

结构损伤识别的序贯辅助粒子滤波方法

唐和生¹, 薛松涛^{1,2}, 陈 , 杨晓楠¹

(1. 同济大学 结构工程与防灾研究所, 上海 200092; 2. 日本近畿大学 理工学部建筑学科, 日本 大阪 577-8502)

摘要: 提出一种非平稳动力系统突变参数识别的序贯辅助粒子滤波方法(SAPF 方法). 该方法采用的重要抽样密度函数是一种依靠系统过去状态与系统最近观测量的联合密度函数, 因此该方法具有较强的时域在线识别能力, 比传统的粒子滤波方法更适合进行非平稳动力系统的参数识别. 数值仿真结果证明了此方法在结构损伤在线识别中的有效性.

关键词: 结构损伤识别; 序贯; 辅助粒子滤波; 非平稳

中图分类号: TU 937.2; TP 274.2

文献标识码: A

文章编号: 0253-374X(2007)03-0309-06

Sequential Auxiliary Particle Filtering Method for Structural Damage Identification

TANG Hesheng¹, XUE Songtao^{1,2}, CHEN Rong¹, YANG Xiaonan¹

(1. Research Institute of Structural Engineering and Disaster Reduction, Tongji University, Shanghai 200092, China;

2. Department of Architecture, School of Science and Engineering, Kinki University, Osaka 577-8502, Japan)

Abstract: A sequential auxiliary particle filtering (SAPF) method is proposed to identify a non-stationary dynamic system with abrupt changes of system parameters. In the APF, the sampling importance density is proposed as a mixture density that depends upon the past state and the most recent observations, and hence the method has a good time tracking ability. The APF, therefore is more suitable for tracking the non-stationary system than the conventional particle filtering. The numerical simulations confirm the effectiveness of the proposed method for the online structural damage identification.

Key words: structural damage identification; sequential; auxiliary particle filtering; non-stationary

在土木工程领域, 对结构动态系统实时识别的重点在于对结构动态特性有正确的预测, 从而对结构进行健康监测和损害评估. 从贝叶斯统计学的观点来讲, 随机结构系统识别可看作是一个贝叶斯滤波过程. 根据结构初始状态先验估计和观测序列, 利用贝叶斯推理来估计结构系统的当前状态(隐藏的系统状态或系统参数). 目前, 应用基于贝叶斯估计

与蒙特卡罗方法的粒子滤波方法进行结构系统识别是一个热点. 即在线性非高斯滤波问题中采用蒙特卡罗重新抽样和贝叶斯推理的数值方法可以以任意精度来近似估计系统状态的后验概率密度. 由于粒子滤波十分容易实行与调节, 所以它成为信号过程处理中的一个有力的工具^[1-5], 在结构参数估计方面有成功的应用^[5]. 然而在传统的粒子滤波方法

收稿日期: 2005-06-24

基金项目: 教育部留学回国人员科研启动基金资助项目

作者简介: 唐和生(1973-), 男, 安徽枞阳人, 讲师, 工学博士. E-mail: thstj@mail.tongji.edu.cn

中,后验概率密度的优化抽样导致蒙特卡罗抽样时对重要概率密度函数的选择没有引入观测序列进行估计,造成了系统状态空间与当前观测信号脱离联系.因此,在进行蒙特卡罗滤波重要抽样时许多粒子在低相似区被浪费,导致了抽样低效与估计失效^[6].

为克服上述缺点,一种解决方法就是直接增加抽样粒子数目,但是这样会造成计算量庞大.另一种方法就是结合当前观测信息的影响选择重要抽样密度函数.本文提出基于贝叶斯理论的序贯辅助粒子滤波方法(SAPF 方法)进行结构损伤在线识别.其主要思想就是考虑到当前观测信息的影响选择一个重要抽样密度函数,采取大的预测相似性来提高粒子的影响.SAPF 方法的一个优点就是它能在基于当前的测量中从前一步的预抽样中选择产生与当前观测值最匹配的粒子,因而更能反映当前的状态.所以,辅助粒子滤波方法(APF 方法)在动态系统估计中具有较好的时域跟踪能力.数值模拟结果证明了 APF 方法较传统的粒子滤波方法具有更好的在线系统损伤识别能力.

1 贝叶斯滤波

随机系统的贝叶斯滤波就是根据系统观测以及先验概率来计算状态向量的后验概率密度.考虑离散随机系统模型的系统状态方程

$$x_k = f(x_{k-1}, v_{k-1}) \quad (1)$$

$$z_k = h(x_k, n_k) \quad (2)$$

其中: $\{x_k, k \in \mathbf{N}\}$ 为系统在时间点 k 处的状态向量,则 x_{k-1} 为系统在时间点 $k-1$ 处的状态向量; $f: \mathbf{R}^{n_x} \times \mathbf{R}^{n_v} \rightarrow \mathbf{R}^{n_x}$, $h: \mathbf{R}^{n_x} \times \mathbf{R}^{n_n} \rightarrow \mathbf{R}^{n_z}$ 分别为系统状态和观测方程, \mathbf{R} 为实数域; $\{v_{k-1}, k \in \mathbf{N}\}$, $\{n_k, k \in \mathbf{N}\}$ 分别为过程和观测噪声序列, n_x , n_v 和 n_z 分别为状态向量 x_k 、过程噪声 v_k 和观测向量 z_k 的维数.

在时域过程中贝叶斯滤波估计的目的就是基于测量信号集 $z_{1:k} = \{z_i\}_{i=1}^k$ 寻找状态向量 x_k 的概率估计,它的目标就是要在时域上回归估计状态向量 x_k 后验概率密度 $p(x_k | z_{1:k})$.假定系统模型为初始分布服从 $p(x_0 | z_0) = p(x_0)$ 的一阶马尔可夫过程,同时测量信号与状态条件独立.如果 $p(x_{k-1} | z_{1:k-1})$ 在时间点 $k-1$ 可知,系统模型(1)的状态在时间点 k 的前验概率 $p(x_k | z_{1:k-1})$ 可由 Chapman-Kolmogorov 方程给出

$$p(x_k | z_{1:k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1}) \cdot p(x_{k-1} | z_{1:k-1}) dx_{k-1} \quad (3)$$

式中,系统状态演化的过渡概率模型 $p(x_k | x_{k-1})$ 由系统模型(1)和已知过程噪声 v_k 的统计特性给出.

在离散时间点 k 处,测量观测信号 z_k 已知且与状态是条件独立的,利用前验概率密度式(3),系统状态 x_k 的后验概率密度可以通过贝叶斯法则实现

$$p(x_k | z_{1:k}) = \frac{p(z_k | x_k) p(x_k | z_{1:k-1})}{p(z_k | z_{1:k-1})} \quad (4)$$

式中:

$$p(z_k | z_{1:k-1}) = \int p(z_k | x_k) p(x_k | z_{1:k-1}) dx_k \quad (5)$$

似然概率 $p(z_k | x_k)$ 由系统测量模型式(2)和已知 n_k 的统计特性给出.

从上述可以看出,随机系统的贝叶斯滤波估计过程要涉及到多维概率函数的积分问题.在线性高斯模型中,回归积分用有限维数解析表示从而得到卡尔曼滤波回归解析解.通常来说,后验密度的回归传播只是一个数学概念解,对于非线性非高斯模型来说,是不能得到像线性高斯模型中卡尔曼滤波回归那样的解析解的.近年来基于数理统计学的数值模拟(序贯蒙特卡罗方法,通常也叫作粒子滤波法)来进行数值积分的逼近方法发展迅速,在处理多维非线性非高斯模型问题中得到广泛的应用^[1,3-4].

2 粒子滤波方法

在应用蒙特卡罗数值模拟方法计算复杂系统的后验概率密度过程中,使用粒子滤波对解决回归贝叶斯滤波是一个有效的方法.其主要思想就是用一组具有权值的随机抽样点来表示后验密度函数,同时基于这些权值与抽样点进行状态估计.由于抽样点数目非常庞大,蒙特卡罗描述则与后验概率密度描述等同,从而使粒子滤波达到贝叶斯优化滤波的目的,这样就可以避免多维概率函数积分遇到的难题.

由于不能从未知的后验概率密度函数直接抽样进行蒙特卡罗数值模拟计算,因此必须引入一个任意的重要性分布 $\pi(x_k | z_{1:k}) > 0$, 对任意的 $p(x_k | z_{1:k}) > 0$, 可以容易进行抽样,即所谓的重要抽样问题.如果随机粒子 $\{(x_k^{(i)})\}_{i=1}^N$ 分布服从 $\pi(x_k | z_{1:k})$, 则后验密度 $p(x_k | z_{1:k})$ 在时间 k 的近似蒙特

卡罗估计由下式给出:

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \bar{w}_k^{(i)} \delta(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^{(i)}) \quad (6)$$

式中: $\delta(\cdot)$ 为 Dirac's delta 函数; 归一化重要性权值 $\bar{w}_k^{(i)}$ 定义为

$$\bar{w}_k^{(i)} = \frac{w_k^{(i)}}{\sum_{j=1}^N w_k^{(j)}} \quad (7)$$

式中: 重要性权值 $w_k^{(i)}$ 定义为

$$w_k^{(i)} \propto \frac{p(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{z}_{1:k})}{\pi(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{z}_{1:k})} \quad (8)$$

为了序贯实现重要性权值, 可以采用重要性分布函数, 有下列分解模式:

$$\pi(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}) = \pi(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1}) \cdot \pi(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{z}_{1:k}) \quad (9)$$

式中: $\mathbf{z}_{1:k-1}$ 为 1 到 $k-1$ 时间段的所有观测值. 根据式(9)重写式(8)就可得到重要性权值的序贯实现为

$$w_k^{(i)} = \frac{p(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{z}_{1:k})}{\pi(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{z}_{1:k})} \propto \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^{(i)}) p(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}) p(\mathbf{x}_{k-1}^{(i)} | \mathbf{z}_{1:k-1})}{\pi(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{z}_{1:k}) \pi(\mathbf{x}_{k-1}^{(i)} | \mathbf{z}_{1:k-1})} = w_{k-1}^{(i)} \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^{(i)}) p(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)})}{\pi(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{z}_{1:k})} \quad (10)$$

在重要抽样算法中, 重要密度分布函数的选择方法常常因问题而异. 传统方法通常采取系统的过渡概率密度函数作为重要性密度分布函数. 虽然其不能达到优化的目的, 但由于其容易执行, 所以还是有很多研究人员采用这种选择^[1, 7]. 对于这种特殊重要性密度分布函数的选择, 得到简单的重要性权值序贯实现为

$$w_k^{(i)} \propto w_{k-1}^{(i)} p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^{(i)}) \quad (11)$$

过渡概率密度函数抽样方法的优点是重要性权值容易计算且抽样方法简单. 然而过渡概率密度函数作为重要抽样函数脱离了当前测量信号的影响, 状态空间的变化与观测信号无关, 导致蒙特卡罗重要性权值方差的增加, 因此造成滤波效率低下.

3 序贯辅助粒子滤波方法

辅助粒子滤波方法采用联合概率密度(“经验”

后验概率密度)作为重要抽样函数^[8]. 与传统的粒子滤波方法不同的是, 辅助粒子滤波抽样是基于过渡概率密度和似然概率密度的联合概率密度分布. 因此它包含了更多的最新观测信息, 比传统的粒子滤波方法更适合进行非平稳动力系统的状态参数识别.

假设 $k-1$ 时刻 $p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})$ 的近似蒙特卡罗估计已知, 由式(3)和式(4)可以得到状态 \mathbf{x}_k 的“经验”后验概率密度为

$$\hat{p}(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}) \propto \sum_{i=1}^N w_{k-1}^{(i)} p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}) p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) \quad (12)$$

定义联合密度分布

$$p(\mathbf{x}_k, i | \mathbf{z}_{1:k}) \propto w_{k-1}^{(i)} p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}) p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) \quad (13)$$

式中: i 是辅助变量, 为了计算方便而引入. 如果从式(13)这样的联合密度进行抽样, 然后忽略指数 i , 这样就等同于从“经验”后验概率密度进行了抽样.

因此可以重新定义一个式(13)的近似分布来作为重要抽样分布函数

$$\pi(\mathbf{x}_k, i | \mathbf{z}_{1:k}) \propto w_{k-1}^{(i)} p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}) p(\mathbf{z}_k | \mu_k^{(i)}) \quad (14)$$

式中: $\mu_k^{(i)}$ 是考虑到 $\mathbf{x}_{k-1}^{(i)}$ 的一些特征, 在这里代表粒子在 $k-1$ 时间点上的 \mathbf{x}_k 的预测值, 如条件均值 $\mu_k^{(i)} = E[\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}]$ 或 $\mu_k^{(i)} \sim p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)})$, 其中 $E[\cdot]$ 为向量求平均值函数.

APF 首先从联合概率密度函数 $\pi(\mathbf{x}_k, i | \mathbf{z}_{1:k})$ 中抽样, 然后在 $\{\mathbf{x}_k^{(j)}, i^{(j)}\}$ 中忽略指数 $\{i^{(j)}\}$, 从边缘密度 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$ 中产生样本 $\{\mathbf{x}_k^{(j)}\}_{j=1}^N$, 其中参数 (j) 为辅助变量, 其他带有指数 (j) 的变量为经过重新抽样处理后的变量, 则由式(13)和式(14)可得出其相应重要权值

$$w_k^{(j)} \propto \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^{(j)})}{p(\mathbf{z}_k | \mu_k^{(j)})} \quad (15)$$

实际上对式(14)进行边缘概率积分后得到

$$\pi(i | \mathbf{z}_{1:k}) \propto w_{k-1}^{(i)} p(\mathbf{z}_k | \mu_k^{(i)}) \quad (16)$$

因此, 重要抽样分布函数抽样首先要抽样产生指数 $i^{(j)} \sim w_{k-1}^{(i)} p(\mathbf{z}_k | \mu_k^{(i)})$ 并赋予权值 $\lambda_k^{(i)} \propto \pi(i | \mathbf{z}_{1:k})$. 权值 $\lambda_k^{(i)}$ 越大表示似然概率就越大, 由此重新抽样选取与观测值 \mathbf{z}_k 更匹配的 $\mathbf{x}_{k-1}^{(i)}$. 然后根据指数 $i^{(j)}$, 进行当前状态的重要重新抽样 $\mathbf{x}_k^{(j)} \sim p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^{(j)})$. 可见在 APF 方法算法中当前观测信

号与重要抽样密度分布相结合,它利用似然概率 $p(z_k | \mu_k^{(i)})$ 来选择粒子 $x_{k-1}^{(i)}$, 从而选取与当前观测值 z_k 更匹配的 $x_{k-1}^{(i)}$.

综上所述, SAPF 算法的计算流程如下:

(1) $k = 1$, 初始化 $p(x_0)$, 使 $\{x_0^{(i)}\}_{i=1}^N \sim p(x_0)$, $\bar{w}_0^{(i)} = 1/N, i = 1, \dots, N$.

(2) 抽样 $\mu_k^{(i)} \sim p(x_k | x_{k-1}^{(i)})$.

(3) 计算权值 $\lambda_k^{(i)} = \bar{w}_{k-1}^{(i)} p(z_k | \mu_k^{(i)})$, 归一化权值 $\bar{\lambda}_k^{(i)} = \frac{\lambda_k^{(i)}}{\sum_{j=1}^N \lambda_k^{(j)}}$.

(4) 从 $\{i, \bar{\lambda}_k^{(i)}\}_{i=1}^N$ 重要性重新抽样产生指数 $\{i^{(j)}\}_{j=1}^N$, 预测计算 $x_k^{(j)} = f(x_{k-1}^{(i^{(j)})}, v_{k-1}), j = 1, \dots, N$.

(5) 计算相应的权值 $w_k^{(j)} = \frac{p(z_k | x_k^{(j)})}{p(z_k | \mu_k^{(i^{(j)})})}$, 然

后归一化 $\bar{w}_k^{(j)} = \frac{w_k^{(j)}}{\sum_{i=1}^N w_k^{(i)}}$.

(6) $k = k + 1$, 返回第二步直到计算时间终止.

可以看出在辅助粒子滤波算法中当前观测信号与重要抽样密度分布相结合,它有个预抽样步骤,即利用似然概率 $p(z_k | \mu_k^{(i)})$ 来选择粒子 $x_{k-1}^{(i)}$, 从而选取与当前观测值 z_k 更匹配的 $x_{k-1}^{(i)}$.

4 结构损伤识别

为了验证本文提出的 SAPF 算法,笔者进行了数值模拟研究,考虑一多自由度剪切结构模型(图 1)受地震作用.不失一般性,考虑第 i 个自由度的情况,令系统的状态变量 $x_k = [k_{i+1} \ c_{i+1} \ k_i \ c_i]^T_k$ 为未知参数, c_i 和 k_i 分别为第 i 自由度的阻尼和刚度,则系统状态变换方程为

$$x_k = x_{k-1} + v_k \tag{17}$$

当被识别结构系统的加速度、速度或位移可以测量时,则观测方程为

$$z_k = H_k x_k + n_k \tag{18}$$

式中: $z_k = m_i(\ddot{u}_i + \ddot{u}_g)$ 为观测值, m_i 为第 i 自由度的质量, u_i, \dot{u}_i 和 \ddot{u}_i 分别为第 i 自由度的相对地面位移、速度和加速度, \ddot{u}_g 为地面加速度; $H_k = [(u_{i+1} - u_i) \ (\dot{u}_{i+1} - \dot{u}_i) \ (u_{i-1} - u_i) \ (\dot{u}_{i-1} - \dot{u}_i)]_k$ 为观测矩阵; n_k 为观测噪声.

通过结合结构系统的激励输入和测量观测信号,采用 SAPF 算法对结构系统状态向量进行瞬时估计.不失一般性,考虑一个 3 自由度剪切结构受地震作用的损伤识别.激励采用 El-Centro (NS, 1940) 地震波,修正最大振幅为 $25 \text{ cm} \cdot \text{s}^{-2}$, 结构反应时域采样间隔 0.02 s . 结构参数值定义如下: $m_i = 125.53 \text{ kg}, c_i = 0.7 \text{ kN} \cdot \text{s} \cdot \text{m}^{-1}, k_i = 24.5 \text{ kN} \cdot \text{m}^{-1} (i = 1, 2, 3)$. 为证明序贯辅助粒子滤波方法有很好的结构系统动力特性在线跟踪能力,假定损伤发生在结构第 2 层,在时间 $t = 12 \text{ s}$ 以后结构刚度从 $24.5 \text{ kN} \cdot \text{m}^{-1}$ 降到 $19.6 \text{ kN} \cdot \text{m}^{-1}$, 而结构阻尼从 $0.7 \text{ kN} \cdot \text{s} \cdot \text{m}^{-1}$ 升至 $1.05 \text{ kN} \cdot \text{s} \cdot \text{m}^{-1}$, 表 1 为结构参数的初始值.

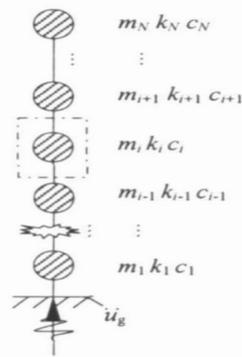


图 1 N-自由度剪切结构
Fig. 1 N-DOF shearing structure

表 1 初始值 ($x \sim N(x_0, \sigma^2)$)

Tab. 1 Initial value ($x \sim N(x_0, \sigma^2)$)

| x | k_1 | c_1 | k_2 | c_2 | k_3 | c_3 |
|------------|-------------------|-------------------|-------------------|-------------------|-------------------|-------------------|
| x_0 | 12.25 | 0.35 | 36.75 | 1.05 | 29.40 | 0.84 |
| σ^2 | 2.45 ² | 0.07 ² | 2.45 ² | 0.07 ² | 2.45 ² | 0.07 ² |

系统噪声与观测噪声如下:

$$v_k \sim N(0, Q_k); n_k \sim N(0, R_k) \tag{19}$$

式中: $Q_k = \text{diag}(0.245^2, 0.007^2, 0.245^2, 0.007^2)$; $R_k = 0.025$.

图 2~4 为抽样粒子数量为 100 时结构系统参数(刚度与阻尼)的均值时域估计.

然后考虑不同的抽样粒子数量(200)下的识别结果.应用 APF 方法与 TPF 方法进行结构识别的影响:

图 3b 展示了 APF 方法成功地追踪到了系统刚度和阻尼的突变,而传统粒子滤波方法(图 3a)难以识别系统阻尼的突变.同时由图 2~4 可看出,APF 方法在追踪系统刚度突变的能力上也优于传统粒子

滤波方法. 图 5~7 是抽样粒子数量为 200 时的识别结果, 随着抽样粒子数的增多, 识别曲线越来越光滑, 识别结果与抽样粒子为 100 时的结果有明显的改善.

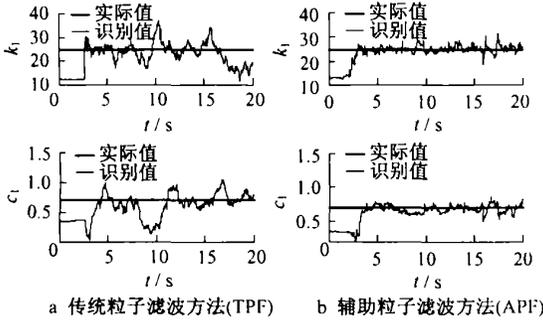


图 2 第一层识别结果比较(抽样粒子数 100)
Fig. 2 Result comparison for damage identification on 1st story (100 particles)

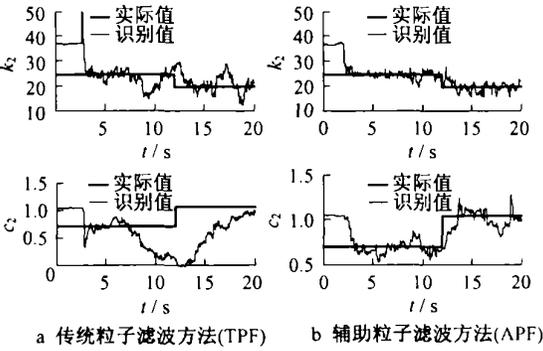


图 3 第二层识别结果比较(抽样粒子数 100)
Fig. 3 Result comparison for damage identification on 2nd story (100 particles)

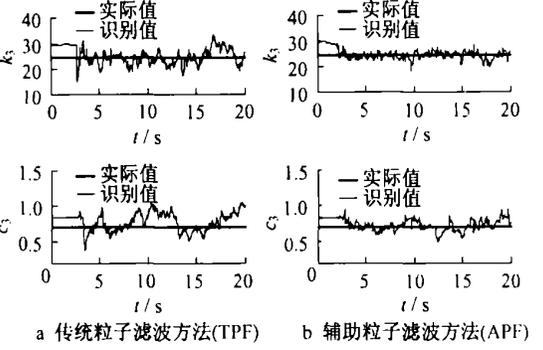


图 4 第三层识别结果比较(抽样粒子数 100)
Fig. 4 Result comparison for damage identification on 3rd story (100 particles)

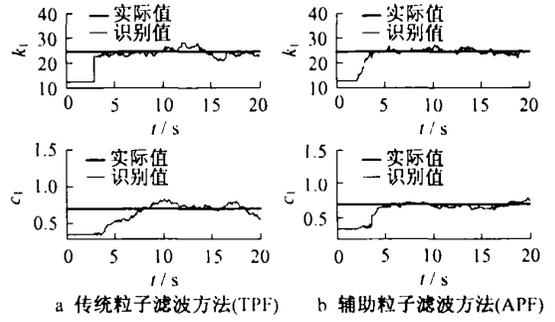


图 5 第一层识别结果比较(抽样粒子数 200)
Fig. 5 Results comparison for damage identification on 1st story(200 particles)

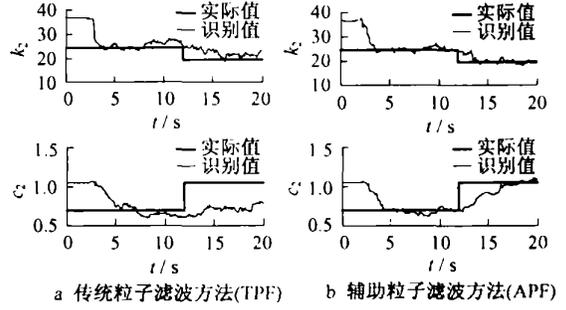


图 6 第二层识别结果比较(抽样粒子数 200)
Fig. 6 Results comparison for damage identification on 2nd story(200 particles)

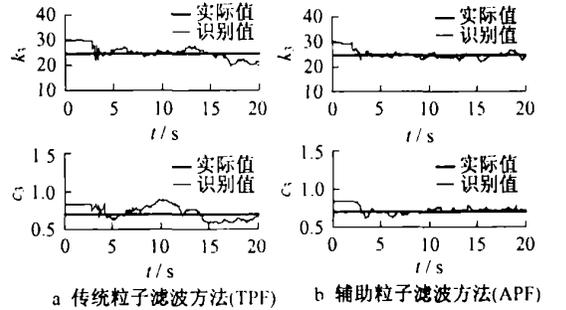


图 7 第三层识别结果比较(抽样粒子数 200)
Fig. 7 Results comparison for damage identification on 3rd story(200 particles)

5 结论

本文提出的辅助粒子滤波算法具有将当前观测信号信息与重要抽样密度函数相结合的能力, 通过预抽样过程选择与当前观测信息更匹配的粒子, 因此包含了更多的当前信息; 而传统的粒子滤波用系统过渡密度函数作为重要抽样密度分布函数, 抽样

没有结合观测信息,因此,该方法具有较强的时域在线识别能力,比传统的粒子滤波方法更适合进行非平稳动力系统的参数识别。

参考文献:

- [1] Gordon N J, Salmond D J, Smith A F M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation [J]. IEE Proceedings-F, 1993, 140(2): 107.
- [2] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 174.
- [3] Doucet A. On sequential simulation-based methods for Bayesian filtering [R]. Cambridge: Technical Report CUED/FINFENG/TR 310, Department of Engineering, Cambridge University,

1998.

- [4] Doucet A, Godsill S, Andrieu C. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering [J]. Statistics and Computing, 2000, 10(3): 197.
- [5] Li S J, Suzuki Y, Noori M. Identification of hysteretic systems with slip using bootstrap filter [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2004, 18(4): 781.
- [6] Doucet J F G, de Freitas, Gordon N J. An introduction to sequential Monte Carlo methods: sequential Monte Carlo Methods in Practice [M]. New York: Springer-Verlag, 2001.
- [7] Beadle E R, Djuric P M. A fast weighted Bayesian bootstrap filter for nonlinear model state estimation [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(1): 338.
- [8] Pitt M K, Shephard N. Filtering via simulation: auxiliary particle filters [J]. Journal of the American Statistical Association, 1999, 94: 590.

(编辑: 杨家琪)

(上接第 303 页)

参考文献:

- [1] Building Research Institute Ministry of Construction. A survey report for building damages due to the 1995 Hyogo-Ken Nanbu Earthquake [R]. Tokyo: Building Research Institute Ministry of Construction, 1996.
- [2] Mahin Stephen A. Lessons from damage to steel buildings during the northridge earthquake [J]. Engineering Structures, 1998, 20: 261.
- [3] Roeder C W. Experimental results for seismic resistant steel frame connections [J]. Journal of Structural Engineering, 2000, 122(6): 581.
- [4] Tide R H R. Stability of weld metal subjected to cyclic static and seismic loading [J]. Engineering Structures, 1998, 20: 562.
- [5] Popov Egor Paul, Yang Tzong-shuoh, Chang Shih-po. Design of steel MRF connections before and after 1994 northridge earthquake [J]. Engineering Structures, 1998, 20: 1030.
- [6] Chi Brandon, Uang Chia-ming. Cyclic response and design recommendations of reduced beam section moment connections with deep columns [J]. Journal of Structural Engineering, 2002, 128(4): 464.
- [7] Espiga F. Ductility assessment methods and safety evaluation based on rotation capacity approach [J]. Journal of Constructional Steel Research, 1998, 46(1-3): 446.

- [8] Bertero R D, Bertero V V. Redundancy in earthquake-resistant design [J]. Journal of Structural Engineering, 1999, 125(1): 81.
- [9] Husain M, Tsopelas P. Measures of structural redundancy in reinforced concrete buildings. I: redundancy indices [J]. Journal of Structural Engineering, 2004, 130(11): 1651.
- [10] Memari A M, Harris H G, Hamid Ahmad A. Ductility evaluation for typical existing R/C bridge columns in the eastern USA [J]. Engineering Structures, 2005, 27: 203.
- [11] 陈以一, 蒋兆栋, 沈祖炎. 建筑钢结构的断裂研究评述与损伤控制设计 [J]. 同济大学学报: 自然科学版, 1999, 27(5): 587.
CHEN Yiyi, JIANG Zhaodong, SHEN Zuyan. Research comment on steel structure cracking and the concept of damage control design [J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 1999, 27(5): 587.
- [12] 刘永明, 陈以一, 陈扬骥. 考虑钢框架局部断裂的滞回模型 [J]. 同济大学学报: 自然科学版, 2003, 31(5): 525.
LIU Yongming, CHEN Yiyi, CHEN Yangji. Hysterical model of steel frame connection considering partial fracture [J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2003, 31(5): 525.
- [13] 克拉夫 R W, 彭津 J. 结构动力学 [M]. 王光远, 译. 北京: 科学出版社, 1981.
Clough R W, Penzien J. Dynamics of structures [M]. Translated by WANG Guangyuan. Beijing: Science Press, 1981.

(编辑: 杨家琪)