

doi: 10.11918/j.issn.0367-6234.2016.06.026

应用高斯粒子滤波器的桥梁可靠性在线预测

樊学平^{1,2}, 刘月飞^{1,2}, 吕大刚³

(1. 西部灾害与环境力学教育部重点实验室(兰州大学), 730000 兰州; 2. 兰州大学 土木工程与力学学院, 730000 兰州; 3. 结构工程灾变与控制教育部重点实验室(哈尔滨工业大学), 150090 哈尔滨)

摘要: 为采用实时监测信息对桥梁结构构件的可靠性进行动态预测分析, 应用健康监测系统的长期大量监测数据, 建立了基于监测数据的动态模型(监测方程与状态方程), 引入混合高斯粒子滤波器(MGPF), 基于粒子滤波方法、贝叶斯方法以及动态模型, 对监测信息状态变量的后验分布参数和监测值的一步向前预测分布参数进行预测分析. 混合高斯粒子滤波方法通过重抽样技术, 提高了动态模型的预测精度. 基于实时监测信息可以不断修正抽样粒子的权重, 进而解决粒子退化问题. 最后基于实时预测的分布参数, 结合一次二阶矩(FOSM)方法, 对桥梁结构构件的可靠性进行在线动态预测分析.

关键词: 监测数据; 动态模型; 混合高斯粒子滤波器; 贝叶斯方法; 可靠性预测

中图分类号: TU391; TU392.5

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2016)06-0164-06

On-line reliability prediction of bridges based on Gaussian particle filter

FAN Xueping^{1,2}, LIU Yuefei^{1,2}, LÜ Dagang³

(1. Key Laboratory of Mechanics on Disaster and Environment in Western China(Lanzhou University), Ministry of Education, 730000 Lanzhou, China; 2. School of Civil Engineering and Mechanics, Lanzhou University, 730000 Lanzhou, China; 3. Key Lab of Structures Dynamic Behavior and Control (Harbin Institute of Technology), Ministry of Education, 150090 Harbin, China)

Abstract: To dynamically predict reliability of bridge members with real-time monitored information, with the long-term mass monitored data of health monitoring system, the data-based dynamic model including monitoring equation and state equation was built, and then the mixed Gaussian particle filter(MGPF) was introduced. With particle filter method, Bayesian method and dynamic model, the posteriori distribution parameters of state variable and one-step forward prediction distribution parameters of monitored data were predicted. Through resampling technique, with MGPF, the prediction precision of dynamic model can be increased. Based on the real-time monitoring data, the weights of resampled particles can be constantly updated. Therefore, the problem of particle degradation is solved. Finally based on the real-time predicted distribution parameters, with the first order second moment (FOSM) method, the on-line and dynamic reliability of bridge members is predicted.

Keywords: monitored data; dynamic model; MGPF; bayesian method; reliability prediction

桥梁健康监测是热点研究领域, 主要经历两个阶段: 第一个阶段主要是安装传感器, 获得监测数据, 大量研究主要集中在数据传送系统、数据压缩系统、数据恢复系统、数据获得技术和系统组装技术

等^[1-6], 目前已处于成熟阶段^[7], 当前的健康监测系统不仅能够监测到结构的响应, 而且能够连续监测车辆、风、温度、地震、船撞等荷载^[8]; 第二个阶段为健康监测信息的应用, 健康监测系统提供了大量监测数据, 如何合理地处理监测数据是健康监测领域的主要困难之一, 目前大量研究主要集中在模态参数识别、损伤识别、模型修正等领域^[9-19]. 而如何利用监测信息进行结构的可靠性评定及预测已成为结构健康监测的瓶颈问题.

基于桥梁结构的离线监测信息来对可靠性进行评估分析, 在国内外已展开大量研究, 但是怎样利用

收稿日期: 2015-01-25.

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(51178150); 兰州大学中央高校基本科研业务费专项资金(lzujbky-2015-300, lzujbky-2015-301).

作者简介: 樊学平(1983—), 男, 博士, 讲师;
吕大刚(1970—), 男, 教授, 博士生导师.

通信作者: 樊学平, fanxp@lzu.edu.cn.

实时的健康监测信息对可靠性进行实时动态预测评定,国内外研究很少。

本文基于监测的应力信息建立动态模型,引入混合高斯粒子滤波器,并采用粒子滤波方法、贝叶斯方法和 FOSM 方法实现了桥梁构件可靠性的实时动态预测分析。

1 基于桥梁监测信息的动态模型

桥梁健康监测系统在长期运营中积累了大量健康监测信息,这些监测信息经过五点三次平滑之后可用来构造本文的状态方程。基于桥梁结构长期大量的健康监测数据(应力信息),可统计回归分析得到动态非线性模型。

监测方程:

$$y_{t+1} = \theta_{t+1} + \nu_{t+1}, \nu_{t+1} \sim N[0, V], \quad (1)$$

状态方程:

$$\theta_{t+1} = f(\theta_t) + \omega_t, \omega_t \sim N[0, W], \quad (2)$$

初始状态信息:

$$\theta_t | D_t \sim p(\theta_t | D_t). \quad (3)$$

式中: y_t 为 t 时刻的监测值; ν_{t+1} 为观测白噪声; V 为监测误差的方差,通过监测数据与平滑处理之后的数据信息来近似估计; θ_t 为状态变量; $f(\cdot)$ 为状态转移函数,它可通过监测数据的低频趋势项随机信息来近似得到; ω_t 为状态白噪声; W 为状态误差的方差,由平滑处理之后的数据近似估计; $p(\theta_t | D_t)$ 是初始状态变量的概率分布,它主要基于已有大量的健康监测信息,通过平滑处理得到新的低频随机样本,然后对新样本进行概率统计得到。

基于动态模型(式(1)~(3)),通过概率预测和更新递推估计出概率预测模型。

系统状态 θ_{t+1} 的先验概率分布 $p(\theta_{t+1} | D_t)$:

$$p(\theta_{t+1} | D_t) = \int p(\theta_{t+1} | \theta_t) p(\theta_t | D_t) d\theta_t, \quad (4)$$

监测值的一步向前预测分布 $p(y_{t+1} | D_t)$:

$$p(y_{t+1} | D_t) = \int p(\theta_{t+1} | D_t) p(y_{t+1} | \theta_{t+1}) d\theta_{t+1}, \quad (5)$$

系统状态 θ_{t+1} 的后验概率分布 $p(\theta_{t+1} | D_{t+1})$:

$$p(\theta_{t+1} | D_{t+1}) = \frac{p(\theta_{t+1} | D_t) p(y_{t+1} | \theta_{t+1})}{p(y_{t+1} | D_t)}. \quad (6)$$

2 混合高斯粒子滤波及预测

基于监测信息的滤波器系统状态 θ_{t+1} 的先验概率分布可对其采用高斯分布来混合近似。根据式(1)、(2),假定 $p(\theta_t | D_t)$ 可由高斯分布混合近似,即

$$p(\theta_t | D_t) \approx \sum_{i=1}^{n_1} p_{t,i} N[\theta_t, \mu_{t,i}, \sigma_{t,i}^2]. \quad (7)$$

结合状态方程,式(4)可由混合高斯分布模型来近似模拟,即

$$p(\theta_{t+1} | D_t) \approx \sum_{i=1}^{n_2} \bar{p}_{t+1,i} N[\theta_{t+1}, \bar{\mu}_{t+1,i}, \bar{\sigma}_{t+1,i}^2]. \quad (8)$$

式中: $\sum_{i=1}^{n_1} p_{t,i} = \sum_{i=1}^{n_2} \bar{p}_{t+1,i} = 1$,且 $p_{t,i}, \bar{p}_{t+1,i} \geq 0$, $N[\cdot]$ 表示正态概率分布函数。由文献[20]可知, $n_1 = n_2$, 它们都表示高斯混合模型中混合成分的数量。

2.1 基于监测信息的状态 θ_{t+1} 后验分布

得到新的监测值 y_{t+1} 之后,基于式(6)可得到状态 θ_{t+1} 的后验概率分布为

$$p(\theta_{t+1} | D_{t+1}) = C_{t+1} p(\theta_{t+1} | D_t) p(y_{t+1} | \theta_{t+1}) \approx C_{t+1} p(y_{t+1} | \theta_{t+1}) \sum_{i=1}^{n_2} \bar{p}_{t+1,i} N[\theta_{t+1}, \bar{\mu}_{t+1,i}, \bar{\sigma}_{t+1,i}^2]. \quad (9)$$

混合高斯粒子滤波器测量更新是通过高斯分布近似上述滤波概率分布,即 $\hat{p}(\theta_{t+1} | D_{t+1}) =$

$\sum_{i=1}^n p_i N[\theta_{t+1}, \mu_{t+1,i}, \sigma_{t+1,i}^2]$ 。根据监测方程可知 $p(y_{t+1} | \theta_{t+1})$ 为正态方程,一般情况下 $p(\theta_{t+1} | D_{t+1})$ 的均值和方差不能精确求解。针对高斯粒子滤波则是通过对重要性函数 $q(\theta_{t+1} | D_{t+1}) = p(\theta_{t+1} | D_t)$ 抽取样本 $\theta_{t+1}^{(i)}$ 并计算其权重 $w_{t+1}^{(i)}$,然后基于样本 $\theta_{t+1}^{(i)}$ 和权重 $w_{t+1}^{(i)}$ 的离散分布函数,采用重采样方法来降低粒子模拟退火现象,即令 $\Pr(\hat{\theta}_{t+1}^{(i)} | \theta_{t+1}^{(i)}) = w_{t+1}^{(i)}$,取得样本 $\hat{\theta}_{t+1}^{(i)}$, i 表示样本数。基于这些样本和权重获得 μ_{t+1} 和 Σ_{t+1} 的估计值分别为:

$$\mu_{t+1} = \sum_{i=1}^M \frac{1}{M} \hat{\theta}_{t+1}^{(i)}, \quad (10)$$

$$\Sigma_{t+1} = \sum_{i=1}^M \frac{1}{M} (\mu_{t+1} - \hat{\theta}_{t+1}^{(i)})^2. \quad (11)$$

式中: M 表示样本总数, μ_{t+1} 为状态 θ_{t+1} 的后验概率分布平均值, Σ_{t+1} 为状态 θ_{t+1} 的后验概率分布方差。

基于重抽样的样本 $\hat{\theta}_{t+1}^{(i)}$,可得更新后状态 θ_{t+1} 的后验概率分布近似为

$$p(\theta_{t+1} | D_{t+1}) \approx \sum_{i=1}^{n_1} p_{t+1,i} N[\theta_{t+1}, \mu_{t+1,i}, \sigma_{t+1,i}^2]. \quad (12)$$

2.2 状态 θ_{t+2} 的先验分布

混合高斯粒子滤波器可将 2.1 节的滤波分布近似为正态分布。基于 $t+1$ 时刻状态 θ_{t+1} 的滤波分布 $p(\theta_{t+1} | D_{t+1})$,结合状态方程,进一步可得到预测分

布,即状态 θ_{t+2} 的先验概率分布 $p(\theta_{t+2} | D_{t+1})$ 为

$$p(\theta_{t+2} | D_{t+1}) = \int p(\theta_{t+2} | \theta_{t+1}) p(\theta_{t+1} | D_{t+1}) d\theta_{t+1}. \quad (13)$$

式(13)可近似为

$$p(\theta_{t+2} | D_{t+1}) = \int p(\theta_{t+2} | \theta_{t+1}) \sum_{i=1}^{n_1} p_{t+1,i} N[\theta_{t+1}, \mu_{t+1,i}, \sigma_{t+1,i}^2] d\theta_{t+1}. \quad (14)$$

利用 2.1 节中得到的粒子 $\hat{\theta}_{t+1}^{(i)}$ 以及权重 $w_{t+1}^{(i)}$ 可近似得到预测分布函数为

$$p(\theta_{t+2} | D_{t+1}) \approx \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M w_{t+1}^{(i)} p(\theta_{t+2} | \hat{\theta}_{t+1}^{(i)}), \quad (15)$$

$$p(\theta_{t+2} | \hat{\theta}_{t+1}^{(i)}) = N[\theta_{t+2}, f(\hat{\theta}_{t+1}^{(i)}), W]. \quad (16)$$

依次从状态转移分布 $p(\theta_{t+2} | \hat{\theta}_{t+1}^{(i)})$, $i=1, 2, \dots, M$ 抽样得到 $t+2$ 时刻的状态粒子 $\theta_{t+2}^{(i)}$, $i=1, 2, \dots, M$, 从而可得预测概率分布的分布参数:

$$\mu_{t+2} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M w_{t+1}^{(i)} \theta_{t+2}^{(i)}, \quad (17)$$

$$\Sigma_{t+2} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M w_{t+1}^{(i)} (\mu_{t+2} - \theta_{t+2}^{(i)})^2. \quad (18)$$

式中 μ_{t+2} 为平均值, Σ_{t+2} 为方差.

2.3 监测变量 y_{t+2} 的一步向前预测分布

基于状态 θ_{t+2} 的先验概率分布 $p(\theta_{t+2} | D_{t+1})$, 参考式(5)和式(15), 利用 2.2 节得到的粒子 $\theta_{t+2}^{(i)}$ 以及权重 $w_{t+1}^{(i)}$, 可近似得到 y_{t+2} 的一步向前预测分布 $p(y_{t+2} | D_{t+1})$ 为:

$$p(y_{t+2} | D_{t+1}) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M w_{t+1}^{(i)} p(y_{t+2} | \theta_{t+2}^{(i)}), \quad (19)$$

$$p(y_{t+2} | \theta_{t+2}^{(i)}) = N[y_{t+2}, \theta_{t+2}^{(i)}, V]. \quad (20)$$

依次从转移分布 $p(y_{t+2} | \theta_{t+2}^{(i)})$, $i=1, 2, \dots, M$ 抽样得到 $t+2$ 时刻的一步向前预测粒子 $y_{t+2}^{(i)}$, $i=1, 2, \dots, M$, 从而可得一步向前预测分布的分布参数:

$$\mu_{y,t+2} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M w_{t+1}^{(i)} y_{t+2}^{(i)}, \quad (21)$$

$$\Sigma_{y,t+2} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M w_{t+1}^{(i)} (\mu_{y,t+2} - y_{t+2}^{(i)})^2. \quad (22)$$

式中 $\mu_{y,t+2}$ 为一步向前预测监测值的平均值, $\Sigma_{y,t+2}$ 为一步向前预测监测值的方差.

3 混合高斯粒子滤波器的模拟递推

基于第 2 节混合高斯粒子滤波及预测的详细内容, 可得混合高斯粒子滤波器的概率模拟递推过程: 包括滤波分布参数的概率递推过程、状态预测分布参数的概率递推过程以及一步向前预测监测值分布参数的概率递推过程.

3.1 滤波分布参数的递推过程

1) 对重要性函数 $q(\theta_{t+1} | D_{t+1}) = p(\theta_{t+1} | D_t)$ 进行抽样得到样本集 $(\theta_{t+1}^{(i)})_{i=1}^M$;

2) 计算各个粒子的权重

$$\bar{w}_{t+1}^{(i)} = \frac{p(y_{t+1} | \theta_{t+1}^{(i)}) p(\theta_{t+1}^{(i)} | D_t)}{q(\theta_{t+1}^{(i)} | D_{t+1})}, \quad (23)$$

$$p(y_{t+1} | \theta_{t+1}^{(i)}) = N[y_{t+1}, \theta_{t+1}^{(i)}, V]. \quad (24)$$

3) 权重标准化

$$w_{t+1}^{(i)} = \frac{\bar{w}_{t+1}^{(i)}}{\sum_{i=1}^M \bar{w}_{t+1}^{(i)}}. \quad (25)$$

基于样本 $\theta_{t+1}^{(i)}$ 和权重 $w_{t+1}^{(i)}$ 的近似离散分布函数, 采用重采样方法, 即令概率 $Pr(\hat{\theta}_{t+1}^{(i)} | \theta_{t+1}^{(i)}) = w_{t+1}^{(i)}$, 取得样本 $\hat{\theta}_{t+1}^{(i)}$, i 表示样本数.

最后按式(10)、(11)计算滤波分布的平均值与方差.

3.2 状态预测分布参数的递推过程

1) 对概率分布 $p(\theta_{t+1} | D_{t+1})$ 进行抽样得到粒子 $\hat{\theta}_{t+1}^{(i)}$ 及其权重 $w_{t+1}^{(i)}$;

2) 分别对状态转移分布 $p(\theta_{t+2} | \hat{\theta}_{t+1}^{(i)})$, $i=1, 2, \dots, M$ 抽样得到 $t+2$ 时刻的状态粒子 $\theta_{t+2}^{(i)}$, $i=1, 2, \dots, M$;

3) 通过式(17)、(18), 可得预测分布的平均值与方差.

3.3 一步向前预测监测值分布参数的递推过程

1) 对状态转移分布 $p(\theta_{t+2} | \theta_{t+1})$, $i=1, 2, \dots, M$, 进行抽样得到粒子 $\theta_{t+2}^{(i)}$ 及其权重 $w_{t+1}^{(i)}$;

2) 分别对监测变量转移分布 $p(y_{t+2} | \theta_{t+2}^{(i)})$, $i=1, 2, \dots, M$ 抽样得到 $t+2$ 时刻的监测模拟粒子 $y_{t+2}^{(i)}$, $i=1, 2, \dots, M$;

3) 通过式(21)、(22), 可得预测监测值分布的平均值与方差.

4 桥梁构件可靠性分析及预测

基于天津富民桥(悬索桥)吊索的应力监测数据对吊索的可靠性进行在线实时预测. 吊索钢丝的抗拉强度按照 $\sigma = 1\ 670$ MPa 来进行分析, 主要对吊索考虑了截面强度失效模式, 采用的功能函数为

$$g(\sigma'_m) = \sigma - \sigma'_m, \quad (26)$$

式中 σ'_m 为 t 时刻吊索钢丝应力的实时监测值, 而且随机变量之间相互独立.

选用吊索钢丝强度的平均值为 $\mu_\sigma = 1\ 670$ MPa, 变异系数为 $\delta = 0.15$. 进一步利用 FOSM 方法可得吊索考虑不确定性的时变可靠指标预测公式为

$$\beta_t = \frac{\mu_\sigma - \mu_{\sigma'_m}}{\sqrt{V_\sigma + V_{\sigma'_m}}}. \quad (27)$$

式中: μ_σ 和 V_σ 分别为吊索钢丝强度的平均值和方差,且 $\mu_\sigma = \sigma_a, V_\sigma = \sigma_a^2 \delta^2$; μ_{σ_m} 和 V_{σ_m} 分别为 t 时刻吊索钢丝应力基于混合高斯粒子滤波器的一步预测平均值和一步预测方差值。

确定性(一步预测方差值为0)的时变可靠指标预测公式为

$$\beta_t = \frac{\mu_\sigma - \sigma_t}{\sqrt{V_\sigma}}, \quad (28)$$

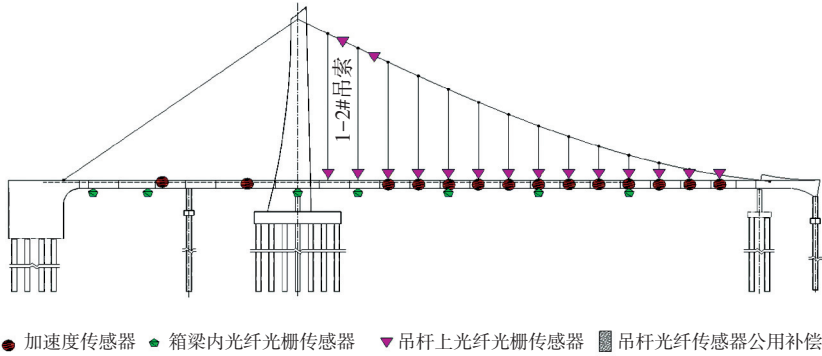


图1 天津富民桥传感器布置

1-2#吊索安装了3个传感器:FBG01085、FBG01086、FBG01087。从2009年3月23日到2012年9月26日对1-2#吊索应力进行实时监测,期间3个传感器961 d采集到的监测平均值信息见图2。

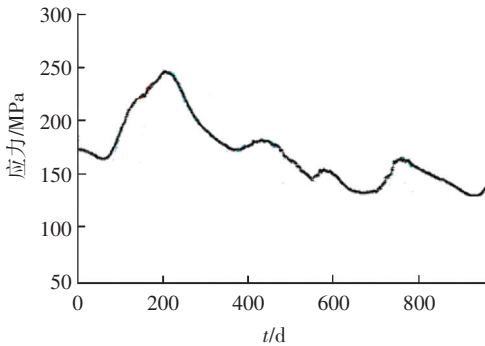


图2 监测应力平均值信息

对于1-2#吊索来说,采用吊索的平均监测应力信息来进行分析,吊索的平均监测应力信息采用五点三次平滑法平滑处理之后,建立动态方程。

观测方程:

$$\begin{aligned} y_{t+1} &= \theta_{t+1} + \nu_{t+1}, \\ \nu_{t+1} &\sim N[0, V]. \end{aligned} \quad (29)$$

状态方程:

$$\begin{aligned} \theta_{t+1} &= \theta_t + \beta + \omega_t, \\ \omega_t &\sim N[0, W]. \end{aligned} \quad (30)$$

初始信息:

$$\theta_t | D_t \sim p(\theta_t | D_t). \quad (31)$$

式中 β 为961d平滑处理的监测应力一阶差分的中位值,近似表示平均监测应力状态的变化趋势。

961 d的平均监测应力信息经五点三次平滑处理

式中 σ_t 为 t 时刻的应力监测值。

5 算例分析

天津富民桥主桥设计为单塔空间索面悬索桥。结合此悬索桥1-2#吊索应力的实时监测信息,对1-2#吊索的可靠性进行实时预测分析。全桥传感器布置见图1。

之后,对平滑处理的随机应力信息进行概率拟合,可将初始信息的概率分布(式(31))转化为式(32),同时基于平滑处理的应力样本可估计出混合高斯粒子滤波器状态噪声的方差 W 为 20.4 MPa^2 。基于平滑处理之前与平滑处理之后的应力信息可估计出观测噪声的方差 V 为 998.5 MPa^2 。模拟长度为1 240;粒子数目为961。本章采取的961个粒子是从初始信息的概率密度函数中采用蒙特卡洛抽样方法得到。为便于表示,假定961个粒子分别表示961 d的粒子。模拟长度1 240表示基于961 d的粒子,并结合后1 240 d实时监测的应力数据,采用混合高斯粒子滤波器来对后1 240 d的应力信息进行实时修正预测。

1-2#吊索961 d监测到的平均监测应力,经平滑处理拟合得到的概率分布见图3,可看出概率密度函数含有3个峰值,且此分布可通过加权正态分布来拟合,近似拟合的累计概率密度函数可表示为

$$F(\theta_i) = \sum_{i=1}^3 p_{i,1} N[\theta_i, \mu_{i,1}, \sigma_{i,1}^2]. \quad (32)$$

式中: $p_{i,1} + p_{i,2} + p_{i,3} = 1$, 且 $p_{i,1} > 0, p_{i,2} > 0, p_{i,3} > 0$, 分别表示不同的应力成分在总应力中所占的比重; $N[\cdot]$ 表示正态分布的累计概率密度函数。且通过最小二乘法或极大似然估计可以确定 $F(\theta_i)$ 中的各个参数,列于表1。

基于抽取的961个粒子和后1 240 d的实时监测数据,并结合混合高斯粒子滤波器的动态方程,可实现后1 240 d状态值的实时预测和更新,而且能实现监测值的实时动态一步预测。

本算例基于 1-2#吊索 961 d 监测得到的应力平均值信息,经过五点三次平滑处理之后,建立了混合高斯粒子滤波器和动态模型来对后 1 240 d 的应力信息以及可靠性进行预测分析.从图 4 可知道,基于混合高斯粒子滤波器得到的应力预测值与监测值变化趋势基本一致,两个曲线几乎重合,而且由图 5 可知预测精度基本保持一致,验证了本算例所建高斯粒子滤波器以及动态模型的有效性,并结合式(27)和式(28)对吊索的可靠指标(确定性与不确定性)进行了实时动态预测分析,见图 6,可看出相对于预测得到的确定性可靠指标而言,考虑信息不确定性和随机性预测得到的可靠指标偏小,但它可更合理地

评估结构的可靠性.

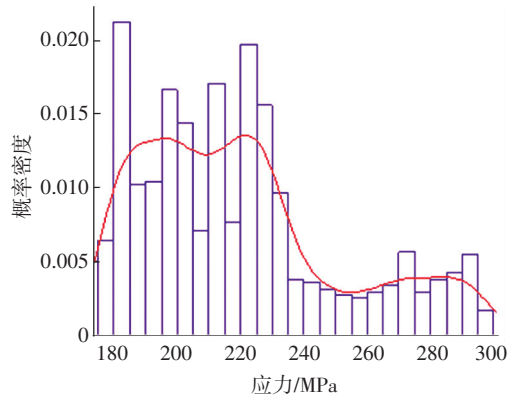


图 3 拟合 1-2#吊索平滑处理应力的分布

表 1 分布参数拟合结果

名称	$P_{t,1}$	$P_{t,2}$	$P_{t,3}$	$[\mu_{y1}, \sigma_{y1}]$	$[\mu_{y2}, \sigma_{y2}]$	$[\mu_{y3}, \sigma_{y3}]$
应力状态成分权重	0.287	0.372	0.341	[197.42, 9.069]	[223.61, 11.755]	[285.02, 10.776]

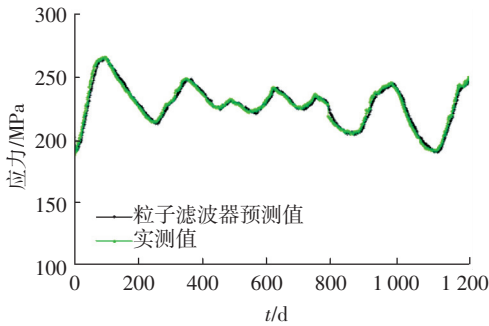


图 4 基于 MGPF 的预测值与监测值

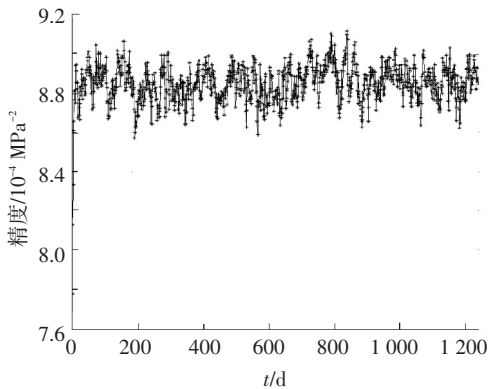


图 5 混合高斯粒子滤波器的一步预测精度

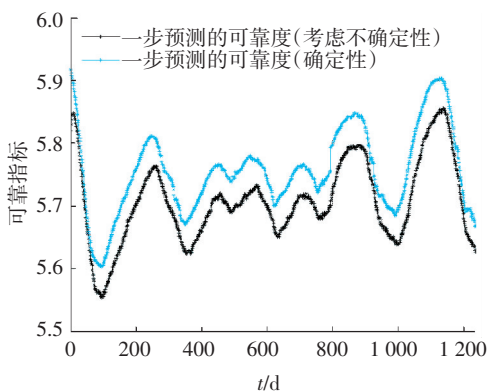


图 6 确定性的可靠指标 V.S.考虑不确定性的可靠指标

6 结 语

利用混合高斯粒子滤波器、桥梁的实时监测信息以及五点三次平滑法来对桥梁构件的可靠性进行实时在线预测分析.从预测结果来看,模拟预测值与实测值变化趋势基本一致,预测精度基本平稳.而且从图 4 可知,混合高斯粒子滤波器初始状态信息的模拟粒子越详细,则预测得到的应力信息精度越好,最后基于实时监测和预测的应力参数对构件的可靠性进行了实时预测,由于混合高斯粒子滤波器预测考虑了监测信息的随机性,因而预测的可靠性比确定性的可靠性偏小,但更符合工程实际情况.本文作者将基于桥梁体系的大量健康监测信息,采用混合高斯粒子滤波器,对模拟粒子数目与预测精度之间的关系和桥梁体系的可靠性实时预测展开详细研究.

参 考 文 献

- [1] 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):46-52.
- [2] 李爱群,缪长青,李兆霞,等.润扬长江大桥结构健康监测系统集成研究[J].东南大学学报,2003,33(5):544-548.
- [3] 秦权.桥梁结构的健康监测[J].中国公路学报,2000,13(2):37-42.
- [4] CHANA T H T, YUA L, TMA H Y. Fiber bragg grating sensors for structural health monitoring of Tsing Ma Bridge: background and experimental observation [J]. Engineering Structures, 2006, 28: 648-659.
- [5] HODGSON I. Personal discussion for the acquisition of the real data from the monitoring of the I-39 Northbound Bridge over the Wisconsin River [R]. Bethlehem, Pennsylvania: Lehigh University, Department of Civil and Environmental

- Engineering, 2007: 18015-4729.
- [6] HU XY, WANG B, JI H. A Wireless sensor network-based structural health monitoring system for highway bridges [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2013, 28(3): 193-209.
- [7] LIU M, FRANGOPOL D M, KIM S. Bridge safety evaluation based on monitored live load effects [J]. Journal of Bridge Engineering, 2009, 14(4): 257-269.
- [8] 王瑀, 荆国强, 王波. 桥梁健康监测系统在线结构分析及状态评估方法 [J]. 桥梁建设, 2014, 44(1): 25-30.
- [9] CHING J, MUTO M, BECK J L. Structural model updating and health monitoring with incomplete modal data using gibbs sampler [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2006, 21(4): 242-257.
- [10] GARCIA-PALENCIA A J, SANTINI-BEL L. A two-step model updating algorithm for parameter identification of linear elastic damped structures [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2013, 28(7): 509-521.
- [11] 李顺龙. 基于健康监测技术的桥梁结构状态评估和预警方法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2009.
- [12] LOZANO-GALANT J A, NOGAL M, CASTILLO E, et al. Application of observability techniques to structural-system identification [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2013, 28(6): 343-450.
- [13] OSORNIO-RIOS R A. MUSIC-neural network analysis for locating structural damage in truss-type structures by means of vibrations [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2012, 27(9): 687-698.
- [14] O'BYME M. Texture analysis based damage detection of ageing infrastructural elements [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2013, 28(3): 162-177.
- [15] QIAO L. Signal pattern-recognition for damage diagnosis in structures [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2012, 27(9): 699-710.
- [16] TORBOL M, GOMEZ H, FENG M. Fragility analysis of highway bridges based on long term monitoring data [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2013, 28(3): 178-192.
- [17] WALSH S B. Data processing of point clouds for object detection for structural engineering applications [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2013, 28(7): 495-508.
- [18] XANGI J, LIANG M. Wavelet-based detection of beam cracks using modal shape and frequency measurements [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2012, 27(6): 439-454.
- [19] YUEN K V, KATAFYGIOTIS L S. Substructure identification and health monitoring using response measurement only [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2006, 21(4): 280-291.
- [20] 彭云辉, 刘云峰, 缪栋, 等. 高斯混合粒子滤波器在状态估计中的应用 [J]. 弹箭与制导学报, 2007, 27(1): 271-274.

(编辑 赵丽莹)

(上接第 163 页)

参考文献

- [1] 邱斌, 徐善华. 锈蚀钢板力学性能的退化规律 [J]. 机械工程材料, 2014, 38(10): 60-64.
- [2] PAIK J K, THAYAMBALLI A K. Ultimate strength of ageing ships [J]. Journal of Engineering for the Maritime Environment, 2002, 216(1): 57-77.
- [3] 王波, 袁迎曙, 李富民, 等. 氯盐锈蚀钢筋的屈服强度退化分析及其概率模型 [J]. 建筑材料学报, 2011, 14(5): 597-603.
- [4] 徐善华, 任松波, 崔焕平, 等. 锈蚀槽钢受弯承载力试验研究 [J]. 实验力学, 2014, 29(4): 506-512.
- [5] 史炜洲, 童乐为, 陈以一, 等. 腐蚀对钢材和钢梁受力性能影响的试验研究 [J]. 建筑结构学报, 2012, 33(7): 53-60.
- [6] 张春涛, 范文亮, 李正良. 腐蚀环境中 Q345 等边角钢构件拟静力试验研究 [J]. 工程力学, 2014, 31(11): 53-62.
- [7] BEAULIEU L V, LEGERON F, LANGLOIS S. Compression strength of corroded steel angle members [J]. Journal of Constructional Steel Research, 2010, 66: 1366-1373.
- [8] 林翠, 王凤平, 李晓刚. 大气腐蚀研究方法进展 [J]. 中国腐蚀与防护学报, 2004, 24(4): 249-256.
- [9] 刘明. 大气腐蚀模拟加速试验及相关性研究 [D]. 北京: 北京航空材料研究院, 2003.
- [10] 金属材料拉伸试验第 1 部分: 室温试验方法: GB/T 228—2010 [S]. 北京: 中国标准出版社, 2010.
- [11] 班慧勇, 施刚, 石永久. 960 MPa 高强度钢材轴压构件整体稳定性能试验研究 [J]. 建筑结构学报, 2014, 35(1): 117-125.
- [12] 于峰, 黎德光, 徐国土, 等. 锈蚀槽钢梁荷载-挠度关系研究 [J]. 钢结构, 2013, 28(2): 78-81.
- [13] 钢结构设计规范: GB 50017—2003 [S]. 北京: 中国计划出版社, 2003.
- [14] 王飞, 施刚, 戴国欣, 等. 屈强比对钢框架抗震性能影响研究进展 [J]. 建筑结构学报, 2010(增刊 1): 18-22.
- [15] 陈绍蕃. 钢结构设计原理 [M] 3 版. 北京: 科学出版社, 2005.
- [16] 王元清, 高博, 戴国欣, 等. 双轴对称不锈钢受弯构件残余变形的影响因素分析 [J]. 山东大学学报(工学版), 2011, 41(1): 95-100.
- [17] 陈娟. 考虑初始缺陷的中厚壁冷弯方矩管柱极限承载力研究 [D]. 武汉: 武汉理工大学, 2008.
- [18] 张伟平, 商登峰, 顾祥林. 锈蚀钢筋应力-应变关系研究 [J]. 同济大学学报(自然科学版), 2006, 34(5): 586-592.

(编辑 赵丽莹)