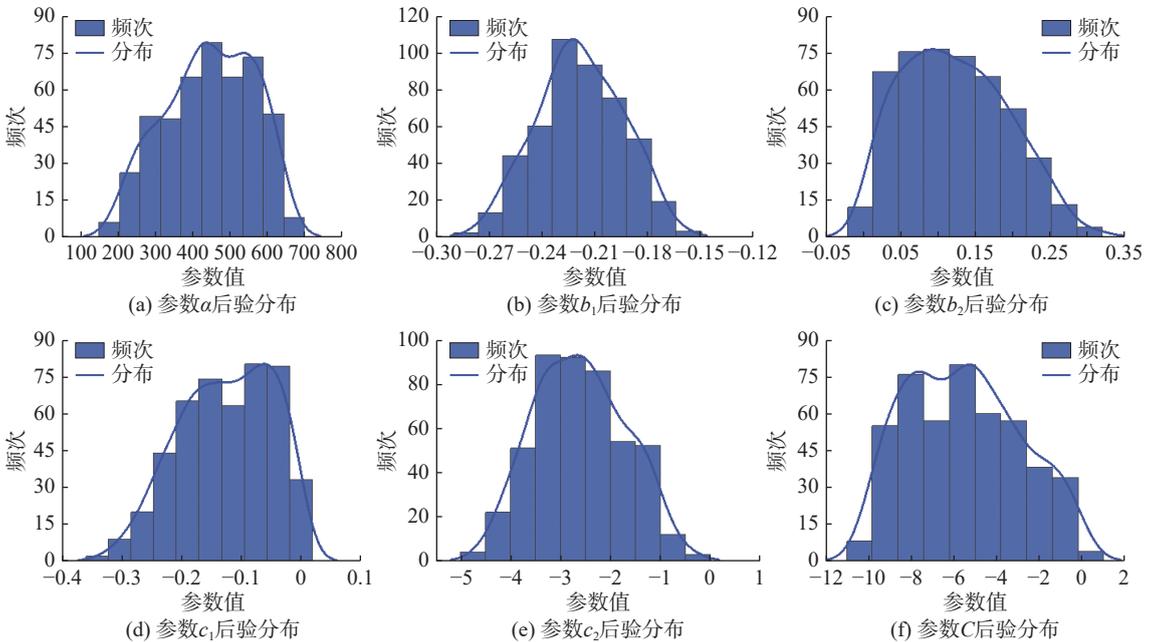


图 6 最终种群中模型 M6<sup>(1)</sup> 各参数的概率分布

Fig. 6 Probability distribution of parameters for model M6<sup>(1)</sup> in the final population

表 4 防护堤 9#断面变形监控模型参数估计结果

Tab. 4 Parameter estimation results for the deformation monitoring model at section #9 of the protection dike

分量	参数	统计模型				混合模型			
		M1 <sup>(1)</sup>	M2 <sup>(1)</sup>	M3 <sup>(1)</sup>	M4 <sup>(1)</sup>	M5 <sup>(1)</sup>	M6 <sup>(1)</sup>	M7 <sup>(1)</sup>	M8 <sup>(1)</sup>
水压分量	$\alpha$					401.47	446.11	401.44	517.96
	$a_1(h, h')$	51.02	38.82	57.91	37.46		$4.02 \times 10^{-4}$		
	$a_2(h^2, h'^2)$	-64.62	-53.23	-71.94	-42.29		$-8.74 \times 10^{-6}$		
	$a_3(h^3, h'^3)$	23.92	27.31	31.22	17.45		$4.95 \times 10^{-8}$		
温度分量	$b_1(P_1)$	-0.24	-0.22			-0.23	-0.22		
	$b_2(P_2)$	0.11	0.09			0.13	0.10		
	$b_1(\cos s)$			2.12	1.96			2.00	2.01
	$b_2(\sin s)$			0.26	0.35			0.26	0.27
	$b_3(\sin^2 s)$			0.19	0.28			0.18	0.15
	$b_4(\sin s \cos s)$			0.67	0.63			0.65	0.64
	$c_1(s')$	-0.12	-0.12	-0.22	-0.17	-0.17	-0.06	-0.21	-0.19
	$c_2(\ln s')$	0.49		0.54		0.59		0.65	
时效分量	$c_2(\exp(-s'))$		-2.59		-2.66		-2.72		-2.79
	常数项	$C$	-7.51	-5.20	-11.85	-6.97	-5.24	-5.43	-4.51

### 2.3 集成模型构建

采用某防护堤工程 2020 年 5 月 2 日—2020 年 8 月 1 日堤顶位移监测数据作为模型预测段以检验所建模型的预测性能,并将集成模型 M9<sup>(1)</sup>与通过遗传算法(Genetic Algorithm, GA)、混合蛙跳算法(Shuffled Frog Leaping Algorithm, SFLA)、极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)建立的集成模型 M9<sup>(2)-GA</sup>、M9<sup>(2)-SFLA</sup>、M9<sup>(2)-ELM</sup>进行对比,其中,ELM 将各候选模型预测值作为输入,实际监测值作为输出进行训练,从而构建集成模型,而 GA 和 SFLA 均是直接赋予候选模型集成权重以构建集成模型。采用均方根误差  $E_{RMS}$ 、平均绝对误差  $E_{MA}$ 、平均绝对百分比误差  $E_{MAP}$ 、相关系数  $R^2$ 、过拟合系数  $C_{OF}$ 、虚警率  $R_{FA}$  等指标评价模型计算结果<sup>[23]</sup>。

通过各方法计算的候选模型集成权重如图 7 所示,各集成模型及候选模型性能指标见表 5,集成模型的监控预警区间见图 8。模型监控预警区间根据模型拟合段残差采用置信区间法构建,由于建模时段防护堤处于正常运行状态,若模型产生预警信息则认为该预警为错误预警,以此作为评价模型预警准确性的量化指标之一。可见,GA 和 SFLA 计算权重相似,均对拟合精度最高的候选模型 M2<sup>(2)</sup>赋予了最高权重约 62.0%,导致集成模型 M9<sup>(2)-GA</sup>和 M9<sup>(2)-SFLA</sup>出现了过拟合现象,过拟合系数分别为 2.31、2.29,通过 ELM 构建的集成模型拟合精度很高,但出现了更加严重的过拟合现象,过拟合系数为 4.40,虚警率为 50.57%。而通过 ABC-SMC 构建的集成模型 M9<sup>(1)</sup>在不确定性降低的同时并未出现过拟合现象,其预测段  $E_{RMS}$ 、 $E_{MA}$ 、 $E_{MAP}$ 、 $R^2$ 、 $C_{OF}$ 、 $R_{FA}$  分别为 0.33、0.24、8.58%、0.96、0.60、0,优于所有集成模型及各候选模型。可见,基于 ABC-SMC 计算的防护堤变形监控集成模型更能利用各候选模型优势,对各候选模型赋予合理权重,所建立的集成模型能真实反映防护堤的运行状态,预测性能较好,具备很好的应用前景。

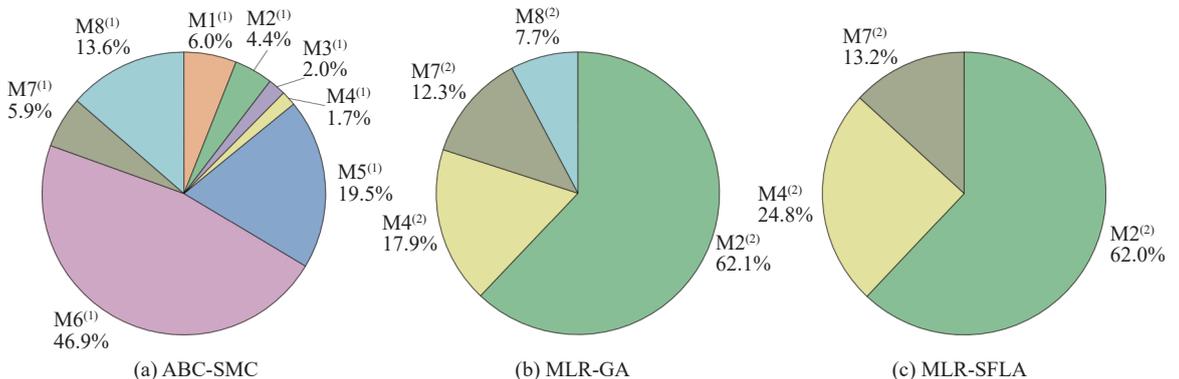


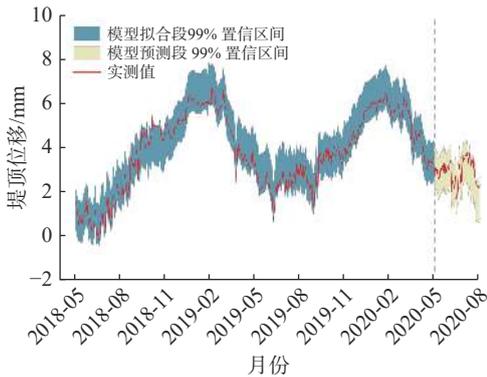
图 7 通过 ABC-SMC、MLR-GA、MLR-SFLA 计算的候选模型集成权重

Fig. 7 Ensemble weights of candidate models calculated by ABC-SMC, MLR-GA, and MLR-SFLA

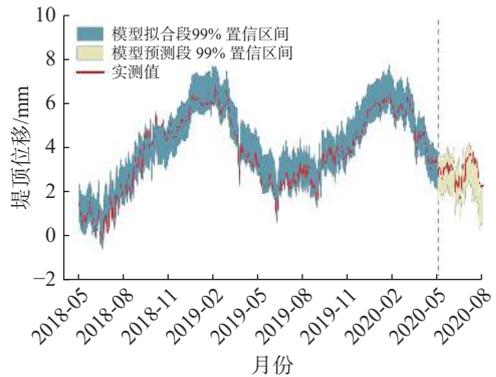
表 5 防护堤 9#断面变形监控模型性能指标

Tab. 5 Performance indicators of the deformation monitoring model at section #9 of the protection dike

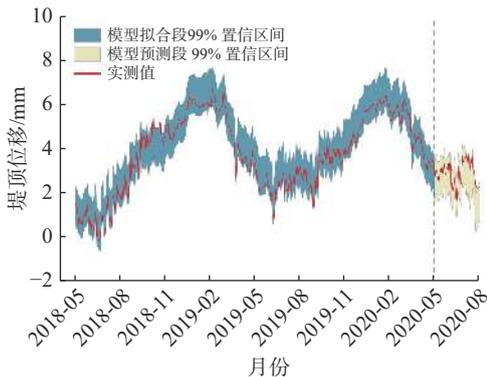
模型		拟合段			预测段			$R^2$	COF	$R_{FA}/\%$
代号	类型	$E_{RMS}$	$E_{MA}$	$E_{MAP}/\%$	$E_{RMS}$	$E_{MA}$	$E_{MAP}/\%$			
M1 <sup>(1)</sup>	统计模型	1.09	0.90	67.44	0.83	0.70	26.71	0.79	0.64	1.15
M2 <sup>(1)</sup>		1.05	0.99	46.33	0.71	0.65	23.14	0.95	0.61	10.34
M3 <sup>(1)</sup>		0.52	0.42	23.89	1.20	1.09	37.14	0.87	2.16	48.28
M4 <sup>(1)</sup>		0.44	0.35	17.26	1.37	1.25	43.26	0.89	3.07	50.57
M5 <sup>(1)</sup>	混合模型	0.40	0.33	21.47	0.46	0.37	13.07	0.94	0.95	0
M6 <sup>(1)</sup>		0.50	0.42	18.07	0.35	0.32	12.07	0.95	0.71	0
M7 <sup>(1)</sup>		0.82	0.72	40.80	0.59	0.47	15.65	0.89	0.59	28.74
M8 <sup>(1)</sup>		0.45	0.33	14.21	1.25	1.15	39.82	0.89	3.03	41.38
M9 <sup>(1)</sup>	集成模型	0.45	0.38	20.18	0.33	0.24	8.58	0.96	0.60	0
M1 <sup>(2)</sup>	统计模型	0.38	0.30	13.93	0.48	0.32	11.98	0.94	1.07	3.45
M2 <sup>(2)</sup>		0.36	0.28	10.95	0.47	0.33	12.12	0.95	1.21	2.30
M3 <sup>(2)</sup>		0.44	0.35	18.33	1.29	1.19	41.00	0.88	2.87	36.78
M4 <sup>(2)</sup>		0.42	0.32	15.12	1.26	1.18	40.34	0.89	3.11	37.93
M5 <sup>(2)</sup>	混合模型	0.38	0.31	16.03	0.46	0.31	11.52	0.95	0.98	0
M6 <sup>(2)</sup>		0.36	0.28	12.28	0.46	0.32	11.81	0.95	1.14	0
M7 <sup>(2)</sup>		0.44	0.34	18.96	1.29	1.20	41.20	0.88	2.85	36.78
M8 <sup>(2)</sup>		0.42	0.32	14.74	1.26	1.18	40.50	0.89	3.15	40.23
M9 <sup>(2)-GA</sup>	集成模型	0.31	0.24	10.83	0.71	0.63	21.85	0.95	2.31	9.20
M9 <sup>(2)-SFLA</sup>		0.31	0.24	10.91	0.71	0.62	21.71	0.95	2.29	10.34
M9 <sup>(2)-ELM</sup>		0.20	0.15	7.22	0.91	0.76	26.89	0.96	4.40	50.57



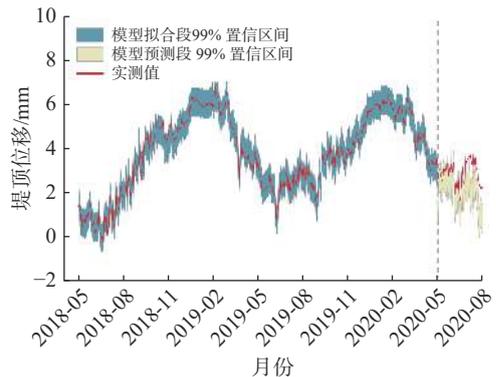
(a) M9<sup>(1)</sup>集成模型99%监控区间



(b) M9<sup>(2)-GA</sup>集成模型99%监控区间



(c) M9<sup>(2)-SFLA</sup>集成模型99%监控区间



(d) M9<sup>(2)-ELM</sup>集成模型99%监控区间

图 8 集成模型 99% 监控区间

Fig. 8 99% monitoring interval for the ensemble model

### 3 结 语

本文采用序贯蒙特卡洛近似贝叶斯方法对 8 种常用的水工结构变形监控模型进行参数概率分布估计和模型后验概率计算,以模型后验概率作为融合权重建立充分利用各单一模型优势的集成监控模型。根据某航电工程混凝土防护堤实例分析结果可得出以下结论:

(1)基于序贯蒙特卡洛法的近似贝叶斯计算方法(ABC-SMC),可避免在防护堤变形监控模型贝叶斯推导与计算复杂的似然函数与高维积分,能够高效探索模型参数空间并计算候选模型后验概率,通过该方法计算的模型参数后验分布均趋于收敛集中,同时也未出现局部极值问题。

(2)ABC-SMC 能够给出模型选择的整个过程,这为充分认识各模型性能提供了更多有价值的信息。计算结果表明,温度分量采用主成分构建、时效分量采用指数形式构建的混合模型 M6<sup>(1)</sup>能更好地适应该防护堤工程,拥有最大权重为 46.9%,该混合模型在预测段上表现出优良性能。

(3)以 ABC-SMC 计算的后验概率作为集成权重建立的集成监控模型优于各候选模型及采用遗传算法、蛙跳算法、极限学习机构建的集成模型,ABC-SMC 能赋予候选模型合理权重,不会导致更加严重的过拟合问题。

本文所构建的集成模型能有效弥补子模型的局限性,降低混凝土坝变形监控的不确定性,改善模型过拟合问题,提高安全预警准确性,具备优良的综合性能与应用价值。

### 参 考 文 献:

- [1] 何斌,何宁,张中流,等.基于传感光纤技术的堤坝分布式变形监测[J].水利水运工程学报,2021(5):137-143.(HE Bin, HE Ning, ZHANG Zhongliu, et al. Fibre-optical distributed monitor on the deformation of embankment[J]. Hydro-Science and Engineering, 2021(5): 137-143. (in Chinese))
- [2] 白太贵,陈明春,胡峰瑞.龙溪口防护堤变形在线监控模型构建与优化[J].水运工程,2023(10):176-182.(BAI Taigui, CHEN Mingchun, HU Fengrui. Construction and optimization of online monitoring model for deformation of protective embankment in Longxikou[J]. Port & Waterway Engineering, 2023(10): 176-182. (in Chinese))
- [3] 胡江,苏荟.水工结构变形预测模型构建与解释[J].水利水运工程学报,2024(2):125-134.(HU Jiang, SU Hui. Forecasting and analysis of deformation in hydraulic structures[J]. Hydro-Science and Engineering, 2024(2): 125-134. (in Chinese))
- [4] 黄红日,佟乃吉,王启龙.统计模型在大坝安全监控中的研究及应用[J].黑龙江水利科技,2022,50(9):154-158.(HUANG Hongri, TONG Naiji, WANG Qilong. Research and application of statistical model in dam safety monitoring[J]. Heilongjiang Hydraulic Science and Technology, 2022, 50(9): 154-158. (in Chinese))
- [5] 姚远,李姝昱,张博.逐步回归-PLS模型在大坝位移监控中的应用[J].水电能源科学,2011,29(4):81-82,188.(YAO Yuan, LI Shuyu, ZHANG Bo. Application of stepwise regression-PLS model to dam displacement monitoring[J]. Water Resources and Power, 2011, 29(4): 81-82, 188. (in Chinese))
- [6] 李红祥,岳东杰.偏最小二乘回归在大坝位移监控中的应用[J].水电自动化与大坝监测,2010,34(2):42-44,69.(LI Hongxiang, YUE Dongjie. Application of partial least-squares regression method to dam displacement monitoring[J]. Hydropower Automation and Dam Monitoring, 2010, 34(2): 42-44, 69. (in Chinese))
- [7] 魏博文,袁冬阳,蔡磊,等.基于BP-ARIMA的混凝土坝多尺度变形组合预报模型[J].水利水运工程学报,2018(2):52-60.(WEI Bowen, YUAN Dongyang, CAI Lei, et al. Multi-scale deformation combination forecast model for concrete dam based on BP-ARIMA[J]. Hydro-Science and Engineering, 2018(2): 52-60. (in Chinese))
- [8] 詹明强,陈波,刘庭赫,等.基于变权重组合预测模型的混凝土坝变形预测研究[J].水电能源科学,2022,40(9):115-119.(ZHAN Mingqiang, CHEN Bo, LIU Tinghe, et al. Deformation prediction of concrete dam based on variable weight combination prediction model[J]. Water Resources and Power, 2022, 40(9): 115-119. (in Chinese))

- [9] 王伟, 钟启明, 刘守华, 等. 混凝土坝变形组合预报模型的蛙跳建模方法[J]. 水利水运工程学报, 2013(2): 9-14. (WANG Wei, ZHONG Qiming, LIU Shouhua, et al. Concrete dam deformation forecasting with combined model based on modeling method in shuffled frog leaping algorithm[J]. Hydro-Science and Engineering, 2013(2): 9-14. (in Chinese))
- [10] CHENG J T, XIONG Y. Application of extreme learning machine combination model for dam displacement prediction[J]. *Procedia Computer Science*, 2017, 107: 373-378.
- [11] 方圣恩, 陈杉, 董照亮. 结构概率损伤识别的改进近似贝叶斯计算[J]. 振动工程学报, 2019, 32(2): 224-233. (FANG Sheng'en, CHEN Shan, DONG Zhaoliang. Improved approximate Bayesian computation for probabilistic damage identification of structures[J]. Journal of Vibration Engineering, 2019, 32(2): 224-233. (in Chinese))
- [12] 朱大鹏, 曹兴潇. 基于近似贝叶斯计算的包装件模型选择和参数估计[J]. 振动与冲击, 2023, 42(23): 253-259. (ZHU Dapeng, CAO Xingxiao. Packaging model selection and parametric estimation based on approximate Bayesian calculation[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(23): 253-259. (in Chinese))
- [13] SEVIERI G, ANDREINI M, DE FALCO A, et al. Concrete gravity dams model parameters updating using static measurements[J]. *Engineering Structures*, 2019, 196: 109231.
- [14] WANG Y W, NI Y Q. Bayesian dynamic forecasting of structural strain response using structural health monitoring data[J]. *Structural Control and Health Monitoring*, 2020, 27(8): e2575.
- [15] SU H Z, WEN Z P, SUN X R, et al. Time-varying identification model for dam behavior considering structural reinforcement[J]. *Structural Safety*, 2015, 57: 1-7.
- [16] 方圣恩, 陈杉. 结合近似贝叶斯计算和改进群体蒙特卡洛抽样的结构损伤识别[J]. 振动与冲击, 2020, 39(5): 143-149. (FANG Sheng'en, CHEN Shan. Structural damage identification using ABC combined with improved PMC sampling[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(5): 143-149. (in Chinese))
- [17] 曾继业, 谭正洪, 三枝信子. 近似贝叶斯法在光合模型参数估计中的应用[J]. *植物生态学报*, 2017, 41(3): 378-385. (ZENG Jiye, TAN Zhenghong, SAIGUSA Nobuko. Using approximate Bayesian computation to infer photosynthesis model parameters[J]. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 2017, 41(3): 378-385. (in Chinese))
- [18] WASSERMAN L. Bayesian model selection and model averaging[J]. *Journal of Mathematical Psychology*, 2000, 44(1): 92-107.
- [19] Sisson S A, Fan Y, Tanaka M M. Sequential Monte Carlo without likelihoods[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2007, 104(6): 1760-1765.
- [20] TONI T, WELCH D, STRELKOWA N, et al. Approximate Bayesian computation scheme for parameter inference and model selection in dynamical systems[J]. *Journal of the Royal Society, Interface*, 2009, 6(31): 187-202.
- [21] BEN ABDESSALEM A, DERVILIS N, WAGG D, et al. Model selection and parameter estimation in structural dynamics using approximate Bayesian computation[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 99: 306-325.
- [22] 唐丽云, 杨更社, 赵涛, 等. 重力坝坝体水平变形模型研究[J]. 西安科技大学学报, 2012, 32(2): 193-197. (TANG Liyun, YANG Gengshe, ZHAO Tao, et al. Horizontal deformation model of gravity dam[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2012, 32(2): 193-197. (in Chinese))
- [23] 张博, 刘健, 吴震宇, 等. 大坝变形监控模型识别的 R-OC 准则[J]. 工程科学与技术, 2023, 55(3): 175-185. (ZHANG Bo, LIU Jian, WU Zhenyu, et al. R-OC criterion for dam deformation monitoring model identification[J]. *Advanced Engineering Sciences*, 2023, 55(3): 175-185. (in Chinese))

# Multi-model fusion for monitoring deformation of gravity-type channel protection dikes

CHEN Shuibing<sup>1</sup>, GUO Hui<sup>1</sup>, HUANG Yiping<sup>1</sup>, WANG Mingguang<sup>2</sup>, WU Zhenyu<sup>2</sup>

(1. *Sichuan Minjiang Port & Shipping & Electricity Power Development Co., Ltd., Qianwei 614400, China*; 2. *College of Water Resources & Hydropower, Sichuan University, Chengdu 610065, China*)

**Abstract:** Deformation of channel protection dikes is influenced by numerous uncertainties, making it difficult for a single mathematical model to fully exploit and utilize the valuable information contained in monitoring data. This limitation results in low prediction accuracy and high false alarm rates in monitoring efforts. To address these challenges, this study applies the sequential Monte Carlo (SMC) approximate Bayesian method to estimate parameter probability distributions and calculate the posterior probabilities of eight commonly used hydraulic structure deformation monitoring models. The posterior probabilities are then employed as fusion weights to construct an ensemble monitoring model that maximizes the advantages of each individual model. A case study on a concrete protection dike in a hydropower project demonstrates that the multi-model fusion online monitoring model established by this method provides a more accurate description of deformation patterns and trends. Compared to individual models, it significantly improves prediction accuracy and reduces false alarm rates. By reasonably integrating different mathematical models through probabilistic weighting, the multi-model fusion monitoring technique effectively compensates for the shortcomings of individual models, reduces uncertainties in deformation monitoring, enhances the accuracy of safety warnings, and offers new ideas and methods for monitoring the deformation of channel protection dikes.

**Key words:** deformation monitoring; model fusion; sequential Monte Carlo method; channel protection dike