

桥梁时变可靠度指标的改进粒子滤波预测算法

樊学平^{1,2}, 屈 广¹, 刘月飞^{1,2}

(1. 兰州大学 土木工程与力学学院, 甘肃 兰州 730000; 2. 兰州大学西部灾害与环境力学教育部重点实验室, 甘肃 兰州 730000)

摘要: 基于健康监测时间序列数据, 提出了桥梁动态可靠度指标的改进粒子滤波预测方法. 首先, 利用监测极值数据建立动态模型, 将其作为粒子滤波算法的状态方程和监测方程; 然后, 采用贝叶斯动态线性模型(BDLM)为粒子滤波器提供随时间更新的动态建议分布, 以解决传统粒子滤波算法的样本退化问题, 同时增加了粒子滤波算法的鲁棒性及自适应性; 进而利用改进的粒子滤波算法(IPF), 结合极值监测数据实现结构极值的动态预测, 并结合一次二阶矩(FOSM)可靠性方法, 实现桥梁结构可靠度指标的动态预测; 最后通过在役桥梁工程实例与设计试验对所提模型和方法的合理性与有效性进行验证.

关键词: 桥梁健康监测数据; 动态模型; 建议分布函数; 改进粒子滤波算法; 一次二阶矩方法; 动态可靠度指标预测
中图分类号: TU392.5 **文献标志码:** A

Improved Particle Filter Prediction Algorithm of Time-Variant Reliability Indices for Bridges

FAN Xueping^{1,2}, QU Guang¹, LIU Yuefei^{1,2}

(1. School of Civil Engineering and Mechanics, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China; 2. Key Laboratory of Mechanics on Disaster and Environment in Western China of the Ministry of Education, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China)

Abstract: This paper proposes an improved particle filter (IPF) prediction approach of dynamic reliability indices for bridges based on monitoring time series data. First, the dynamic models, which can provide state equation and monitoring equation for the IPF, are built with the monitoring extreme data of bridges. Next, the Bayesian dynamic linear model (BDLM) is utilized to produce the real-time updated proposal distribution for IPF in order to solve the sample degradation problem and increase the robustness and adaptability of the traditional particle filter. After that, by using the IPF approach, the structural extreme information is dynamically predicted based on the monitoring extreme data,

and dynamic reliability indices of bridges are predicted by using the first order second moment (FOSM) reliability method. Finally, three existing bridges and a designed experiment are provided to illustrate the feasibility and application of the proposed model and method.

Key words: bridge health monitoring data; dynamic models; proposal distribution function; improved particle filter (IPF) prediction method; first order second moment (FOSM) method; dynamic reliability indices prediction

目前, 结构健康监测 (structural health monitoring, SHM) 领域的研究主要集中在利用传感器采集数据和监测数据的应用两个方面. 前者主要集中在数据压缩、数据恢复、数据获得技术和系统组装技术等方面^[1-5], 目前在硬件和技术上已经趋于成熟, 对于后者而言, 国内外学者的研究主要集中在结构损伤识别、结构模态参数识别以及结构模型修正等方面^[6-8]. 基于 SHM 数据的桥梁可靠性预测及评定, 国内外学者多是基于离线监测信息展开研究^[9-13], 而基于实时监测信息的结构性能动态预估相对较少, 且离线的结构性能预测及评定模型在实际工程应用中存在一定局限性, 如: 基于一次回归函数与常值函数的桥梁可靠性预测分析^[9-10], 均未考虑监测变量的随机性和非平稳性; 基于 ARMA (autoregressive moving average model) 模型的桥梁构件荷载效应预测^[11], 以及基于单一或组合贝叶斯动态模型的桥梁可靠性动态预测^[12-13], 多是基于平稳监测信息进行可靠性分析, 而考虑到桥梁动力响应的复杂性, 基于非线性及非平稳监测信息的结构性能预测方法还需进一步研究. 近年来, 粒子滤波器因在非线性问题中出众的性能而倍受关注^[14]. 在 SHM 领域中, 粒子滤波器在结构应力预测、结构可

收稿日期: 2018-04-29

基金项目: 国家自然科学基金(51608243)

第一作者: 樊学平(1983—), 男, 副教授, 硕士生导师, 工学博士, 主要研究方向为桥梁结构安全预后与损伤预后.

E-mail: fxp_2004@163.com

靠性动态预测、结构系统识别以及结构损伤识别等方面已取得一些研究成果,如:基于高斯混合粒子滤波器、改进高斯混合粒子滤波器以及折扣高斯粒子滤波器的桥梁可靠性预测^[12,15-17].但粒子滤波器假定重要性采样是指能够从一个合理的后验建议密度函数中得到一组覆盖真实状态的样本集合.因此,找到一个最优建议密度函数来指导采样过程,就能大大提高粒子的利用率,进而可以有效降低粒子退化的影响,提高系统的识别精度.桥梁长期运营中,由于其构件受到多种荷载耦合作用,SHM 系统所获取的结构动力响应数据十分复杂,并且受诸如气候条件、桥下水位等外在环境因素影响较大,因此桥梁应力(或挠度)状况时常会出现变化,这就要求所选取的粒子滤波建议分布具有长期稳定性、受外界干扰小、精度高等特点,并且具有能随桥梁状况变化而不断更新的良好自适应性.因而,如何选取具有以上特性的建议分布就成为利用粒子滤波方法预测桥梁时变可靠性的难点所在.

为合理应用监测信息对桥梁动态可靠度指标进行实时在线预测分析,基于桥梁监测极值应力(或挠度)信息,利用贝叶斯动态线性模型和粒子滤波器相融合的改进粒子滤波预测算法,结合 FOSM (first order second moment) 方法对桥梁可靠度指标进行了动态预测,并进行了实例和设计试验验证分析.改进粒子滤波方法利用贝叶斯动态线性预测模型为动态粒子提供建议分布,并充分利用动态健康监测数据对建议分布进行递推更新,有效提高了粒子的利用率,并且引入贝叶斯动态模型折扣因子^[12],使得粒子滤波在递推过程中具有较好的自适应性.

1 监测数据的动态模型

SHM 系统在长期运营过程中积累了大量监测应力(或挠度)信息,定义每小时(或每天)监测应力(或挠度)的极大值为监测极值应力(或挠度)信息.定义 $\{X_t, t=1, 2, \dots\}$ 为极值应力(或挠度)状态时间序列, X_t 表示 t 时刻的极值应力(或挠度)状态.所建动态方程基于以下两点假设:

(1) $\{X_t, t=1, 2, \dots\}$ 具有马尔科夫性.

(2) 监测信息 $\{Z_t, t=1, 2, \dots\}$ 之间相互独立,且 Z_t 仅和状态变量 X_t 相关, Z_t 与 X_t 呈线性关系.

桥梁极值应力(或挠度)的动态模型如下:

状态方程为

$$X_t = f(X_{t-1}) + w_t, w_t \sim N(0, W_t) \quad (1)$$

监测方程为

$$Z_t = X_t + v_t, v_t \sim N(0, V_t) \quad (2)$$

初始状态信息为

$$p(X_{t-1} | D_{t-1}) = N(m_{t-1}, C_{t-1}) \quad (3)$$

式(1)~(3)中: X_t 为状态变量; $f(\cdot)$ 为状态转移函数,可以通过极值应力(或挠度)监测数据利用五点三次平滑处理之后的时间序列近似回归拟合得到^[12]; w_t 为状态白噪声; W_t 为状态误差的方差; Z_t 为 t 时刻的极值应力(或挠度)监测值; v_t 为监测白噪声; V_t 为监测误差的方差; 初始状态变量的概率密度函数 (probability density function, PDF) $p(X_{t-1} | D_{t-1})$ 可根据既有极值应力(或挠度)信息平滑得到的时间序列样本统计得到; $N(\cdot)$ 为正态 PDF.

基于先验信息集 D_t 和当前监测数据 Z_{t+1} 估计状态 X_{t+1} 的后验 PDF, 即 $p(X_{t+1} | D_{t+1})$, 求解过程包含以下两个阶段:

(1) 预测. 已知 t 时刻状态的后验 PDF $p(X_t | D_t)$, 利用式(1)可得 $t+1$ 时刻状态 X_{t+1} 的先验 PDF 为

$$p(X_{t+1} | D_t) = \int p(X_{t+1} | X_t) p(X_t | D_t) dX_t \quad (4)$$

(2) 测量更新. 在 $t+1$ 时刻, 利用当前监测极值 Z_{t+1} , 由 Bayes 公式更新式(4), 可得后验 PDF 为

$$p(X_{t+1} | D_{t+1}) = \frac{p(X_{t+1} | D_t) p(Z_{t+1} | X_{t+1})}{p(Z_{t+1} | D_t)} \quad (5)$$

其中

$$p(Z_{t+1} | D_t) = \int p(Z_{t+1} | D_t) \cdot p(Z_{t+1} | X_{t+1}) dX_{t+1} \quad (6)$$

为极值的一步预测 PDF.

2 改进的粒子滤波算法

结合重要性采样与重采样方法,改进的粒子滤波器(IPF)通过蒙特卡罗方法以参数化的分布逼近式(4)和式(5)中的预测 PDF 与后验状态 PDF, 是式(4)和(5)近似求解的一种策略.

2.1 基于 BDLM (Bayesian dynamic linear model) 的近似重要性采样分布

粒子滤波的有效性依赖于重要性采样分布的合理性. 较为合理的重要性采样分布能够有效减少具有偏差的样本,提升粒子滤波性能. 因此,引入 BDLM^[12] 在重要性采样阶段近似产生重要性采样 PDF. 假设采样过程中抽取了 n 个粒子, 则更新粒子

集合的步骤如下:

(1) t 时刻每个粒子的状态后验 PDF 为

$$p(X_t^{(i)} | D_t) = N(m_t^{(i)}, C_t^{(i)}), i = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

式中:考虑到粒子的随机性, $m_t^{(i)}$ 和 $C_t^{(i)}$ 分别为 t 时刻第 i 个粒子服从高斯分布的均值和方差.

(2) $t+1$ 时刻的状态先验 PDF 为

$$p(X_{t+1}^{(i)} | D_t) = N(a_{t+1}^{(i)}, R_{t+1}^{(i)}) \quad (8)$$

式中: $a_{t+1}^{(i)} = \mathbf{G}_{t+1} m_t^{(i)} \mathbf{G}_{t+1}^T$; $R_{t+1}^{(i)} = \mathbf{G}_{t+1}^{(i)} C_t^{(i)} \mathbf{G}_{t+1}^{(i)T} + \mathbf{W}_{t+1}^{(i)}$; $\mathbf{G}_{t+1}^{(i)}$ 为已知状态转移矩阵; 状态误差方差 $\mathbf{W}_{t+1}^{(i)}$ 为 $\mathbf{W}_{t+1}^{(i)} = C_t^{(i)} (1/\delta - 1)$, δ 为折扣因子, 在非线性系统中, 取 $\delta = 0.8$ 能够大大增加算法的自适应性.

(3) $t+1$ 时刻的一步预测 PDF 为

$$p(Z_{t+1} | D_t) = N(f_{t+1}^{(i)}, \mathbf{Q}_{t+1}^{(i)}) \quad (9)$$

式中: $f_{t+1}^{(i)} = \mathbf{G}_{t+1} a_{t+1}^{(i)}$; $\mathbf{Q}_{t+1}^{(i)} = R_{t+1}^{(i)} + V$, V 为已知监测误差方差.

(4) $t+1$ 时刻的状态后验 PDF 为

$$p(X_{t+1}^{(i)} | D_{t+1}) \approx N(m_{t+1}^{(i)}, C_{t+1}^{(i)}) \quad (10)$$

式中: $m_{t+1}^{(i)} = a_{t+1}^{(i)} + \mathbf{A}_{t+1}^{(i)} e_{t+1}^{(i)}$; $C_{t+1}^{(i)} = R_{t+1}^{(i)} - \mathbf{A}_{t+1}^{(i)} \mathbf{A}_{t+1}^{(i)T} \cdot \mathbf{Q}_{t+1}^{(i)}$; $\mathbf{A}_{t+1}^{(i)} = R_{t+1}^{(i)} / \mathbf{Q}_{t+1}^{(i)}$; $e_{t+1}^{(i)} = Z_{t+1} - f_{t+1}^{(i)}$ 为一步预测误差.

式(10) 用来近似模拟重要性采样分布.

2.2 改进的粒子滤波算法

粒子滤波器能够为监测值与状态值的后验概率分布进行高精度表达^[18], 在非线性系统中具有出色的表现. 然而, 传统粒子滤波器以给定的高斯分布作为建议分布, 并没有充分利用最新监测信息对建议分布进行动态更新^[19], 因此通常需要大量粒子样本来近似接近系统的后验 PDF, 并且在状态更新时计算量较大, 具有一定盲目性. 特别是当桥梁的应力(或挠度)环境发生变化时, 由粒子滤波产生的样本就会出现较大偏差. 因而有效减少样本数量的自适应采样策略是该算法的重点所在. 因此, 将自适应性及鲁棒性良好的 BDLM 应用到粒子滤波中, 为其提供重要性采样, 不仅可以获取更为准确的建议分布, 而且能够提升粒子滤波算法的鲁棒性与自适应性, 同时大大减少了粒子滤波算法的样本需求量, 降低了算法复杂度.

改进后的算法步骤如下:

(1) 初始化, $t=0$, 从先验 PDF $p(X_0)$ 中抽取 n 个初始化状态粒子, 得到初始采样集合 $\{X_t^{(i)}\}_{i=1}^n$.

(2) 由式(7)~(10)递推得到每个粒子的建议分布, 亦即在 t 时刻用 BDLM 以及最新监测信息 Z_{t+1} 更新粒子, 则第 i 个粒子更新为

$$\hat{X}_{t+1}^{(i)} \sim q(X_{t+1}^{(i)} | D_{t+1}) \approx N(m_{t+1}^{(i)}, C_{t+1}^{(i)}) \quad (11)$$

利用式(2)、(8)和(11)可得粒子权重为

$$\omega_{t+1}^{(i)} = \frac{p(Z_{t+1} | \hat{X}_{t+1}^{(i)}) N(\hat{X}_{t+1}^{(i)} | a_{t+1}^{(i)}, R_{t+1}^{(i)})}{q(\hat{X}_{t+1}^{(i)} | D_{t+1})} \quad (12)$$

式中: $p(Z_{t+1} | \hat{X}_{t+1}^{(i)}) = N(Z_{t+1}, \hat{X}_{t+1}^{(i)}, V)$.

将权重进行归一化, 可得

$$\hat{\omega}_{t+1}^i = \frac{\omega_{t+1}^i}{\sum_{i=1}^n \omega_{t+1}^i} \quad (13)$$

(3) 利用重采样算法^[20], 根据归一化权值的大小对粒子集合进行复制和淘汰.

(4) 粒子集合均值 \bar{X}_{t+1} 为 $t+1$ 时刻后验状态值.

(5) 利用式(1)~(2)及(7)~(9)式可得 $t+2$ 时刻的一步预测 PDF $N(f_{t+2}^{(i)}, \mathbf{Q}_{t+2}^{(i)})$, 则 $t+2$ 时刻的预测值为

$$\hat{Z}_{t+2} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f_{t+2}^{(i)} \quad (14)$$

(6) 重复(2)~(5)步, 可实现监测变量的动态预测.

一步预测精度可由均方误差(E_{MSE})来衡量, 即

$$E_{\text{MSE}} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (Z_t - \hat{Z}_t)^2 \quad (15)$$

显然, 均方误差越小, 预测精度越高.

改进算法流程如图 1 所示.

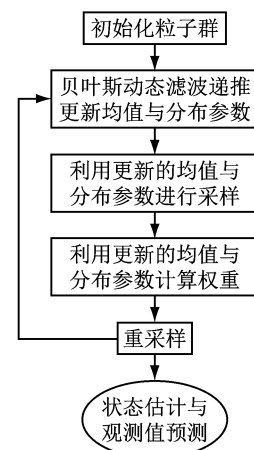


图 1 改进的粒子算法流程

Fig.1 Flowchart of IPF

3 可靠度指标预测计算

3.1 工程实例 1 预测公式

基于天津富民桥主缆的应力监测数据, 结合 FOSM 方法对主缆可靠性进行动态预测. 主缆钢丝

的抗拉强度按照 $[\sigma]=1\ 670\ \text{MPa}$ 进行计算,主缆截面失效模式对应的功能函数为

$$g(\sigma_{p,t}) = [\sigma] - \sigma_{p,t} \quad (16)$$

式中: $\sigma_{p,t}$ 为 t 时刻预测的极值应力,且随机变量之间相互独立.

主缆钢丝抗拉强度的平均值为 $\mu_\sigma=1\ 670\ \text{MPa}$, 变异系数 $\delta_\sigma=0.15$, 则利用 FOSM 方法可得主缆的动态监测可靠度指标 β_t 为

$$\beta_t = \frac{\mu_\sigma - \mu_{\sigma_t}}{\sqrt{V_\sigma}} \quad (17)$$

式中: μ_σ 和 V_σ 分别为主缆钢丝强度的均值与方差, $V_\sigma = \mu_\sigma^2 \delta_\sigma^2$; μ_{σ_t} 为 t 时刻的极值应力监测值.

考虑到预测过程的不确定性与随机性,则动态可靠度指标预测公式为

$$\beta_t = \frac{\mu_\sigma - \mu_{\sigma_{p,t}}}{\sqrt{V_\sigma + V_{\sigma_{p,t}}}} \quad (18)$$

式中: $\mu_{\sigma_{p,t}}$ 和 $V_{\sigma_{p,t}}$ 分别为 t 时刻主缆极值应力基于改进粒子滤波器的一步预测均值和方差.

本算例中的极值应力为每小时监测应力的极大值.

3.2 工程实例 2 预测公式

参考已有文献[12],可得美国 I-39 北桥第二跨横梁可靠度指标预测公式为

$$\beta_p = \frac{\mu_R - \mu_S - \mu_C - \gamma_M \mu_M}{\sqrt{\sigma_R^2 + \sigma_S^2 + \sigma_C^2 + (\gamma_M \sigma_M)^2}} \quad (19)$$

式中: μ_M 和 σ_M 分别为基于改进粒子滤波器预测得到的极值应力平均值和标准差; μ_R 和 σ_R 分别为按照规范计算的抗力的平均值和标准差; μ_S 和 σ_S 分别为由钢板恒载所引起的应力的平均值和标准差; μ_C 和 σ_C 分别为由混凝土恒载所引起的应力的平均值和标准差; $\gamma_M=1.15$ 是传感器的修正系数.

由文献[12]可知: $\mu_R=380\ \text{MPa}$, $\sigma_R=26.6\ \text{MPa}$, 结合由结构自重产生的应力分布参数, $\mu_S=116.3\ \text{MPa}$, $\sigma_S=116.3\ \text{MPa} \times 0.04=4.65\ \text{MPa}$, $\mu_C=108.8\ \text{MPa}$ 以及 $\sigma_C=108.8\ \text{MPa} \times 0.04=4.35\ \text{MPa}$, 可得第二跨横梁的可靠度指标预测公式为

$$\beta_p = \frac{155 - 1.15\mu_M}{\sqrt{27.351^2 + (1.15\sigma_M)^2}} \quad (20)$$

参考式(17),可得第二跨横梁的可靠度指标监测值 β_t 为

$$\beta_t = \frac{155 - 1.15M_t}{\sqrt{27.351^2}} \quad (21)$$

式中: M_t 为 t 时刻的极值应力监测值.

本算例中的极值应力为每天监测应力的极大值.

3.3 工程实例 3 预测公式

参考已有文献[12],可得伊通河桥上游主梁动态可靠度指标预测公式为

$$\beta_p = \frac{\mu_\omega - \mu_{f(t)}}{\sqrt{\sigma_\omega^2 + \sigma_{f(t)}^2}} = \frac{162.5 - \mu_{f(t)}}{\sqrt{18.687\ 5^2 + \sigma_{f(t)}^2}} \quad (22)$$

式中: $\mu_{f(t)}$ 和 $\sigma_{f(t)}^2$ 分别为基于改进粒子滤波器的极值挠度一步预测平均值与方差; μ_ω 和 σ_ω^2 分别为按照规范计算的挠度极限平均值和方差.

参考式(17)和(21),可得主梁动态可靠度指标监测值 β_t 为

$$\beta_t = \frac{162.5 - f(t)}{\sqrt{18.687\ 5^2}} \quad (23)$$

式中: $f(t)$ 为 t 时刻的极值挠度监测值.

本算例中的极值挠度为每小时监测挠度的极大值.

4 算例分析

4.1 工程实例 1 计算分析

天津富民桥的结构及其示意图分别如图 2 和图 3 所示.富民桥总长 340.3 m,桥宽 40 m.桥梁动力响应复杂,结构受温度荷载影响较大.基于此悬索桥主缆的监测信息,对主缆可靠性进行动态预测.

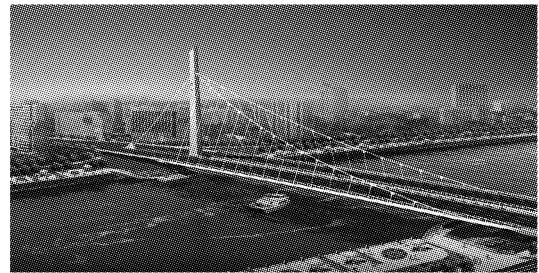


图 2 天津富民桥

Fig.2 Fumin Bridge in Tianjin

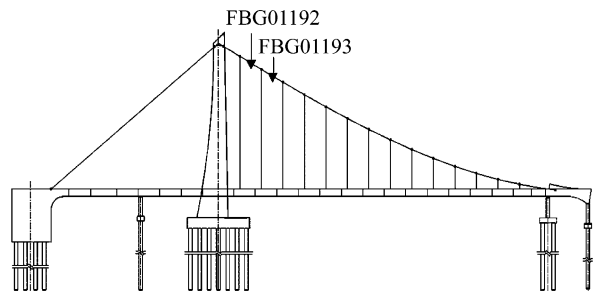


图 3 富民桥结构示意图

Fig.3 Structure of Fumin Bridge

此主缆共安装了 2 个传感器,取其中历史监测

极值应力绝对值较大的 FBG01192 传感器作为实时监控对象. 定义每小时监测应力的最大值为监测极值应力. 从 2009 年 8 月 1 日到 2009 年 9 月 3 日, 对此桥进行了 810 h 的健康监测. 其中前 300 h 的监测极值应力如图 4 所示. 对其采用五点三次平滑方法^[9]处理后的数据如图 5 所示, 处理后的数据近似作为初始状态信息, 此初始状态信息用正态 PDF 模拟.

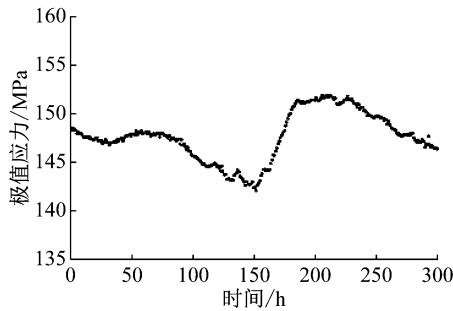


图 4 极值应力监测值(工程实例 1)
Fig.4 Monitoring extreme stress data

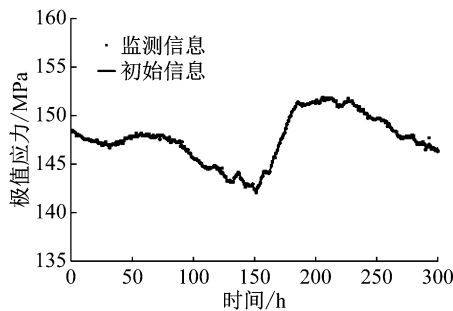


图 5 极值应力初始值与监测值(工程实例 1)
Fig.5 Initial data and monitoring data

采用前 300 h 的极值应力信息, 并结合式(1)~(3), 建立的动态模型如下:

状态方程为

$$X_t = X_{t-1} - 0.0066 + w_t, w_t \sim N(0, W_t) \quad (24)$$

监测方程为

$$Z_t = X_t + v_t, v_t \sim N(0, 0.1032) \quad (25)$$

初始状态信息为

$$X_{t-1} | D_{t-1} \sim N(147.6341, 6.2617) \quad (26)$$

利用改进的粒子滤波算法, 结合式(7)~(15)与式(24)~(26), 基于第 300 小时到第 809 小时的监测极值应力数据, 对第 301 小时到第 810 小时的极值应力进行实时动态一步预测, 结果如图 6 所示. 一步预测均方误差可由式(15)计算, 连续 50 次滤波结果的 E_{MSE} 见图 7. 可以看出, 一步预测值与实测值几乎重合, 并且均方误差较小(0.068 左右波动)且平

稳可观, 验证了模型对于监测应力预测的有效性. 将预测结果与基本粒子滤波(PF)^[21]及差分自回归移动平均模型(ARIMA)^[22]进行比较, 预测结果对比如图 8 所示. 经计算得到粒子滤波的均方误差为 0.146 8(平均 50 次滤波 E_{MSE} 的均值), ARIMA 模型的均方误差为 0.475 8. 由此可见改进粒子滤波器的预测精度十分可观, 进一步验证了所提模型的准确性.

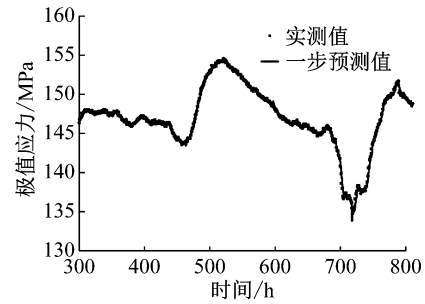


图 6 基于改进粒子滤波器的极值应力预测值与实测值(工程实例 1)

Fig.6 Monitoring and predicted extreme stresses based on IPF

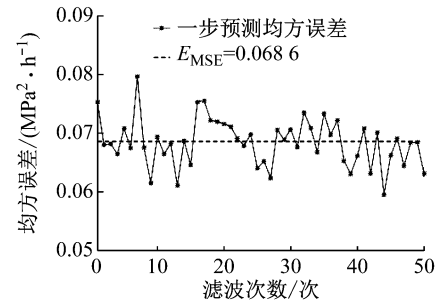


图 7 连续 50 次滤波的预测均方误差(工程实例 1)
Fig.7 MSEs of 50 consecutive predictions

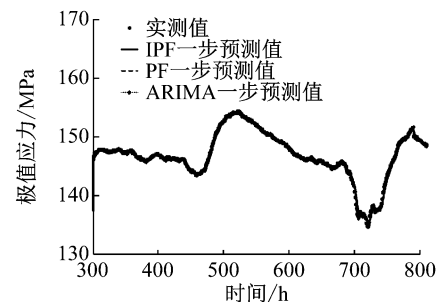


图 8 3 种算法极值应力预测结果比较(工程实例 1)
Fig.8 Comparison of three algorithms

结合式(17)和式(18)对主缆可靠性进行实时预测分析, 得到结果如图 9 所示, 可以看出可靠度指标预测值与实测值几乎重合, 很好地预测了可靠度指标的变化趋势, 而考虑了不确定性与随机性的可靠度指标预测值略低于实测值, 但由于考虑了不确定

性,预测结果更符合工程实际.

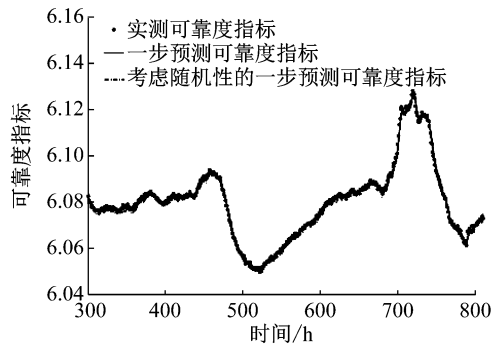


图 9 可靠度指标的实测值与一步预测值(工程实例 1)
Fig.9 Monitored and predicted reliability indices

4.2 工程实例 2 计算分析

采用美国 I-39 北桥第二跨横梁 83 d 的极值应力监测数据对所提算法进行验证. 极值应力数据如图 10 所示.

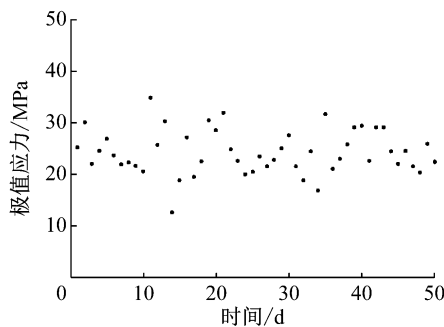


图 10 极值应力监测值(工程实例 2)
Fig.10 Monitored extreme stress data

首先基于前 50 d 的监测极值应力数据,结合式(1)~(3)建立动态模型如下:

状态方程为

$$X_t = X_{t-1} - 0.0563 + \omega_t, \omega_t \sim N(0, W_t) \quad (27)$$

监测方程为

$$Z_t = X_t + v_t, v_t \sim N(0, 8.814) \quad (28)$$

初始状态信息为

$$X_{t-1} | D_{t-1} \sim N(24.3351, 7.1387) \quad (29)$$

然后采用所提 IPF 预测算法,结合式(7)~(15)与式(27)~(29),基于第 50 天到第 82 天的监测极值应力信息,对第 51 天到第 83 天的极值应力进行动态预测,预测结果如图 11 所示. 并与 PF^[21]及 ARIMA^[22]进行比较,预测结果如图 12 所示. 利用式(15)得到 IPF、PF 以及 ARIMA(0,0,0)的 E_{MSE} 分别为 18.8977、37.6127、27.2383,由此可见 IPF 准确性较好.

结合式(20)~(21),可得可靠度指标预测值和监测值如图 13 所示. 可以看出,可靠度指标预测值

较好反映了监测可靠度指标的变化趋势,而考虑了不确定性与随机性的可靠度指标预测值略低于实测值,但由于考虑了不确定性,预测值更符合工程实际.

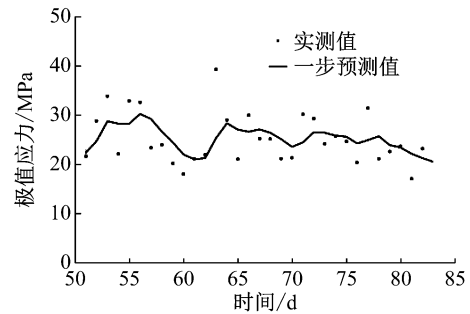


图 11 基于改进粒子滤波器的极值应力预测值与实测值(工程实例 2)
Fig.11 Monitored and predicted extreme stresses

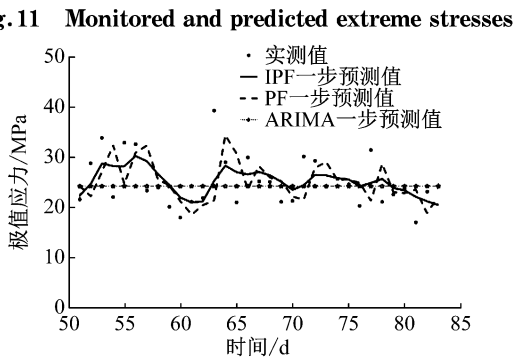


图 12 3 种算法极值应力预测结果比较(工程实例 2)
Fig.12 Comparison of three algorithms

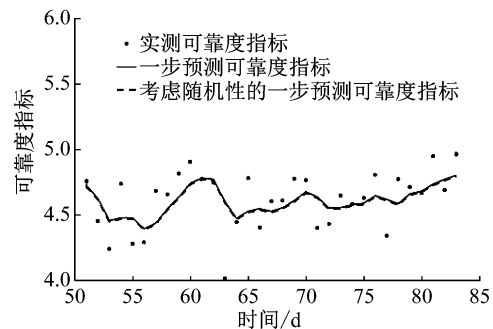


图 13 可靠度指标的实测值与一步预测值(工程实例 2)
Fig.13 Monitored and predicted reliability indices

4.3 工程实例 3 计算分析

采用吉林长春伊通河桥上游主梁 70 h 的极值挠度监测数据对所提算法进行验证. 极值挠度数据如图 14 所示.

首先基于前 50 h 的监测极值挠度数据,结合式(1)~(3)建立动态模型如下:

状态方程为

$$X_t = X_{t-1} - 0.0495 + \omega_t, \omega_t \sim N(0, W_t) \quad (30)$$

监测方程为

$$Z_t = X_t + v_t, v_t \sim N(0, 1.4213) \quad (31)$$

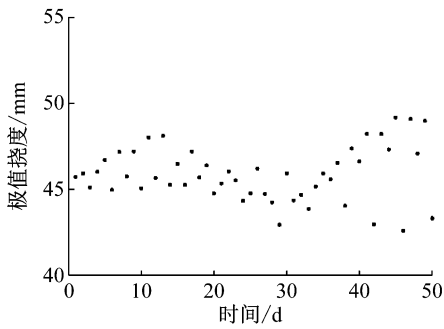


图 14 极值挠度监测值(工程实例 3)
Fig.14 Monitored extreme deflection data

初始状态信息为

$$X_{t-1} | D_{t-1} \sim N(45.869\ 2, 0.953\ 9) \quad (32)$$

然后采用所提 IPF 预测算法,结合式(7)~(15)与式(30)~(32),基于第 50 小时到第 69 小时的监测极值挠度信息,对第 51 小时到第 70 小时的极值挠度进行动态预测,预测结果如图 15 所示. 并与 PF^[21]及 ARIMA^[22]进行比较,预测结果对比如图 16 所示. 利用式(15)得到 IPF、PF 以及 ARIMA(1, 0, 2)的 E_{MSE} 分别为 0.907 6、1.628 3、1.427 7,由此可见 IPF 预测性能较好.

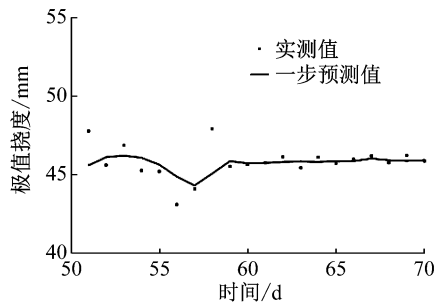


图 15 基于改进粒子滤波器的极值挠度预测值与实测值(工程实例 3)

Fig.15 Monitored and predicted extreme deflections based on IPF

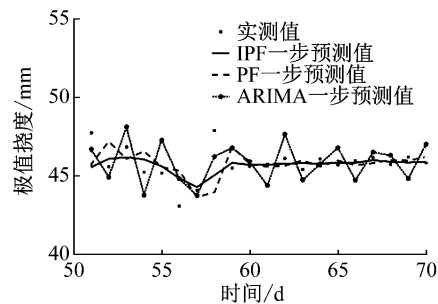


图 16 3 种算法极值挠度预测结果比较(工程实例 3)
Fig.16 Comparison of three algorithms

结合式(22)和式(23),可得可靠度指标分析结果如图 17 所示. 可以看出可靠度指标预测值很好地

反映了监测可靠度指标的变化趋势,而考虑了不确定性与随机性的可靠度指标预测值略低于实测值,但由于考虑了不确定性,预测结果更符合工程实际.

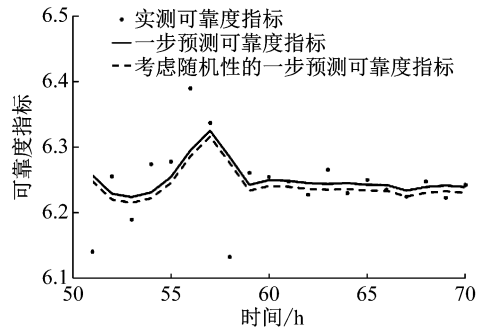


图 17 可靠度指标的实测值与一步预测值(工程实例 3)
Fig.17 Monitored and predicted reliability indices

4.4 桥梁环境突变的假设试验

由于桥梁的应力环境受外界因素影响较大,当在役桥梁气候条件、桥下水位等外在环境因素发生突变时,桥梁的应力状况也会随之出现变化. 假设 4.1 中富民桥在监测到第 600 小时桥梁环境发生突变,例如受到洪水影响,现假定其实际监测信息受到如下变化:

$$\tilde{Z}_t = Z_t + 28 - \frac{(t-700)^2}{1\ 000} + \epsilon_t, \epsilon_t \sim N(0, 1) \quad (33)$$

式中: $\tilde{Z}_t, t \geq 600$ 表示从第 600 小时之后监测到的极值应力信息;用 $28 - \frac{(t-700)^2}{1\ 000}$ 近似表示受到一个在 100 h 以内逐渐增长而在 100 h 后逐渐降低的水流冲击效应影响; ϵ_t 为其他随机扰动.

现利用改进的粒子滤波算法,结合式(7)~(15)、式(24)~(26)以及式(33),基于第 300 小时到第 809 小时的监测极值应力数据,对第 301 小时到第 810 小时的监测极值应力进行实时动态一步预测,同时与 PF 方法结果进行对比,预测结果如图 18

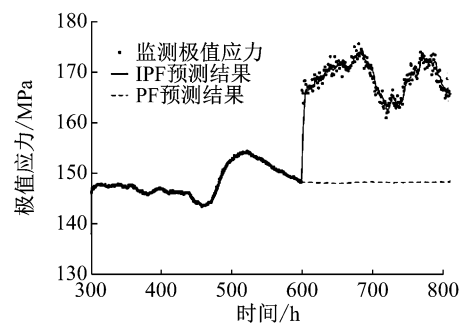


图 18 桥梁环境突变下的应力预测结果
Fig.18 Bridge stress prediction under catastrophic conditions

所示. 可以明显地看出, 由于 IPF 的建议分布在更新过程中借助了突变后的应力信息, 因此仍能产生较为合理的建议分布, 有效地对突变后的监测信息进行预测, 而 PF 算法由于粒子集合的分布不能很好地覆盖真实值, 因此当监测信息突变时出现了难以避免的滤波发散.

5 结论

提出了一种用于桥梁动态可靠度指标在线预测的改进粒子滤波算法. 基于天津富民桥主缆、美国 I-39 北桥第二跨横桥以及伊通河桥上游主梁的监测数据对所提算法进行了验证分析, 为证实算法的适用性和鲁棒性, 进行了假设试验验证, 通过假设试验可以模拟多种情况下桥梁极值应力(或挠度)的预测分析.

基于监测极值应力(或挠度)信息对极值应力(或挠度)进行了预测分析, 预测结果与实测值变化趋势基本保持一致, 预测结果的均方误差也较为理想, 且通过对比发现改进的粒子滤波器预测精度十分可观; 此外, 在桥梁极端情况下, IPF 的预测性能良好, 具有良好的预测稳定性以及对突变数据的灵敏性与自适应性. 而对桥梁结构可靠性进行预测分析时, 可靠度指标的一步预测值与实测值标化趋势十分吻合, 而考虑了随机性影响所得到的预测可靠度指标从整体上略微低于实测值, 但更符合实际情况.

参考文献:

- [1] BAO Y Q, BECK J L, LI H. Compressive sampling for accelerometer signals in structural health monitoring [J]. *Structural Health Monitoring: An International Journal*, 2011, 10(3): 235.
- [2] ZHANG Y, LI J. Wavelet-based vibration sensor data compression technique for civil infrastructure condition monitoring [J]. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2006, 20(6): 390.
- [3] TROPP J A, GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2007, 53(12): 4655.
- [4] 李惠, 周文松, 欧进萍, 等. 大型桥梁结构智能健康监测系统集成技术研究 [J]. *土木工程学报*, 2006, 39(2): 46.
LI Hui, ZHOU Wensong, OU Jinping, *et al.* A study on system integration technique of intelligent monitoring systems for soundness of long-span bridges [J]. *China Civil Engineering Journal*, 2006, 39(2): 46.
- [5] 李爱群, 缪长青, 李兆霞, 等. 润扬长江大桥结构健康监测系统研究 [J]. *东南大学学报*, 2003, 33(5): 544.
LI Aiqun, MIU Changqing, LI Zhaoxia, *et al.* Health monitoring system for the Runyang Yangtse River bridge [J]. *Journal of Southeast University*, 2003, 33(5): 544.
- [6] 宗周红, 褚福鹏, 牛杰. 基于响应面模型修正的桥梁结构损伤识别方法 [J]. *土木工程学报*, 2013, 46(2): 115.
ZONG Zhouhong, CHU Fupeng, NIU Jie. Damage identification methods of bridge structures using response surface based on finite element model updating [J]. *China Civil Engineering Journal*, 2013, 46(2): 115.
- [7] 宗周红, 周儒勉, 郑沛娟. 基于健康监测的桥梁结构损伤预后和安全预后研究进展及挑战 [J]. *中国公路学报*, 2014, 27(12): 46.
ZONG Zhouhong, ZHOU Rumian, ZHENG Peijuan. Damage and safety prognosis of bridge structures based on structural health monitoring: progress and challenges [J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2014, 27(12): 46.
- [8] 魏锦辉, 任伟新. 基于响应面方法的桥梁静动力有限元模型修正 [J]. *公路交通科技*, 2015, 32(2): 68.
WEI Jinhui, REN Weixin. Static and dynamic bridge finite element model updating based on response surface method [J]. *Journal of Highway and Transportation Research and Development*, 2015, 32(2): 68.
- [9] FRANGOPOL D M, STRAUSS A, KIM S Y. Use of monitoring extreme data for the performance prediction of structures: general approach [J]. *Engineering Structures*, 2008, 30: 3644.
- [10] STRAUSS A, FRANGOPOL D M, KIM S Y. Use of monitoring extreme data for the performance prediction of structures: Bayesian updating [J]. *Engineering Structures*, 2008, 30: 3654.
- [11] 赵卓. 基于 ARMA 模型的伊通河桥监测数据建模与可靠度分析 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2012.
ZHAO Zhuo. Health monitoring data modeling and reliability analysis for Yitong River Bridge based on ARMA model [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2012.
- [12] 樊学平. 基于验证荷载和监测数据的桥梁可靠性修正与贝叶斯预测 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014.
FAN Xueping. Bridge reliability updating and Bayesian prediction based on proof loads and monitored data [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2014.
- [13] FAN X P. Bridge extreme stress prediction based on Bayesian dynamic linear models and non-uniform sampling [J]. *Structural Health Monitoring: An International Journal*, 2017, 16(3): 253.
- [14] 李桂芳, 孙勇成, 黄圣国. 粒子滤波理论综述 [J]. *控制工程*, 2010, 17(S2): 92.
LI Guifang, SUN Yongcheng, HUANG Shengguo. A survey of particle filter theory [J]. *Control Engineering of China*, 2010, 17(S2): 92.
- [15] 樊学平, 刘月飞, 吕大刚. 应用高斯粒子滤波器的桥梁可靠性在线预测 [J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2016, 48(6): 164.
FAN Xueping, LIU Yuefei, LÜ Dagang. On-line reliability prediction of bridges based on gaussian particle filter [J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2016, 48(6): 164.