

DOI: 10.7511/jslx20220827004

基于改进无迹卡尔曼滤波器算法的 滞回模型参数识别研究

夏运达*

(上海市政工程设计研究总院(集团)有限公司, 上海 200082)

摘要:地震产生的周期荷载作用下, 钢混桥墩结构表现出滞回行为。为描述滞回行为, 研究者提出各类滞回模型, 其中 BWBN(Bouc-Wen-Baber-Noori)模型可以描述结构滞回行为的强度退化、刚度退化和捏拢效应等典型特征。此外, 无迹卡尔曼滤波器 UKF(unscented Kalman filter)算法是识别 BWBN 模型参数的高效方法, 但当参数初始值与真实值的偏差过大及缺乏对系统的整体估计时, UKF 算法识别过程受到局限。本文改进生成样本点规则, 提出改进 UKF 算法。数值模拟结果表明, 在无噪声条件下, 改进 UKF 算法识别得到的参数估计值与准确值的误差平均为 1.51%, 最大误差为 4%; 在 2% 均方根 RMS(root mean square) 高斯白噪声条件下, 误差平均为 5.43%, 最大误差为 18%; 在 5% RMS 高斯白噪声条件下, 误差平均为 8.9%, 最大误差为 26% 和 22%。改进 UKF 算法识别非线性滞回系统状态估计和 BWBN 模型参数更加准确和稳定。

关键词:滞回行为; BWBN 模型; 改进 UKF 算法; 状态估计; 参数识别

中图分类号: TU375.3; O302

文献标志码: A

文章编号: 1007-4708(2024)02-0403-06

1 引言

地震给人类活动带来巨大危害。地震发生时, 工程结构受到巨大的周期荷载。在周期荷载作用下, 钢混桥墩结构会表现出非线性滞回行为, 即恢复力与位移的关系曲线(滞回曲线)不是沿同一路径变化而是形成滞回环^[1-4]。

学者已经提出不同种类的模型来描述结构的滞回行为, 其中应用最广泛的是 Bouc-Wen 模型^[5,6]。在 Bouc-Wen 模型基础上, Baber 等^[7]发表的 BWBN(Bouc-Wen-Baber-Noori)模型可以描述滞回过程的典型特征, 包括强度退化、刚度退化和捏拢效应。文献^[8]研究表明, BWBN 模型可以较好模拟钢混桥墩在周期荷载下的滞回行为。文献^[9]对 Bouc-Wen 模型的推导以及发展进行了详细的总结。BWBN 模型之后, 如何识别 BWBN 模型的参数获得更多关注。

常用的 BWBN 模型参数识别方法有最小二乘法、无迹卡尔曼滤波器 UKF(unscented Kalman filter)算法和连续蒙特卡罗 SMC(Sequential Monte Carlo)算法^[10]。最小二乘法用于 BWBN 模型参数识别需要位移和速度测量的积累数据, 但

这些数据很难准确获得。SMC 算法适合处理非线性滞回系统, 需要大量样本点, 计算量过于庞大。UKF 算法基于经典的科学共识, 即近似非线性函数的概率密度分布比近似其本身更容易^[11], 减少计算量, 是目前处理复杂非线性系统的高效方法。但是 UKF 算法用于处理非线性系统时, 因为初始值与真实值的偏差过大以及缺乏对系统的整体估计, 在参数识别过程中的稳定性、收敛速度和准确追踪上, UKF 算法表现出局限性。UKF 算法可简单概括为生成样本点, 时间更新和测量更新。UKF 算法经过多年的研究和发展, 时间更新和测量更新规则已较为完善, 研究者一般从生成样本点规则出发, 以提高算法识别效率, 如文献^[4]引入了强跟踪滤波理念, 减少样本点生成次数, 提高了计算效率。本文通过改进生成样本点规则, 提出改进 UKF 算法, 通过数值模拟验证改进 UKF 算法在 BWBN 模型参数识别过程中可以得到准确的状态估计和模型参数。

2 Bouc-Wen-Baber-Noori 模型

对于一个单自由度 SDOF(single-degree-of-freedom)非线性滞回系统, BWBN 模型控制方程可表示为

$$m\ddot{x}(t) + c\dot{x}(t) + F[x(t), z(t); t] = f(t) \quad (1)$$

式中 $x(t)$ 为系统位移, $\dot{x}(t)$ 为速度, $\ddot{x}(t)$ 为加速

收稿日期: 2022-08-27; 修改稿收到日期: 2022-11-30.

作者简介: 夏运达* (1993-), 男, 硕士, 工程师
(E-mail: 836743129@qq.com).

度, m 为质量, c 为阻尼系数, $F[x(t), z(t); t]$ 为恢复力, $f(t)$ 为周期性外部激励。

恢复力 $F[x(t), z(t); t]$ 可表示为

$$F[x(t), z(t); t] = akx(t) + (1-\alpha)kz(t) \quad (2)$$

式中 $akx(t)$ 为弹性部分, $(1-\alpha)kz(t)$ 为滞回部分, k 为刚度系数, α 为屈服后刚度与初始刚度的比值 ($0 \leq \alpha \leq 1$), $z(t)$ 为虚拟的滞回位移。

系统位移 $x(t)$ 和滞回位移 $z(t)$ 的关系可表示为

$$\dot{z}(t) = \frac{h(z(t))}{\eta(\epsilon)} [A\dot{x}(t) - \nu(\epsilon)(\beta|\dot{x}(t)| |z(t)|^{n-1}z(t) + \gamma\dot{x}(t)|z(t)|^n)] \quad (3)$$

式中 $\epsilon(t) = \int_0^t z(t)\dot{x}(t)dt$, $\nu(\epsilon) = 1 + \delta_v\epsilon$

$$\eta(\epsilon) = 1 + \delta_\eta\epsilon$$

$$h(z(t)) = 1 - \zeta_1(\epsilon)e^{-(|z(t) \cdot \text{sign}(\dot{x}(t)) - qz_u|/\zeta_2^2(\epsilon))}$$

$$z_u = \left[\frac{A}{\nu(\epsilon)(\beta + \gamma)} \right]^{1/n}, \zeta_1(\epsilon) = \zeta_s(1 - e^{-p\epsilon})$$

$$\zeta_2(\epsilon) = (\Psi + \delta_\Psi\epsilon)(\lambda + \zeta_1(\epsilon))$$

式中 $\nu(\epsilon)$ 和 $\eta(\epsilon)$ 为强度退化函数和刚度退化函数,

$\epsilon(t)$ 正比于滞回消散能 $E(t) = \int_0^t (1-\alpha)kz(t)\dot{x}dt$, 用来度量退化函数; $h(z(t))$ 为捏拢效应函数, $A, \beta, \gamma, n, \delta_v, \delta_\eta, \zeta_s, q, p, \Psi, \delta_\Psi$ 和 λ 为常数。

BWBN 模型参数识别包括以上 $\alpha, A, \beta, \gamma, n, \delta_v, \delta_\eta, \zeta_s, q, p, \Psi, \delta_\Psi$ 和 λ 共 13 个参数。众多研究已达成共识, BWBN 模型中 A 是多余的参数, 在参数识别研究中一般设置 $A=1$ 。

3 改进 UKF 算法

地震发生时, 地震波与钢混桥墩结构组成一个复杂非线性动态系统。状态变量分析法一般是描述非线性动态系统的有效方法。状态变量是指能够代表地震波与钢混桥墩组成的系统任意时刻状态且变量数最少的变量组, BWBN 模型的位移 $x(t)$ 、速度 $\dot{x}(t)$ 、滞回位移 $z(t)$ 以及 12 个参数组成系统状态变量。系统选择状态变量, 列出状态方程和测量方程, 式(1)为状态方程, 式(3)为测量方程; 再设置初始状态和外部激励, 则得到状态方程和测量方程的解。

Kalman^[12] 在状态变量分析法基础上, 提出解决复杂系统滤波问题的算法, 即卡尔曼滤波器 KF (Kalman filter) 算法。算法核心可以概括为状态估计和测量反馈两步。系统利用上一时刻状态估计和现在时刻的测量来更新下一时刻状态估计。KF 算法的意义是在缺乏测量数据积累的情况下

可以获得系统相对准确的信息。KF 算法以最小均方差为估计的最优准则, 主要适用于线性条件较好的系统。Yun 等^[13] 将 KF 算法扩展到非线性系统, 即扩展卡尔曼滤波器 EKF (extended Kalman filter) 算法。EKF 算法的核心是将非线性函数线性化, 当处理非线性程度极大的系统, EKF 算法会导致巨大误差, 且运算量大。

UKF 算法^[14] 通过无迹 (Unscented) 变换用确定性样本点近似求解系统状态后验均值和协方差, 不对非线性函数本身近似, 无需进行非线性函数线性化, 计算精度高。

本文改进 UKF 算法如下。

假设一个状态变量 x 、平均值 \bar{x} 、协方差 P 传播通过以下非线性系统, 即

$$x_t = f(x_{t-1}) + v_t \quad (4)$$

非线性系统测量公式

$$y_k = h(x_t) + n_t \quad (5)$$

式中 v_t 和 n_t 为系统噪声和测量噪声, 对应协方差矩阵分别为 Q_t 和 R_t 。

在改进 UKF 框架下 (即用确定性样本点近似求解系统状态后验均值和协方差, 不对非线性函数本身近似), 基于 (4, 5) 的 x_t 递归估计通过以下步骤得到。

(1) 生成样本点。在 $t-1$ 时刻, 带有权重的确定性样本点按如下规则生成。

$$X_{0,t-1} = \bar{x}_{t-1}$$

$$X_{i,t-1} = \bar{x}_{t-1} + (\sqrt{(L+\tilde{\omega})P_{t-1}})_{i-1} / \bar{x}_{t-1}$$

$$(i = 2L, 2L-1, \dots, L+1)$$

$$X_{i,t-1} = \bar{x}_{t-1} - (\sqrt{(L+\tilde{\omega})P_{t-1}})_{i-1} / \bar{x}_{t-1}$$

$$(i = L+1, L+2, \dots, 2L) \quad (6)$$

$$\omega_0^{(b)} = o/(L+o), \omega_0^{(d)} = o/(L+o) + (1-\theta^2 + \vartheta)$$

$$\omega_i^{(b)} = \omega_i^{(d)} = 1/\{2(L+\tilde{\omega})\} \quad (i = 1, 2, \dots, 2L) \quad (7)$$

式中 X_i 表示点 σ , w_i 为点 σ 对应的权重, L 为变量 j 的维度, $\tilde{\omega} = \theta^2(L+\kappa) - L$ 为比例参数, θ 为 \bar{x} 周边的 σ 点的分散程度, 通常为正数 ($1e-4 < \theta < 1$), κ 为比例参数, 通常设置为 0。 ϑ 用来合并变量 j 的前验分布, $(\sqrt{P})_i$ 为矩阵平方根的第 i 行。

(2) 时间更新。样本点 X_i 传播通过非线性系统 (4) 和 (5) 时, 预测平均值和预测协方差按照如下规则计算。

$$X_{i|t-1} = f(X_{i,t-1}), \hat{x}_{\bar{t}} = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(b)} X_{i,t|t-1} \quad (8, 9)$$

$$P_{\bar{t}} = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(d)} [X_{i,t|t-1} - \hat{x}_{\bar{t}}][X_{i,t|t-1} - \hat{x}_{\bar{t}}]^T + Q_{\bar{t}} \quad (10)$$

$$X_{i|t-1}^* = [X_{0:2L,t|t-1} \ X_{0,t|t-1} + v\sqrt{Q_t} \ X_{0,t|t-1} - v\sqrt{Q_t}] \quad (11)$$

$$Y_{i|t-1}^* = h(X_{i|t-1}^*), \hat{y}_{\bar{i}} = \sum_{i=0}^{2L^\theta} \omega_i^{*(b)} Y_{i,t|t-1}^* \quad (12,13)$$

$$P_{yy,t} = \sum_{i=0}^{2L^\theta} \omega_i^{*(d)} [Y_{i,t|t-1}^* - \hat{y}_{\bar{i}}][Y_{i,t|t-1}^* - \hat{y}_{\bar{i}}]^T + R_t \quad (14)$$

$$P_{xy,t} = \sum_{i=0}^{2L^\theta} \omega_i^{*(d)} [X_{i,t|t-1}^* - \hat{x}_{\bar{i}}][Y_{i,t|t-1}^* - \hat{y}_{\bar{i}}]^T \quad (15)$$

式中 $L^\theta = 2L$, $v = \sqrt{L + \bar{\omega}}$, $\omega_i^{*(b)} = \omega_i^{*(d)} = 1 / \{2(L^\theta + \bar{\omega})\}$ ($i = 1, 2, \dots, 2L^\theta$)。

(3) 测量更新

$$X_t = P_{xy,t} P_{yy,t}^{-1} \quad (16)$$

$$\hat{x}_t = \hat{x}_{\bar{i}} + X_t (y_t - \hat{y}_{\bar{i}}) \quad (17)$$

$$P_t = P_t^- - X_t P_{yy,t} X_t^T \quad (18)$$

给定初始状态值 $\bar{x}_0 = E[x_0]$ 和 $P_0 = E[(x - \bar{x}_0)(x - \bar{x}_0)^T]$, 改进 UKF 算法就会执行。接着通过数值模拟研究改进 UKF 算法可否追踪得到准确的状态估计和 BWBN 模型参数。

4 数值模拟结果

数值模拟中, BWBN 模型参数准确取值如下, $\alpha = 0.6, \beta = 2, \gamma = 1, n = 2, \delta_v = 0.01, \delta_\eta = 0.005, \zeta_s = 0.8, q = 0.08, p = 1, \Psi = 0.2, \delta_\Psi = 0.005, \lambda = 0.1$ 。首先研究在无噪声条件下的 BWBN 模型参数识别过程, BWBN 模型参数设置的准确值、初始值和改进 UKF 算法追踪得到的参数估计值和相应误差列入表 1。由表 1 可知, 在无噪声条件下, 改进 UKF 算法追踪得到的参数估计值与准确值的误差平均为 1.51%, 误差最高为 4%。文献[15]

研究表明, 在无噪声条件下, UKF 算法追踪得到的参数估计值与准确值的误差平均为 1.9%, 最大误差为 6%。比较 UKF 算法和改进 UKF 算法的参数估计值误差, 在无噪声条件下, 改进 UKF 算法可以追踪得到更准确的非滞回系统的模型参数估计。在无噪声影响下, 参数估计误差较小, 非线性滞回系统状态估计的误差可以忽略。非线性滞回系统的状态估计主要包括速度估计、位移估计和滞回位移估计。在测量噪声条件下, 以下将完整研究滞回系统状态估计和 12 个参数识别过程。

为检验改进 UKF 算法在噪声影响下对非线性滞回系统状态估计和参数识别的准确性和稳定性, 将 2% RMS 高斯白噪声引入数值模拟的加速度反应和地震动加速(RMS 为噪声信号均方根, 表示信号能量的强弱, 本文将 2% RMS 高斯白噪声简单表达为 2% 噪声)。由表 1 可知, 在 2% 噪声条件下, 非线性滞回系统的 BWBN 模型参数识别的误差增大, 测量噪声使改进 UKF 算法追踪 BWBN 模型参数的过程产生不准确的收敛。由表 1 可知, 改进 UKF 算法追踪得到的 BWBN 模型参数估计值与准确值的误差平均为 5.43%, 误差最高为 18% (参数 δ_η)。图 1 是非线性滞回系统的位移模拟与位移估计、速度模拟与速度估计以及滞回位移模拟与滞回位移估计随时间的变化趋势。在 2% 噪声条件下, 非线性滞回系统的状态估计追踪识别过程中, 位移仿真与位移估计、仿真速度与速度估计以及仿真滞回位移与滞回位移估计出现偏差, 整体偏差较小, 状态估计追踪效果良好。改进 UKF 算法追踪 BWBN 模型 12 个参数的过程如图 2 所示。可以看出, 在 2% 噪声条件下, 12 个参数随着时间增加收敛于某一固定值, BWBN 模型参数的

表 1 BWBN 模型参数估计与误差

Tab. 1 Estimation and error of BWBN model parameters

| 参数 | 准确值 | 初始值 | 无噪声估计值 | 无噪声误差/% | 2%噪声估计值 | 2%噪声误差/% | 5%噪声估计值 | 5%噪声误差/% |
|---------------|-------|-------|--------|---------|---------|----------|---------|----------|
| α | 0.6 | 0.5 | 0.6029 | 0.48 | 0.6174 | 2.9 | 0.623 | 3.83 |
| β | 2 | 1 | 2.0131 | 0.66 | 2.0238 | 1.19 | 2.0914 | 4.57 |
| γ | 1 | 0.6 | 0.9941 | 0.59 | 0.9741 | 2.59 | 0.9656 | 3.44 |
| n | 2 | 1 | 2.0371 | 1.86 | 2.0825 | 4.13 | 2.1321 | 6.6 |
| δ_v | 0.01 | 0.004 | 0.0099 | 1 | 0.0096 | 4 | 0.0108 | 8 |
| δ_η | 0.005 | 0.002 | 0.0052 | 4 | 0.0041 | 18 | 0.0037 | 26 |
| ζ_s | 0.7 | 0.5 | 0.7089 | 1.27 | 0.7394 | 5.63 | 0.7624 | 8.91 |
| q | 0.03 | 0.01 | 0.0292 | 2.67 | 0.0284 | 5.33 | 0.031 | 3.33 |
| p | 1 | 0.5 | 1.017 | 1.7 | 1.0572 | 5.72 | 1.0746 | 7.46 |
| Ψ | 0.25 | 0.15 | 0.2499 | 0.04 | 0.2387 | 4.52 | 0.2335 | 6.6 |
| δ_Ψ | 0.005 | 0.001 | 0.0051 | 2 | 0.0045 | 10 | 0.0061 | 22 |
| λ | 0.1 | 0.04 | 0.0981 | 1.9 | 0.0989 | 1.1 | 0.106 | 6 |

识别效果较好。文献[15]研究表明,在2%噪声条件下,UKF算法追踪得到的模型参数估计误差平均值为7.16%,最大值为26%(参数 δ_η 和 δ_ψ)。与UKF算法的追踪结果相比,在2%噪声条件下,改进UKF算法可以更好捕捉准确的非线性滞回系统状态估计和BWBN模型参数。当初始值与真实

值的偏差过大以及缺乏对系统的整体估计时,UKF算法在参数识别过程中的收敛速度和追踪准确性受到限制。使用改进UKF算法识别,当样本点传播通过非线性滞回系统时可以更好捕捉状态变量的平均值和协方差,相应提高计算精度,BWBN模型参数的初始值与准确值误差较大时也可快

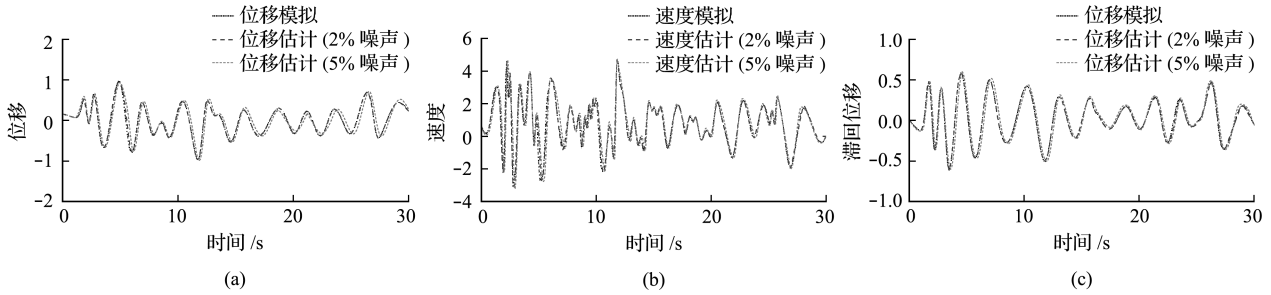


图1 非线性滞回系统状态估计
Fig. 1 State estimation of the nonlinear hysteresis system

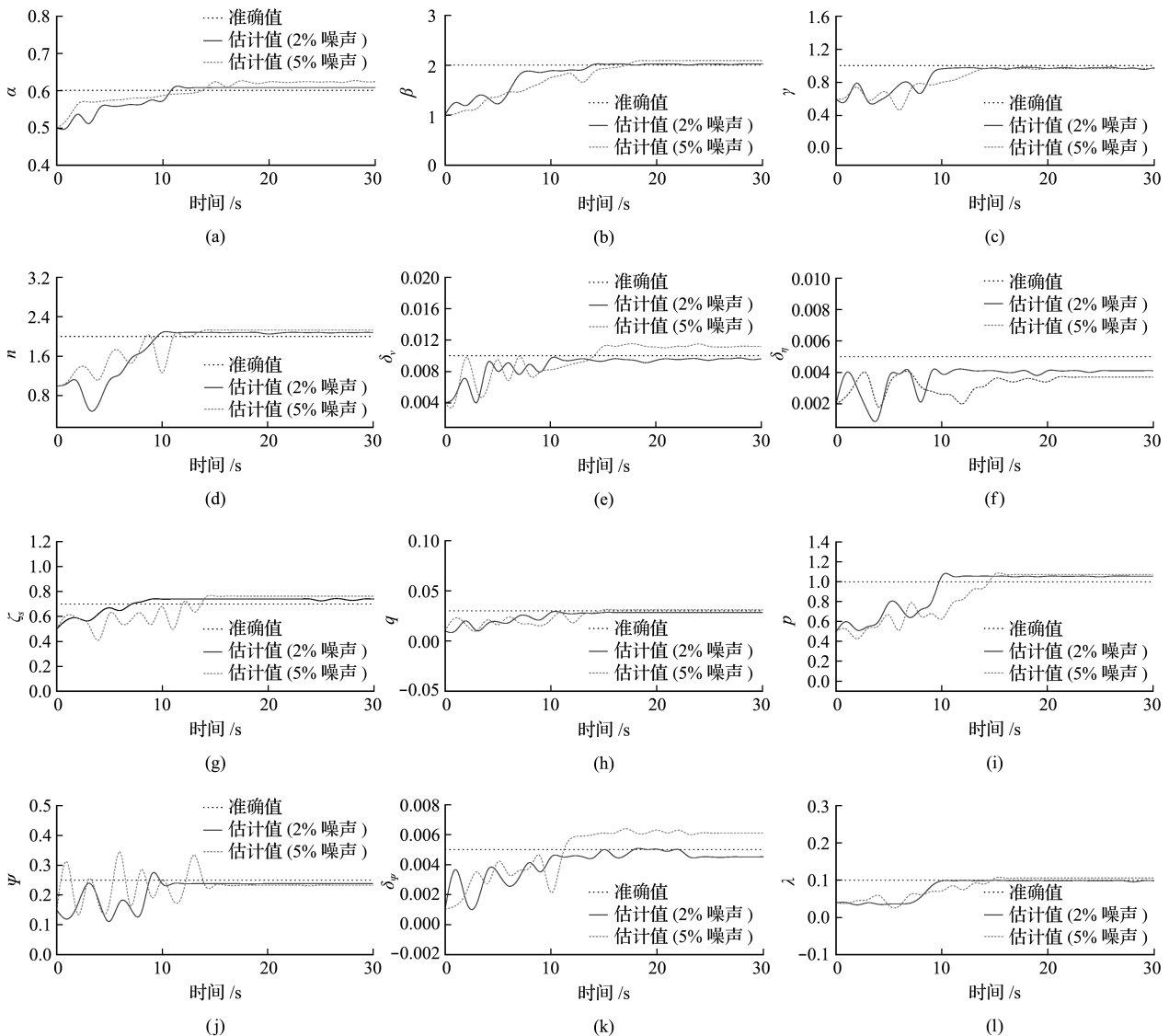


图2 BWBN模型参数识别
Fig. 2 Identification of BWBN model parameters

速收敛。

最后将更大级别的 5% 噪声引入数值模拟的加速度反应和地震加速度。图 1 包含 5% 噪声条件下非线性滞回系统的位移模拟与位移估计、速度模拟与速度估计以及滞回位移模拟与滞回位移估计随时间的变化趋势。在 5% 噪声条件下, 非线性滞回系统的状态估计追踪识别过程中, 位移仿真与位移估计、仿真速度与速度估计以及仿真滞回位移与滞回位移估计出现偏差, 整体抗噪声能力较强。由表 1 可知, 在 5% 噪声条件下, 改进 UKF 算法追踪 BWBN 模型参数的误差进一步增大。由表 1 可知, 改进 UKF 算法追踪识别得到的参数估计值与准确值的误差平均为 8.9%, 误差最高为 26% 和 22% (参数 δ_{η} 和 δ_{ψ})。图 2 包括 5% 噪声条件下的改进 UKF 算法追踪 BWBN 模型 12 个参数的过程中, BWBN 模型参数随着时间增加收敛到某一固定值, 收敛速度慢于 2% 噪声条件下的参数收敛速度。通过 2% 噪声和 5% 噪声两种条件的数值模拟分析比较, 改进 UKF 算法追踪识别过程在测量噪声影响下稳定性强且抗噪声性强。

5 结 论

本文提出改进 UKF 算法, 通过数值模拟无噪声、2% RMS 高斯白噪声和 5% RMS 高斯白噪声三种条件获得数值模拟结果, 得到以下结论。

(1) 在无噪声条件下, 改进 UKF 算法识别得到的参数估计值与准确值的误差平均为 1.51%, 误差最高为 4%, 改进 UKF 算法能够追踪得到更准确的 BWBN 模型参数估计。

(2) 在 2% RMS 高斯白噪声条件下, 改进 UKF 算法识别得到的参数估计值与准确值的误差平均为 5.43%, 误差最高为 18%, 改进 UKF 算法追踪 BWBN 模型 12 个参数准确性强于 UKF 算法, 非线性滞回系统的位移模拟与位移估计、速度模拟与速度估计以及滞回位移模拟与滞回位移估计出现的偏差整体较小。

(3) 在 5% RMS 高斯白噪声条件下, 改进 UKF 算法识别得到的参数估计值与准确值的误差平均为 8.9%, 误差最高为 26% 和 22%, 改进 UKF 算法追踪 BWBN 模型 12 个参数的过程中, BWBN 模型参数可以收敛到某一固定值, 收敛速度慢于 2% 噪声条件下的参数收敛速度, 非线性滞回系统的位移模拟与位移估计、速度模拟与速度估计以及滞回位移模拟与滞回位移估计在 5% 噪声条件下

的误差表明改进 UKF 算法抗噪性较强。

(4) 改进 UKF 算法对钢混桥墩和地震波组成的非线性滞回系统的状态估计识别和参数识别更加准确, 在测量噪声影响下也更加稳定。钢混桥墩结构系统参数变化反应其损伤状态, 准确的模型参数识别可以让检测人员提前判断结构系统出现损伤的位置及程度, 模型参数识别精度的提升仍是未来研究的重点。

参考文献(References):

- [1] 孙国华, 顾强, 方有珍, 等. 半刚接钢框架内填暗竖缝混凝土剪力墙结构的简化滞回分析模型 [J]. 计算力学学报, 2016, **33**(2): 223-230. (SUN Guo-hua, GU Qiang, FANG You-zhen, et al. Composite inclined strut hysteretic model for partially-restrained steel frame with concealed vertical slit reinforced concrete infill walls [J]. *Chinese Journal of Computational Mechanics*, 2016, **33**(2): 223-230. (in Chinese))
- [2] 徐严钢, 朱海涛, 柳国环, 等. 基于 state-space-split 法的滞回非线性系统随机动力响应分析 [J]. 计算力学学报, 2021, **38**(1): 1-7. (XU Yan-gang, ZHU Hai-tao, LIU Guo-huan, et al. Stochastic dynamic response analysis of hysteretic nonlinear systems based on state-space-split method [J]. *Chinese Journal of Computational Mechanics*, 2021, **38**(1): 1-7. (in Chinese))
- [3] 曹胜涛, 李志山, 刘付钧, 等. 基于 Bouc-Wen 模型的消能减震结构显式非线性时程分析 [J]. 工程力学, 2019, **36**(S1): 17-24. (CAO Sheng-tao, LI Zhi-shan, LIU Fu-jun, et al. Explicit nonlinear time history analysis of energy dissipation structures based on Bouc-Wen model [J]. *Engineering Mechanics*, 2019, **36**(S1): 17-24. (in Chinese))
- [4] 张浩. 基于强跟踪无迹卡尔曼滤波的结构时变参数识别 [D]. 兰州理工大学, 2016. (ZHANG Hao. Structural Time-Varying Parameter Identification Based on Strong Tracking Unscented Kalman Filter [D]. Lanzhou University of Technology, 2016. (in Chinese))
- [5] Bouc R. Forced vibration of mechanical systems with hysteresis [A]. Proceedings of the 4th International Conference on Nonlinear Oscillation [C]. 1967.
- [6] Wen Y K. Method for random vibration of hysteretic systems [J]. *Journal of the Engineering Mechanics Division*, 1976, **102**(2): 249-263.
- [7] Baber T T, Noori M N. Random vibration of degrading, pinching systems [J]. *Journal of Engineering Mechanics*, 1985, **111**(8): 1010-1026.
- [8] 韩强, 董慧慧, 郭捷. 考虑强度和刚度退化及捏拢效应的钢筋混凝土桥墩滞回模型及其参数识别 [J].

- 振动工程学报, 2015, **28**(3): 381-393. (HAN Qiang, DONG Hui-hui, GUO Jie. Hysteresis model and parameter identification of RC bridge piers considering strength and stiffness degradation and pinching effect [J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2015, **28**(3): 381-393. (in Chinese))
- [9] Ismail M, Ikhouane F, Rodellar J. The hysteresis Bouc-Wen model, a survey [J]. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2009, **16**(2): 161-188.
- [10] Ortiz G A, Alvarez D A, Bedoya-Ruiz D. Identification of Bouc-Wen type models using multi-objective optimization algorithms [J]. *Computers & Structures*, 2013, **114-115**: 121-132.
- [11] Xie Z B, Feng J C. Real-time nonlinear structural system identification via iterated unscented Kalman filter [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2012, **28**: 309-322.
- [12] Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems [J]. *Journal of Basic Engineering*, 1960, **82**(1): 35-45.
- [13] Yun C B, Shinozuka M. Identification of nonlinear structural dynamic systems [J]. *Journal of Structural Mechanics*, 1980, **8**(2): 187-203.
- [14] Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2004, **92**(3): 401-422.
- [15] Wu M L, Smyth A. Real-time parameter estimation for degrading and pinching hysteretic models [J]. *International Journal of Non-Linear Mechanics*, 2008, **43**(9): 822-833.

Research on the identification of hysteresis model parameters based on the modified unscented Kalman filter algorithm

XIA Yun-da*

(Shanghai Municipal Engineering Design Institute (Group) Co., Ltd., Shanghai 200082, China)

Abstract: The structure of reinforced concrete bridge pier exhibits hysteresis behavior when subject to cyclic loadings produced by earthquakes. To describe the hysteresis behavior, researchers have proposed various hysteresis models, among which BWBN (Bouc-Wen-Baber-Noori) model can describe typical characteristics including strength degradation, stiffness degradation and the pinching effect. Besides, UKF (unscented Kalman filter) algorithm is an efficient method to identify parameters of BWBN model but its identification process is restrictive when the deviation between the initial and real values of parameters is big enough and lacking of overall estimation for the system. In the paper, the rule of generating sample points is modified and the modified UKF algorithm is proposed. The numerical simulation results show that the average error between estimated and real value of parameters is 1.51% and the maximum error is 4% with no noise; the average error is 5.43% and the maximum error is 18% with 2% RMS (root mean square) Gaussian white noise; the average error is 8.9% and the maximum error is 26% or 22% with 5% RMS Gaussian white noise. The modified UKF algorithm is more accurate and robust to identify the state estimation of a non-linear hysteresis system and parameters of a BWBN model.

Key words: hysteresis behavior; BWBN model; modified UKF algorithm; state estimation; parameter identification

引用本文/Cite this paper:

夏运达. 基于改进无迹卡尔曼滤波器算法的滞回模型参数识别研究 [J]. 计算力学学报, 2024, **41**(2): 403-408.

XIA Yun-da. Research on the identification of hysteresis model parameters based on the modified unscented Kalman filter algorithm [J]. *Chinese Journal of Computational Mechanics*, 2024, **41**(2): 403-408.