

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2020.055

基于改进粒子滤波算法的 Bouc-Wen 模型参数在线识别方法

王涛^{1,2}, 刘媛¹, 潘毅^{3,4}, 孟丽岩¹, 包韵雷³

(1. 黑龙江科技大学 建筑工程学院, 哈尔滨 150022; 2. 中国地震局 a. 工程力学研究所; b. 地震工程与工程
振动重点实验室, 哈尔滨 150080; 3. 西南交通大学 土木工程学院, 成都 610031;
4. 抗震工程技术四川省重点实验室, 成都 610031)

摘要: 在线模型参数更新是提高结构混合试验中数值子结构模型精度的有效手段。为了提高强非线性模型参数在线识别精度, 在标准粒子滤波算法的基础上提出了一种改进的辅助无迹粒子滤波算法。在重要性采样中, 基于最新观测信息采用无迹卡尔曼滤波方法计算每一个粒子估计, 以提高粒子非线性变换估计精度; 在重采样过程中, 引入辅助因子修正粒子权值, 以丰富粒子多样性、削弱粒子退化现象。采用改进粒子滤波算法针对 Bouc-Wen 模型进行了在线参数识别, 并与标准粒子滤波算法、扩展卡尔曼粒子滤波算法以及无迹粒子滤波算法的参数识别精度和计算效率进行对比分析。结果表明, 与其它 3 种算法相比, 辅助无迹粒子滤波算法在单步计算耗时增加的基础上, 在线参数识别精度明显提高, 参数识别值波动幅度显著降低。最后, 通过橡胶隔震支座拟静力试验, 验证了采用改进粒子滤波算法在线识别 Bouc-Wen 模型参数方法的有效性。

关键词: AUPF 算法; 粒子滤波器; 无迹卡尔曼滤波器; Bouc-Wen 模型; 橡胶隔震支座; 混合试验
中图分类号: TU317 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-582X(2021)05-038-12

Online parameters identification method of Bouc-Wen model based on modified particle algorithm

WANG Tao^{1,2}, LIU Yuan¹, PAN Yi^{3,4}, MENG Liyan¹, BAO Yunlei³

(1. School of Civil Engineering, Heilongjiang University of Science & Technology, Harbin 150022, P. R. China;
2a. Institute of Engineering Mechanics; 2b. Key Laboratory of Earthquake Engineering and
Engineering Vibration, China Earthquake Administration, Harbin 150080, P. R. China;
3. School of Civil Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, P. R. China;
4. Key Laboratory of Seismic Engineering of Sichuan Province, Chengdu 610031, P. R. China)

Abstract: Online model parameter updating is an effective method to improve the model accuracy of numerical substructure in the hybrid simulation. In order to improve the precision of online parameters identification for the nonlinear model, an improved auxiliary unscented particle filter (AUPF) was proposed in this paper base on the standard particle filter algorithm. In the stage of the importance

收稿日期: 2019-09-27 网络出版日期: 2020-04-27

基金项目: 四川省科技计划资助项目(2019YJ0222); 黑龙江省省属本科高校基本科研业务费专项资金资助项目(20170017)。

Supported by Sichuan Science and Technology Program(2019YJ0222), Special Fund Project of Basic Scientific Research Operating Expenses of Heilongjiang Provincial Universities(20170017).

作者简介: 王涛(1978—), 男, 教授, 研究方向为结构抗震实验方法与技术, (E-mail) hitwangtao@126.com。

通讯作者: 潘毅, 男, 教授, 博士, 博士生导师, 研究方向为工程结构抗震与加固技术研究, (E-mail) panyi@swjtu.edu.cn。

sampling, the unscented Kalman filter (UKF) method was adopted to calculate estimates of all particles using the latest observation information in order to improve estimation precision of the nonlinear transformation of the particles. In the stage of the resampling, an auxiliary factor was introduced to modify particle weights, which enriched the particle diversity and weaken the particle degradation phenomenon. Parameters online identification for the Bouc-Wen were conducted with the AUPF, and both the identification precision and the calculation efficiency of results were compared with the standard particle filter algorithm (PF), The rextended Kalman particle filter algorithm (EPF), and unscented particle filter algorithm (UPF). The results show that compared with the other three algorithms, the proposed AUPF algorithm can effectively improve the precision of online parameters identification of the Bouc-Wen model and reduce the fluctuation of parameters identification values on the basis of increasing computing time-consuming in a single step. Finally, the effectiveness of the Bouc-Wen model parameter identification method using the AUPF algorithm was verified through the quasi-static test of the rubber isolation bearing.

Keywords: auxiliary unscented particle filter; particle filter; unscented Kalman filter; Bouc-Wen model; rubber isolation bearing; hybrid simulation

土木工程结构及其耗能减震控制元件在大震及超大震作用下表现出强非线性特征^[1-2]。受到试验设备加载能力及试验费用的制约,传统结构抗震试验方法很难准确检验大型、复杂结构动力灾变过程。结构混合试验将物理试验与数值模拟相结合,从而得到整体结构动力响应。目前,结构混合试验受到了研究者的广泛关注^[3-4]。受到试验室作动器数量的限制,数值子结构将不可避免会进入非线性阶段,数值模型误差将会降低混合试验精度。Bouc-Wen 模型采用微分形式的数学表达,非线性模拟精度高和应用普适性强,可以用于模拟结构混合试验中的数值子结构^[5]。然而,Bouc-Wen 模型参数本身物理意义并不明确,模型参数值对模型输出精度具有较大影响,在混合试验中如何准确给出 Bouc-Wen 模型参数值是亟需解决的问题。研究者们提出了在线模型更新方法,即利用试验观测数据在线识别试验子结构模型参数,并实时更新数值子结构中 Bouc-Wen 模型参数^[6-7]。

以卡尔曼滤波器为框架的一系列时域在线识别算法,如无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)^[8-9]、约束无迹卡尔曼滤波(constrained unscented Kalman filter, CUKF)^[10-11]被应用于结构模型更新混合试验,以实现在线数值模型更新。然而,受到试验和监测过程中可能存在的非高斯噪声和 Bouc-Wen 模型自身强非线性的影响,上述参数识别算法的精度和稳定性会明显降低,从而影响整体混合试验结果精度。因此,找到一种精度更高的非线性参数在线识别算法仍是亟需解决的问题。

粒子滤波(particle filter, PF)算法^[12]是一种基于贝叶斯估计和蒙特卡洛方法的在线非线性识别算法,其本质是通过寻找一组在状态空间内传播的随机样本来近似状态概率密度函数,采用离散样本模拟连续函数,以样本均值代替积分运算,从而获得状态最小方差分布的过程。PF 算法从理论上具有比扩展卡尔曼滤波器(extended Kalman filter, EKF)和 UKF 算法更高的识别精度。Merwe 等^[13]对传统的 PF 算法进行改进,在重要性采样过程中利用了最新的观测信息,更精确地逼近了后验概率密度函数。Gordon 等^[14-16]提出了重采样算法,解决粒子退化问题。李焯等^[17]和唐和生等^[18]采用 PF 算法解决结构系统的损伤识别问题,与 EKF 算法相比,粒子滤波在非高斯噪声条件下具有更高的结构模型参数识别精度。樊学平等^[19]采用混合高斯粒子滤波器(mixed gaussian particle filter, MGPF),对监测信息状态变量的后验分布参数和监测值一步向前预测分布参数进行了预测分析。目前,粒子滤波器在土木工程中的研究及应用仍非常有限,如何进一步提高 PF 算法的重要性采样精度并同时削弱粒子匮乏仍是提高算法精度的关键问题。

文中首先在标准的 PF 算法基础上拟建立一种改进的辅助无迹粒子滤波算法(auxiliary unscented particle filter, AUPF),给出算法实现步骤。然后,针对单自由度 Bouc-Wen 模型进行参数在线识别,并与传统的 PF 算法、EPF 算法、UPF 算法识别结果进行对比分析,验证改进算法的精度和计算效率。最后,通过隔

震支座拟静力试验验证了采用 AUPF 算法在线识别 Bouc-Wen 模型参数方法的有效性。

1 辅助无迹粒子滤波算法的建立思路

文中提出的 AUPF 算法在标准粒子滤波算法的基础上主要进行了两方面改进:1)采用 UKF 算法进行重要性采样,提高非线性系统粒子估计更新精度;2)在重采样过程中引入辅助因子,修改粒子权值,通过增加粒子多样性来削弱粒子退化现象。AUPF 算法继承了 PF 算法原理,理论上可以应用于任意非线性模型参数识别。AUPF 算法具体流程如图 1 所示,算法主要包括重要性采样、权值计算和辅助重采样 3 个主要环节。

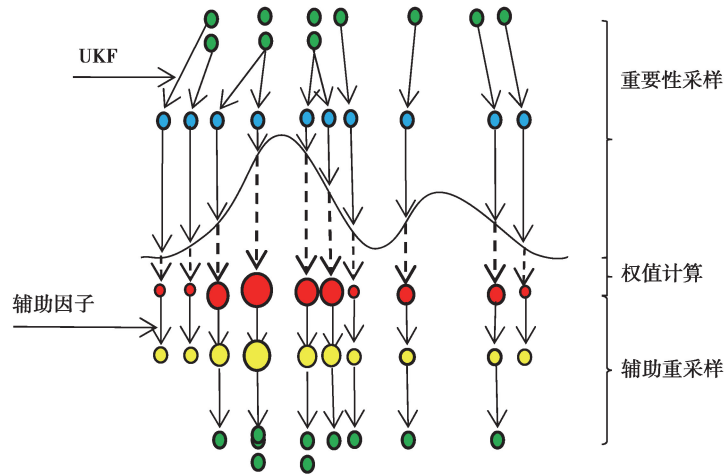


图 1 AUPF 算法示意图

Fig. 1 Diagram of the AUPF algorithm

首先,在重要性采样中,根据第 $k-1$ 步粒子估计 $\{\hat{x}_{k-1}^i, 1/N\}_{i=1}^N$ 、系统状态方程、观测方程以及最新的观测信息,采用 UKF 方法得到第 k 步的粒子估计 $\{\hat{x}_k^i, 1/N\}_{i=1}^N$ 。其中, \hat{x}_k^i 为第 k 步第 i 个粒子估计均值, N 为粒子的个数。然后,在权值计算中,通过计算粒子似然概率密度函数来调整粒子权值 $\{x_k^i, \omega_k^i\}_{i=1}^N$,以保证粒子分布可以更好地逼近真实状态概率密度函数。最后,在重采样过程中引入辅助因子 λ ,重新生成一批粒子 $\{\hat{x}_k^i, 1/N\}_{i=1}^N$,进一步丰富粒子多样性,在减小计算负荷的基础上提高算法计算精度。

2 辅助无迹粒子滤波算法的实现步骤

对于任意一个非线性、非高斯动态系统,系统状态方程、观测方程分别定义为式(1)和式(2):

$$x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}) + w_{k-1}, \quad (1)$$

$$y_k = h(x_k) + v_k, \quad (2)$$

式中: k 为递推步数; x_k 为系统的状态值,假设 x_k 具有一阶马尔可夫性质。函数 $f(\cdot)$ 为系统的状态方程, u_k 为系统的输入; w_{k-1} 为系统的过程噪声; y_k 为系统的观测值; $h(\cdot)$ 为系统的观测方程; v_k 为系统的观测噪声; w_{k-1} 和 v_k 为 2 组相互独立、互不相关的噪声序列,假定已知其概率密度函数; Q_k 、 R_k 分别为过程噪声协方差矩阵和观测噪声协方差矩阵。

2.1 重要性函数的选取

为了提高粒子非线性变换精度,文中采用 UKF 算法作为重要性函数。根据 $k-1$ 步对应于第 i 个粒子估计均值 \hat{x}_{k-1}^i 和误差协方差矩阵 P_{k-1}^i ,采用 UKF 算法分别对系统状态粒子进行 Sigma 点采样^[20],如式(3)~式(5)所示:

$$\hat{x}^{i[m]k-1} = \hat{x}_{k-1}^i + \tilde{x}^{(i[m])} \quad m=1, \dots, 2L, \quad (3)$$

$$\tilde{x}^{(i[m])} = (\sqrt{LP_{k-1}^i})_m^T \quad m=1, \dots, L, \quad (4)$$

$$\tilde{x}^{(i[L+m])} = -(\sqrt{LP_{k-1}^i})_m^T, \quad m=1, \dots, L, \quad (5)$$

式中: $\hat{x}^{i[m]k-1}$ 为第*i*个粒子所对应的第*m*个Sigma点;*m*为样本点个数;*L*为模型状态维数。

将Sigma点 $\hat{x}^{i[m]k-1}$ 通过状态方程进行非线性变换,得到第*k*步第*i*个粒子所对应的第*m*个Sigma点 $\hat{x}_k^{i[m]}$ ^[20]:

$$\hat{x}_k^{i[m]} = f(\hat{x}^{i[m]k-1}, u_k), i=1, \dots, N; m=1, \dots, 2L, \quad (6)$$

通过加权统计,第*i*个粒子先验估计均值 $\hat{x}_{k|k-1}^i$ 为

$$\hat{x}_{k|k-1}^i = \sum_{m=1}^{2L} \omega_g^m \hat{x}_k^{i[m]}, i=1, \dots, N; m=1, \dots, 2L, \quad (7)$$

先验估计误差协方差 $P_{k|k-1}^i$ 为

$$P_{k|k-1}^i = \sum_{m=1}^{2L} \omega_c^m (\hat{x}_k^{i[m]} - \hat{x}_{k|k-1}^i) (\hat{x}_k^{i[m]} - \hat{x}_{k|k-1}^i)^T + Q_{k-1}, i=1, \dots, N; m=1, \dots, 2L, \quad (8)$$

式中: ω_g^m 和 ω_c^m 分别为第*m*个Sigma点的均值及协方差权值,即

$$\omega_g^m = \omega_c^m = \frac{1}{2L}, m=1, 2, \dots, 2L,$$

然后,将Sigma点 $\hat{x}_k^{i[m]}$ 通过观测方程进行观测更新,得到第*k*步第*i*个粒子所对应的第*m*个观测Sigma点 $\hat{y}_k^{i[m]}$:

$$\hat{y}_k^{i[m]} = h(\hat{x}_k^{i[m]}), \quad (9)$$

通过加权统计,第*i*个观测粒子估计均值 \hat{y}_k^i 为

$$\hat{y}_k^i = \sum_{m=1}^{2L} \omega_g^m \hat{y}_k^{i[m]}, \quad (10)$$

新息协方差 $P^{yik|k-1}$ 为

$$P^{yik|k-1} = \sum_{m=1}^{2L} \omega_c^m (\hat{y}_k^{i[m]} - \hat{y}_k^i) (\hat{y}_k^{i[m]} - \hat{y}_k^i)^T + R_k, \quad (11)$$

交叉协方差 $P^{xyik|k-1}$ 为

$$P^{xyik|k-1} = \sum_{m=1}^{2L} \omega_c^m (\hat{x}_k^{i[m]} - \hat{x}_{k|k-1}^i) (\hat{y}_k^{i[m]} - \hat{y}_k^i)^T, \quad (12)$$

卡尔曼增益 K_k^i 为

$$K_k^i = P^{xyi[m]k|k-1} (P^{yik|k-1})^{-1}, \quad (13)$$

利用最新的观测 y_k ,计算第*k*步第*i*个粒子估计的均值和协方差为

$$\hat{x}_k^i = \hat{x}_{k-1}^i + K_k^i (y_k - \hat{y}_k^i), \quad (14)$$

$$P_k^i = P_{k-1}^i - K_k^i P_k^i (K_k^i)^T. \quad (15)$$

可得到由第*k*步第*i*个粒子估计均值 \hat{x}_k^i 和协方差 P_k^i 所构成的AUPF算法重要性函数,然后从中进行粒子采样:

$$x_k^i \sim N(\hat{x}_k^i, P_k^i). \quad (16)$$

在整个过程中,AUPF算法通过UKF算法对非线性模型进行直接处理,得到算法的重要性函数,避免了繁琐的雅克比矩阵的求解,降低了计算复杂度,同时使得AUPF算法的重要性函数中包含最新的系统观测信息。

2.2 重要性权值的计算

当由公式(14)计算得到第*k*步粒子的估计值后,需要通过调整每一个粒子重要性权值,并将每个粒子权值进行归一化,以更好地逼近状态后验概率密度函数^[21]。归一化后的重要性权值为

$$\tilde{\omega}_k^i = \frac{\omega_k^i}{\sum_{j=1}^N \omega_k^j}, \quad (17)$$

式中, ω_k^i 为调整前粒子重要性权值,通过迭代计算。

$$\omega_k^i = \omega_{k-1}^i \frac{p(y_k | \hat{x}_k^i) p(\hat{x}_k^i | \hat{x}_{k-1}^i)}{q(\hat{x}_k^i | \hat{x}_{k-1}^i, y_{1:k})}, \quad (18)$$

式中: $p(\hat{x}_k | \hat{x}_{k-1})$ 为一步转移概率密度函数; $q(\hat{x}_k | \hat{x}_{k-1}, y_{1:k})$ 为重要性函数; $p(y_k | \hat{x}_k)$ 为似然概率密度

函数。

对于多元正态分布,可由似然概率密度 q_k^i 近似代替粒子的重要性权值^[22]:

$$q_k^i \sim \frac{1}{(2\pi)^{|R_k|} |1/2|} \exp\left(-\frac{[y_k - h(\hat{x}_k^i)]^T R_k^{-1} [y_k - h(\hat{x}_k^i)]}{2}\right). \quad (19)$$

2.3 辅助重采样

当得到新的粒子 \hat{x}_k^i 后,为了减小计算负荷,需要进行粒子重采样。首先,基于第 k 步的新的粒子集合,对第 k 步的粒子集合在 $[0, 1]$ 的均匀分布上产生一个随机数 μ 。然后,累加权值 ω_k^i ,直到累加的总和大于 μ 。当同时满足 $\sum_{s=1}^{j-1} \omega_k^s < \mu \leq \sum_{s=1}^j \omega_k^s$ 时,新的粒子 x_k^j 被设置为旧的粒子 x_k^i 。最后,通过统计得到第 k 步状态估计均值为

$$\hat{x}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{x}_k^i. \quad (20)$$

在重采样过程中,为增加粒子多样性、减小其中权值较小粒子有效信息的丧失,文中在标准 PF 算法基础上引入的辅助因子 λ ,重新计算粒子的观测似然函数为

$$\tilde{q}_k^i = \frac{(\lambda - 1) q_k^i + \bar{q}_k}{\lambda}, \quad (21)$$

式中: λ 为辅助因子,代表调整度; \bar{q}_k 为所有 q_k^i 的样本均值。

当 $\lambda \rightarrow +\infty$ 时,正则化的概率 \tilde{q}_k^i 和标准概率 q_k^i 相等;当 $\lambda = 1$ 时,所有的 \tilde{q}_k^i 均相等。式(21)表示,第 k 步的每一个粒子权值是在权值的样本均值基础上都乘以一个小于 1 的系数,即与标准重采样相比,带有辅助因子的重采样使得算法的粒子权值变小,增大处于概率密度函数尾部的粒子被采样的机会。因此,理论上辅助重采样可以更准确地逼近系统状态的后验概率分布,丰富粒子多样性,从而减弱粒子退化问题。AUPF 算法的流程图,如图 2 所示。

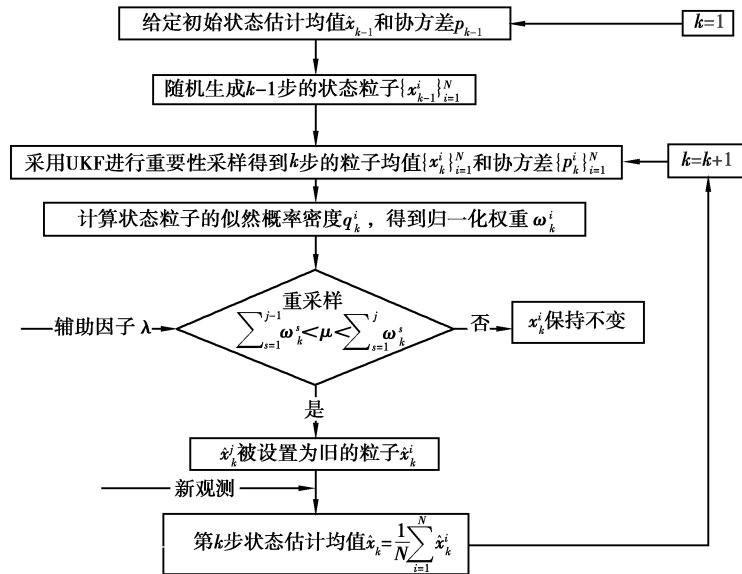


图 2 AUPF 算法流程

Fig. 2 Flow chart of the AUPF algorithm

3 基于辅助无迹粒子滤波算法的 Bouc-Wen 模型参数识别验证

AUPF 算法继承了 PF 算法原理,是一种完全的非线性估计器,可以识别任意非线性模型参数。Bouc-Wen 模型是一种具有代表性的强非线性模型,被广泛用来模拟结构和构件恢复力特性。文中以一单自由度 Bouc-Wen 模型为对象,给出应用 AUPF 算法进行非线性模型参数在线识别的具体实现方法,检验算法识别精度。结合结构运动方程,Bouc-Wen 模型如式(22)~式(24)所示:

$$\ddot{d} + 2\xi\omega_n\dot{d} + \alpha\omega_n^2z = 0, \quad (22)$$

$$\dot{z} = \dot{d} - \gamma|\dot{d}| |z|^{n-1}z - \beta\dot{d}|z|^n, \quad (23)$$

$$F = k_0z, \quad (24)$$

式中: d 、 \dot{d} 和 \ddot{d} 为质点位移、速度和加速度; ξ 为阻尼比, $\xi = c/(2\sqrt{k/m_0})$; k_0 为结构初始刚度; m_0 为质点质量; ω_n 为系统自振频率, $\omega_n = k_0/m_0$; z 为滞变位移; β 、 γ 、 n 为控制滞回曲线形状参数。

设 Bouc-Wen 模型参数真实取值为 $k_0 = 40$ kN/m, $\beta = 20$, $\gamma = 20$, $n = 1.1$; 对模型进行位移控制加载, 输入位移激励选用 1940 年 5 月 19 日 Imperial Valley 地震 El Centro (1940, NS) 台站测得的地面运动位移记录, 位移峰值调整为 10 cm, 如图 3 所示, 图中纵坐标 d 为位移。采用 4 阶 Runge-Kutta 数值积分方法计算 Bouc-Wen 系统恢复力, 积分步长 $\Delta t = 0.01$ s, 积分步数为 4 000 步。

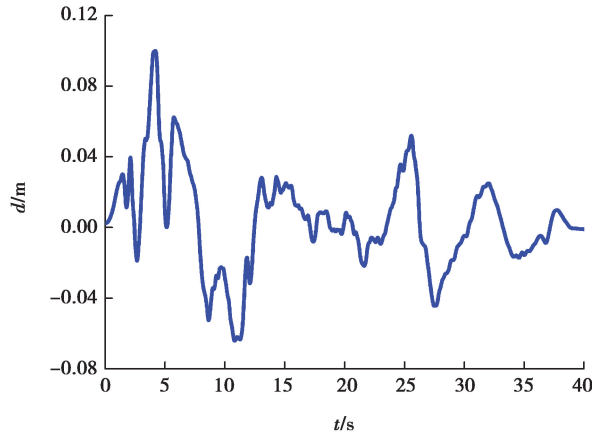


图3 位移加载时程曲线

Fig. 3 Displacement loading time curve

在结构加载过程中, 基于当前及之前步结构真实反应和系统输入, 采用 AUPF 算法在线识别 Bouc-Wen 模型参数, 并与 PF 算法、EPF 算法和 UPF 算法的识别结果进行对比, 用以验证 AUPF 算法参数识别精度。为了能够体现出改进算法在重要性采样及重采样的影响, 以上 4 种算法均采用相同的状态及参数设置。设系统状态为 $x = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5]^T = [z, k_0, \beta, \gamma, n]^T$; 系统的观测为 $y_k = R_k$, 其中, 下标 k 表示步数, R_k 为第 k 步的结构恢复力; 假定系统过程噪声 v_k 和观测噪声 w_k 都服从高斯分布, 即均值均为 0, 协方差分别为 Q 、 W 。AUPF 算法中辅助因子 λ 取 1.1。

假定状态估计初始值为 $x_0 = [0, 50, 15, 15, 2]^T$, 过程噪声协方差为 $Q = \text{diag}(10^{-8}, 0.045^2, 0.000\ 09^2, 0.000\ 01^2, 0.007^2)$, 观测噪声协方差为 $W = 0.015$ kN²; 状态估计误差初始协方差为 $P_0 = \text{diag}(10^{-6}, 113.9, 15.6, 12.7, 0.65)$ 。

系统状态方程为

$$\dot{x} = f(x, \dot{x}') = \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \\ \dot{x}_4 \\ \dot{x}_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{z} \\ k \\ \beta \\ \dot{\gamma} \\ \dot{n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{d} - x_3|\dot{d}| |x_1|^{x_5-1}x_1 - x_4\dot{d}|x_1|^{x_5} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + v_k, \quad (25)$$

式中: v_k 为过程噪声; \dot{d} 为实际加载速度, 通过对位移差分计算得到:

$$\begin{cases} \dot{d}_k = \frac{d_{k+1} - d_{k-1}}{2\Delta t}, & k = 1, 2, \dots, N-1; \\ \dot{d}_k = \frac{d_1 - d_0}{\Delta t}, & k = 0; \end{cases} \quad (26)$$

设系统观测方程为

$$y_k = F_k = x_{1,k}x_{2,k} + \omega_k \quad (27)$$

将基于 AUPF 算法、UPF 算法、EPF 算法和 PF 算法得到的 Bouc-Wen 模型在线参数识别结果进行对比,如图 4 所示。可以看出,对于 k_0 和 n 2 个参数的识别效果 4 种算法大致相同,基本都收敛到了真实值附近,且收敛速度大致相似,其中 AUPF 算法得到的识别值同真实值吻合度最好。PF 算法、EPF 算法、UPF 算法、AUPF 算法得到的参数 β 识别终值相对误差分别为 22.34%、14.95%、3.33%、2.46%,参数 γ 识别终值相对误差分别为 20.41%、17.25%、14.03%、5.58%。与其他 3 种算法结果相比,AUPF 算法提高了模型参数的识别精度,同时显著减小了参数识别值收敛过程波动幅度。由于 Bouc-Wen 模型参数 β 和 γ 为控制滞回环形状参数,本身无物理意义。在相同的模型输入下,不同参数 β 和 γ 的组合可以得到相同的模型输出,因此,导致反问题的参数识别值可能并不唯一,识别误差增大。AUPF 算法在重要性采样具有更高的非线性变换精度,在重采样过程中丰富了粒子多样性,有效削弱粒子退化。算法性能决定了算例识别结果的优劣,具有普遍意义。因此,当算例中的 Bouc-Wen 模型参数的真实值取值发生变化,在相同的条件下,4 种算法识别结果仍会有类似的规律,由于篇幅有限,没有给出采取其他参数真实值时的识别结果。

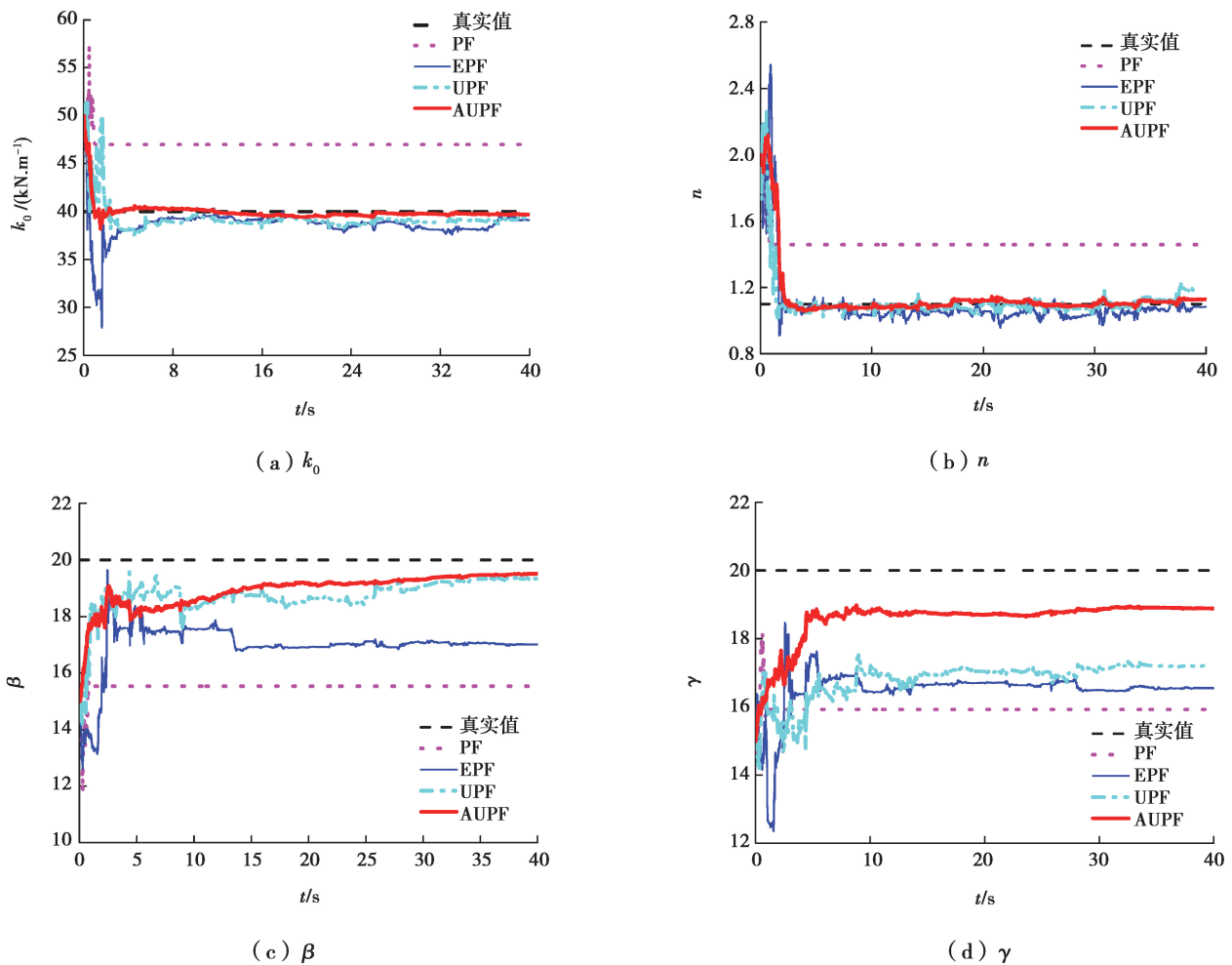


图 4 Bouc-Wen 模型参数识别值

Fig. 4 Identification values of Bouc-Wen model parameters

为了能定量评价算法识别精度,定义一次独立仿真的均方根误差(root-mean-square error, RMSE)为

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^M (\theta_k - \hat{\theta}_k)^2}{M}}, \quad (28)$$

式中: θ_k 为模型参数真实值; $\hat{\theta}_k$ 为由算法计算得到的参数识别值; M 为一次独立仿真的总步数。

PF 算法及其改进的 EPF 算法、UPF 算法和 AUPF 算法本质上均为随机性参数识别算法,4 种算法均基于蒙特卡洛随机采样方法,因此,即使在相同的参数初值条件下,每一种算法在每一次仿真得到的参数识别值都是不同的,即参数识别结果具有随机性。为了检验算法识别结果的随机性,采用 4 种滤波算法分别进行了 10 次独立仿真,统计识别结果来对比分析不同算法的识别精度和收敛性,更具有说服力。在本算例中的 10 次独立仿真中,系统输入、Bouc-Wen 模型初始参数和算法初始参数均相同,随机性主要来自算法生产粒子的随机性。4 种算法参数识别值的均方根误差与仿真次数的关系曲线如图 5 所示,图中的横坐标为仿真次数。

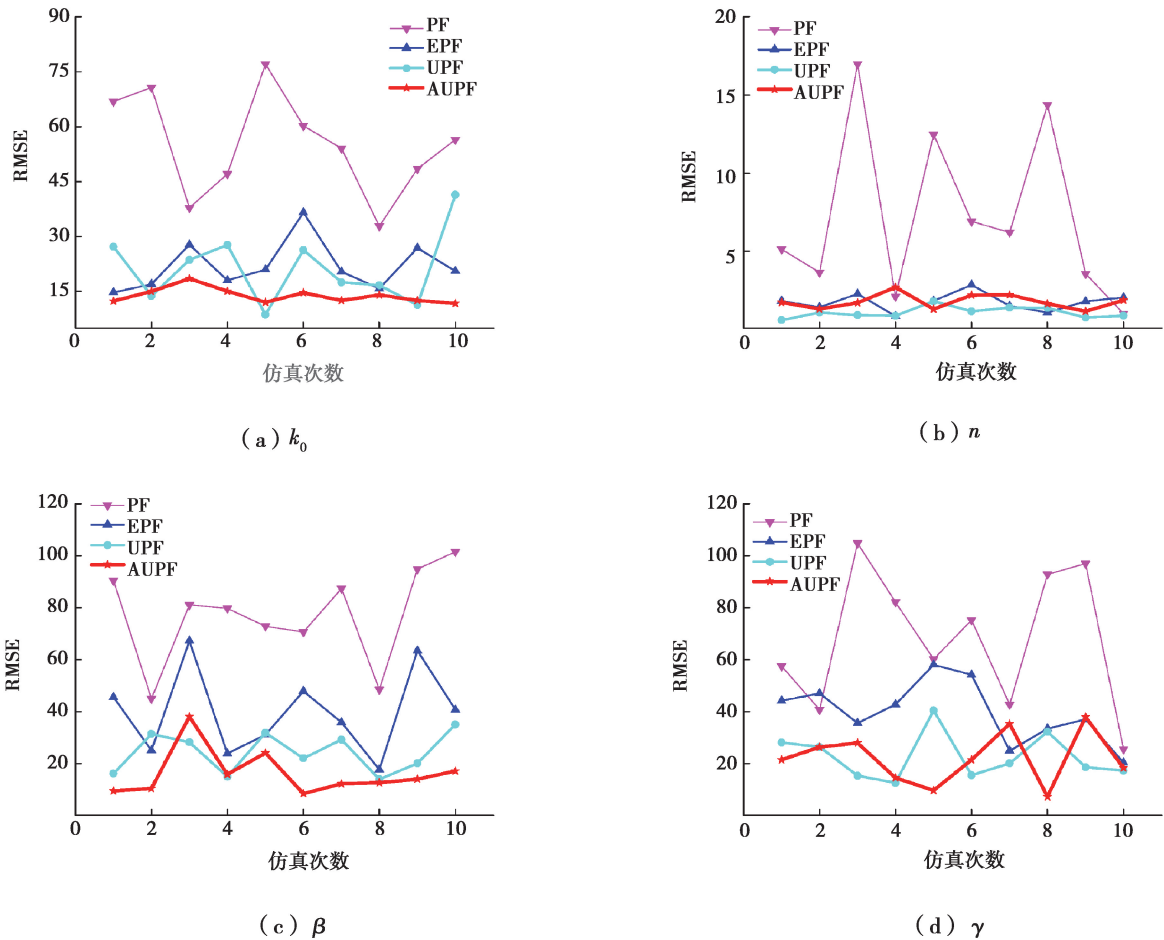


图 5 模型参数识别值均方根误差

Fig. 5 RMSEs of parameters identification values of Bouc-Wen model

可以看出,AUPF 算法的参数识别整体误差明显低于 PF 算法、EPF 算法和 UPF 算法,而且误差波动幅度显著降低。可见,由于 AUPF 算法利用最新观测信息修正粒子,同时通过引入辅助因子增加了粒子多样性。因此,AUPF 算法明显高于 PF 算法、EPF 算法和 UPF 算法的识别精度。

统计 10 次独立仿真在线参数识别值的均方根误差 RMSE 均值、相对误差 RE(relative error)均值如图 6 所示。可以明显看出,文中提出的 AUPF 算法的参数识别值均方根误差均值和相对误差均值整体上都小于 PF 算法、EPF 算法和 UPF 算法参数识别误差。AUPF 算法得到的 4 组参数识别值的均方根误差整体上都比 PF 算法、EPF 算法和 UPF 算法结果误差减小了 81.5%、37.7%和 8.0%,AUPF 算法得到的 4 组参数识别值的相对误差整体上比 PF 算法、EPF 算法和 UPF 算法结果误差减小了 87.3%、39.0%和 61.8%。由此可见,10 次仿真 4 组参数识别值的平均均方根误差和平均相对误差 2 种评价指标均表明 AUPF 算法精度均高于其它 3 种算法。需要注意的是,算法在取得较高参数识别精度同时,也需要付出更多的计算耗时。10 次仿

真 4 种算法的单步平均计算耗时如图 7 所示。其中, AUPF 算法与 UPF 算法的单步平均计算耗时几乎相同, 均为 0.20 s, 相当于标准粒子滤波算法耗时的 2 倍和 EPF 算法的 6 倍左右。其原因主要是由于 AUPF 算法和 UPF 算法在重要性采样时, 对于每一个粒子均值均需要采用 UKF 方法计算, 这将显著增加算法的计算耗时。

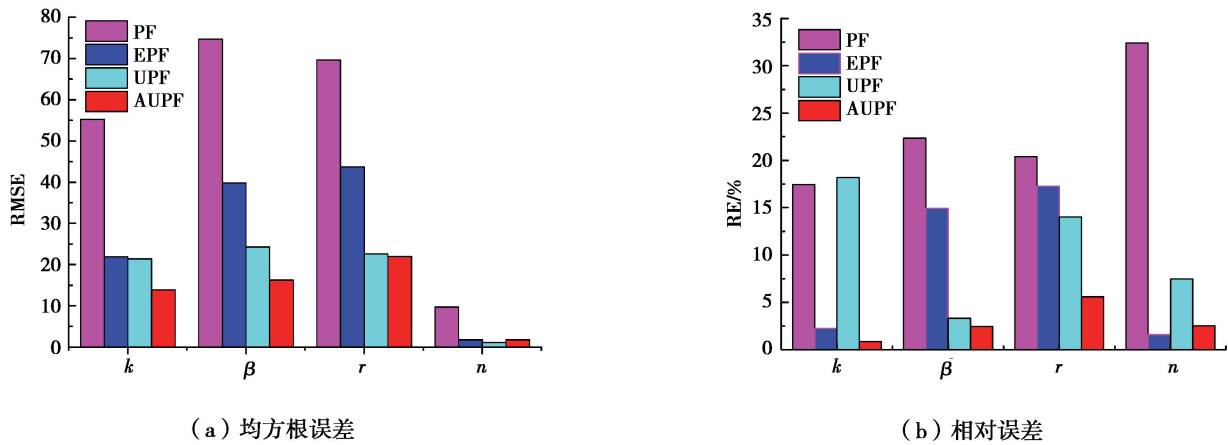


图 6 参数识别值均方根误差及相对误差均值

Fig. 6 Means of RMSEs and relative errors of parameters identification values

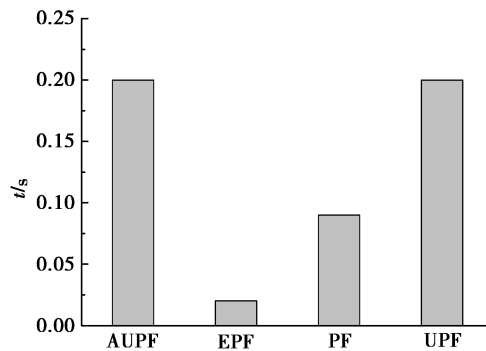


图 7 单步平均计算耗时

Fig. 7 Means of computing time-consuming in a single step

4 橡胶隔震支座参数识别

为了验证 AUPF 算法对于真实物理试验中进行参数识别的有效性, 采用直径为 300 mm 的铅芯橡胶隔震支座拟静力试验所测得的水平剪力和位移数据, 进行了在线模型参数识别。参数识别时, 假定隔震支座恢复力模型为 Bouc-Wen 模型。拟静力试验模型为 LRB300 铅芯橡胶隔震支座, 其质量分别为 81 kg 和 82 kg。铅芯橡胶隔震支座的设计承载力为 566 kN, 橡胶直径为 300 mm, 橡胶总厚度为 48 mm, 支座高度为 100 mm, 一次形状系数为 9.375, 二次形状系数为 6.250, 水平等效刚度为 1.017 kN/mm, 竖向刚度为 608 kN/mm。隔震支座实物如图 8 所示。试验在哈尔滨工业大学结构与力学实验中心完成, 试验加载设备是华龙 20 MN 动态压剪试验机, 竖向最大加载压力为 2 000 t, 行程为 ± 100 mm; 水平最大加载压力为 200 t, 行程为 ± 500 mm。试验机采样频率为 0.01 Hz。隔震支座在工作台上由 2 块挡板固定下连接板, 当工作台移动到试验位置附近时, 调节工作台使之居



图 8 LRB300 隔震支座实物图

Fig. 8 Physical drawing of LRB300 isolation bearing

中,并固定上连接板。

采用 AUPF 算法进行 Bouc-Wen 模型在线参数识别时,将真实物理试验中在当前步位移加载路径下的隔震支座位移测量值 d_k 和水平剪力 F_k 作为 AUPF 算法当前步的位移输入 d 和观测量 y_k 。AUPF 算法在每一步的参数识别时,仅需要用到当前步及之前步的输入和观测数据,并不需要利用试验结束后全部的试验数据。全部试验数据进行参数识别为离线识别,AUPF 算法为参数在线识别,因而具有更大的挑战性。设系统状态为 $x=[x_1, x_2, x_3, x_4, x_5]^T=[z, k_0, \beta, \gamma, n]^T$; 状态方程和观测方程分别为式(25)和式(27)。状态初值为 $x_0=[0 \ 1 \ 0.01 \ 0.01 \ 2]^T$,过程噪声协方差为 $Q=\text{diag}(10^{-8}, 10^{-8}, 10^{-8}, 10^{-8}, 10^{-8})$,观测噪声协方差为 $W=0.015 \text{ kN}^2$; 状态估计误差初始协方差为 $P=\text{diag}(10^{-6}, 100, 1, 1, 0.01)$ 。

橡胶隔震支座 Bouc-Wen 模型参数识别时程曲线如图 9 所示。参数的识别终值分别为: $k_0=0.382 \ 8 \text{ kN/mm}$ 、 $\beta=-0.007 \ 73$ 、 $\gamma=0.009 \ 6$ 和 $n=1.374 \ 37$ 。将 AUPF 算法识别得到的支座滞回曲线与试验真实滞回曲线进行对比,如图 10 所示。

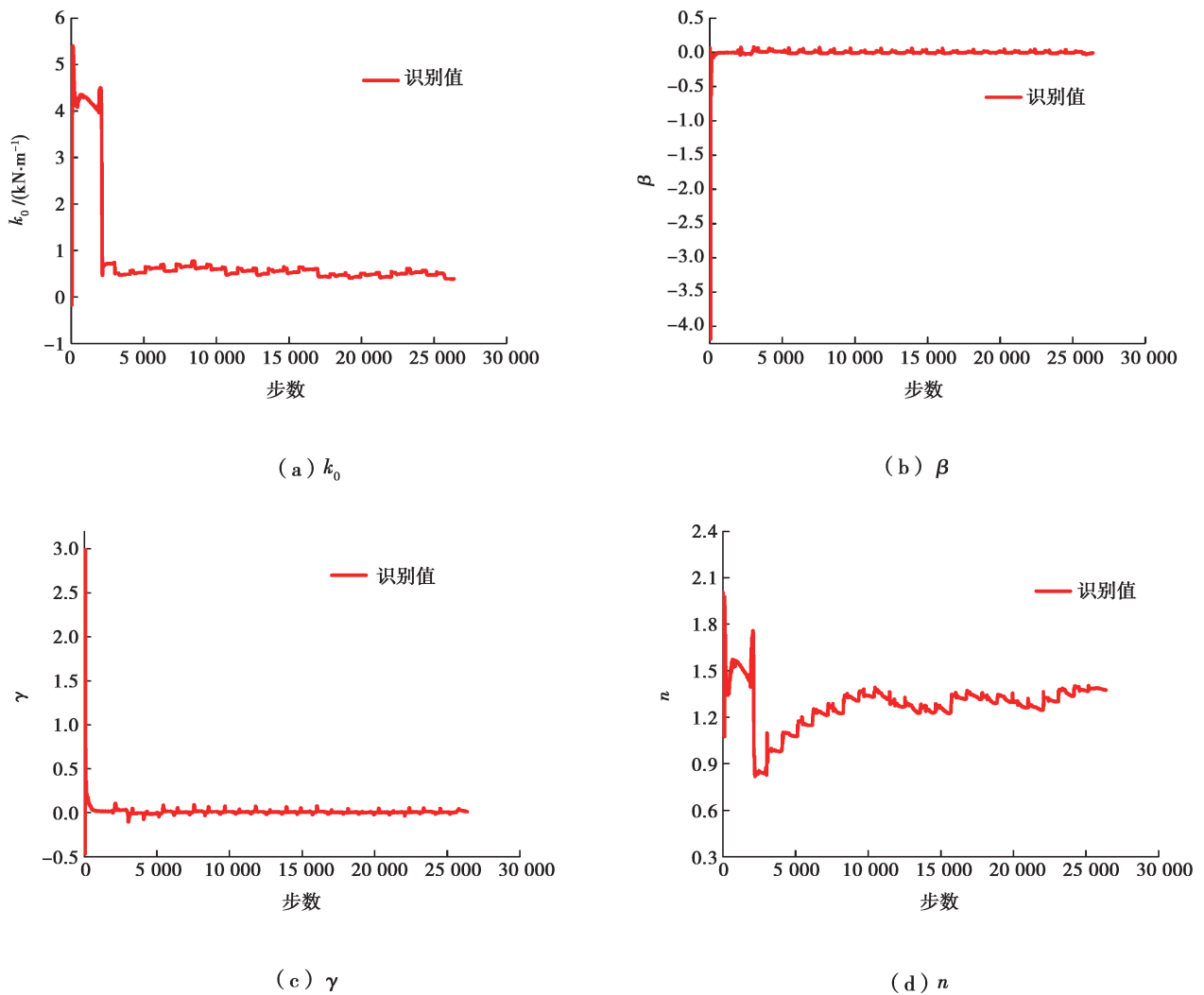


图 9 Bouc-Wen 模型参数识别值
Fig. 9 Parameter identification value of Bouc-Wen model

可以看出,当基于隔震支座真实试验数据采用 AUPF 算法进行在线参数识别时,除了 Bouc-Wen 模型参数 n 收敛较慢,模型参数 k_0 、 β 和 γ 均可以很快地收敛于稳定值。参数 n 识别值收敛较慢主要有两方面的原因:一是存在模型误差;二是模型具有强非线性。AUPF 算法是一种基于模型的参数识别算法,当假定模型与真实系统之间存在模型误差,就会降低算法识别精度。由图 4(b)可见,当识别算法中假定的系统模型和真

实系统模型均为相同的 Bouc-Wen 模型时,即算法不存在模型误差时,模型参数 n 的识别值收敛较快,基本可以收敛到参数的真实值,可见算法对参数 n 具有较好的识别效果。由图 9(d)可见,模型参数 n 的识别值具有一定的波动性,并没有很快地收敛于稳定值,其主要原因是由于识别算法采用 Bouc-Wen 模型来近似真实的隔震器的滞变关系仍存在一定模型误差,模型误差会降低识别算法的识别精度。另外,模型中的时变滞变位移 z 为参数 n 的指数函数,具有较高程度的非线性。以上原因导致参数 n 识别值具有时变性,以补偿模型误差的不利影响。

由于 Bouc-Wen 模型参数没有明确的物理意义,很难确定隔震支座所对应的模型参数真实值,因此并不能直接评价参数识别值的精度。为了验证识别参数准确性,将识别参数在线计算得到的水平恢复力和试验测量得到的恢复力进行对比,可以看出,滞回曲线识别值和实验值吻合较好,表明采用 AUPF 算法在线识别 Bouc-Wen 模型参数具有较高的识别精度,同时也表明 Bouc-Wen 模型可以很好地模拟铅芯橡胶隔震支座力学行为。

5 结 论

采用 AUPF 算法对一种强非线性 Bouc-Wen 模型进行了在线参数识别,分析了 AUPF 算法的精度和计算效率,得到以下结论。

1) 基于标准 PF 算法提出了一种改进的 AUPF 算法,采用 UKF 算法进行粒子重要性采样提高粒子非线性变化精度,同时引入辅助因子提高重采样粒子多样性,削弱粒子退化。

2) 与标准 PF 算法、EPF 算法以及 UPF 算法相比,提出的 AUPF 算法得到的 Bouc-Wen 模型参数识别值的均方根误差整体上减小了 81.5%、37.7% 和 8.0%,并能有效降低模型参数识别过程中的波动幅度,提高了强非线性模型在线参数识别精度。

3) AUPF 算法平均单步计算耗时为 0.20 s,与 PF 算法、EPF 算法相比,计算耗时有所增加。需考虑减少 UKF 算法重要性采样计算负荷,提高算法计算效率。

4) 采用铅芯橡胶支座拟静力试验数据,验证了 AUPF 算法在线识别 Bouc-Wen 模型参数方法的有效性。

参考文献:

- [1] 潘毅, 陈侠辉, 赵俊贤, 等. 基于剪力比的黏弹性阻尼腋撑-RC 框架结构设计方法[J]. 建筑结构学报, 2018, 39(S1): 79-86.
Pan Y, Chen X H, Zhao J X, et al. Seismic design method of RC frame structure with knee brace of viscoelastic damper based on shear ratio[J]. Journal of Building Structures, 2018, 39(S1): 79-86.(in Chinese)
- [2] 郭阳照, 潘毅, 吴体, 等. LRB-DSB 三维隔震系统的隔震效果分析[J]. 西南交通大学学报, 2018, 53(6): 1195-1204.
Guo Y Z, Pan Y, Wu T, et al. Analysis of LRB-DSB three dimensional isolation system's isolating effect[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2018, 53(6): 1195-1204.(in Chinese)
- [3] Wu B, Ning X Z, Xu G S, et al. Online numerical simulation: a hybrid simulation method for incomplete boundary conditions[J]. Earthquake Engineering & Structural Dynamics, 2018, 47(4): 889-905.
- [4] Ou G, Dyke S J, Prakash A. Real time hybrid simulation with online model updating: an analysis of accuracy[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 84: 223-240.
- [5] 关新春, 欧进萍. 磁流变耗能器的阻尼力模型及其参数确定[J]. 振动与冲击, 2001, 20(1): 5-8.
Guan X C, Ou J P. Magnetorheological damper's damping force model and the definition of its parameter[J]. Journal of Vibration and Shock, 2001, 20(1): 5-8.(in Chinese)

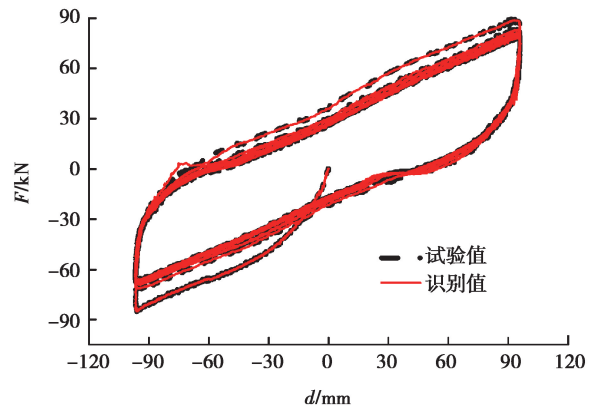


图 10 隔震支座滞回曲线

Fig. 10 Hysteresis curve of isolation bearing

- [6] Yang G, Wu B, Ou G, et al. H_y Test: platform for structural hybrid simulations with finite element model updating[J]. *Advances in Engineering Software*, 2017, 112: 200-210.
- [7] 王涛, 吴斌. 基于约束 UKF 模型更新的混合试验方法[J]. *地震工程与工程振动*, 2013, 33(5): 100-109.
Wang T, Wu B. Hybrid testing method based on model updating with constrained unscented Kalman filter[J]. *Journal of Earthquake Engineering and Engineering Vibration*, 2013, 33(5): 100-109.(in Chinese)
- [8] 王涛. 基于模型更新的土木结构混合试验方法[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014.
Wang T. Hybrid testing method for civil structures based on model updating[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2014. (in Chinese)
- [9] 李春来, 张海宇, 杨立滨, 等. 基于无迹卡尔曼滤波神经网络的光伏发电预测[J]. *重庆大学学报*, 2017, 40(4): 54-61.
Li C L, Zhang H N, Yang L B, et al. Photovoltaic power forecasting based on unscented Kalman filtering neural network [J]. *Journal of Chongqing University*, 2017, 40(4): 54-61.(in Chinese)
- [10] Shao X Y, Mueller A, Mohammed B A. Real-time hybrid simulation with online model updating: methodology and implementation[J]. *Journal of Engineering Mechanics*, 2016, 142(2): 04015074.
- [11] Wu B, Wang T. Model updating with constrained unscented Kalman filter for hybrid testing[J]. *Smart Structures and Systems*, 2014, 14(6): 1105-1129.
- [12] Zaritskii V, Svetnik V, Shimelevich L. Monte carlo techniques in problems of optimal information processing [J]. *Automation and Remote Control*, 1975, 36(3): 2015-2022.
- [13] Merwe R, Wan E. ReBEL-recursive bayesian estimation libaru [EB/OL]. (2006) [2009-07-25]. <http://choosh.cse.ogi.edu/rebel/>.
- [14] Gordon N J, Salmond D J, Smith A F M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation[J]. *IEEE Proceedings F Radar and Signal Processing*, 1993, 140(2): 107.
- [15] Zhang G Y, Cheng Y M, Yang F, et al. Particle filter based on PSO[C]//2008 International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA). October 20-22, 2008, Changsha, China. IEEE, 2008: 121-124.
- [16] 朱磊, 樊继壮, 赵杰, 等. 改进粒子滤波器的移动机器人同步定位与地图构建方法[J]. *重庆大学学报*, 2014, 37(4): 39-45.
Zhu L, Fan J Z, Zhao J, et al. A method for mobile robot SLAM based on modified particle filter[J]. *Journal of Chongqing University*, 2014, 37(4): 39-45.(in Chinese)
- [17] 李焯, 王建, 李青, 等. 基于粒子滤波器的结构损伤识别研究[J]. *建筑结构*, 2007, 37(S1): 281-284.
Li Y, Wang J, Li Q, et al. Particle filter based on structural system identification[J]. *Building Structure*, 2007, 37(S1): 281-284.(in Chinese)
- [18] 唐和生, 张伟, 陈睿, 等. 基于自适应粒子滤波的结构损伤识别[J]. *振动、测试与诊断*, 2008, 28(3): 211-215,299.
Tang H S, Zhang W, Chen R, et al. Structural damage identification method based on adaptive particle filtering[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2008, 28(3): 211-215,299.(in Chinese)
- [19] 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): 164-169.
Fan X P, Liu Y F, Lyu D G. On-line reliability prediction of bridges based on Gaussian particle filter[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2016, 48(6): 164-169.(in Chinese)
- [20] Dan Simon. 最优状态估计: 卡尔曼, H_∞及非线性滤波[M]. 张勇刚, 李宁, 奔粤阳, 译. 北京: 国防工业出版社, 2013.
Dan S. Optimal state estimation[M]. Zhang Y G, Li N, Ben Y Y, trans. Beijing: National Defense Industry Press, 2013.(in Chinese)
- [21] 胡士强, 敬忠良. 粒子滤波原理及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2010.
Hu S Q, Jing Z L. Particle filter principle and its application[M]. Beijing: Science Press, 2010.(in Chinese)
- [22] 朱志宇. 粒子滤波算法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2010.
Zhu Z Y. Particle filter algorithm and its application [M]. Beijing: Science Press, 2010.(in Chinese)