

基于改进 UKF 的非线性结构荷载和参数同步识别*

王 振¹, 辛 宇^{1,2}, 王佐才^{1,2}, 袁子青¹

(1. 合肥工业大学土木与水利工程学院 合肥, 230009)

(2. 安徽省基础设施安全检测与监测工程实验室 合肥, 230009)

摘要 传统无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, 简称 UKF)方法在非线形结构参数识别过程中, 通常要求结构的输入已知, 当非线性结构的输入难以测量或测量误差较大时, 该方法的应用将受到限制。为了对未知激励作用下的非线性结构参数进行识别, 提出一种基于改进 UKF 的非线性结构荷载和参数同步识别方法。该方法在系统状态更新过程中, 利用结构响应和参数的当前预测值, 对输入荷载进行初步估计, 并结合系统状态的估计值对输入荷载进行识别。为降低测量噪声对非线性系统识别结果的影响, 采用在 UKF 方法中嵌入卡尔曼滤波器(Kalman filter, 简称 KF), 对测量噪声协方差矩阵进行同步优化, 确保非线性结构荷载和参数识别的精确性。分别对地震激励下的单自由度和 5 自由度 Bouc-Wen 滞回模型进行数值模拟, 验证了该方法的可行性和准确性。结果表明, 改进的 UKF 方法能够有效地实现非线性结构未知荷载和模型参数的同步识别。

关键词 无迹卡尔曼滤波; 非线性结构; 未知荷载识别; 非线性参数识别
中图分类号 O322; TH113

引 言

工程结构在服役期间会遭遇各类不同的荷载激励, 当结构处于较低水平荷载激励时, 结构的行为符合线弹性假定^[1]。然而, 当其遭遇地震、强风等强荷载激励时, 结构在一定程度上表现出较强的非线性动力学行为, 其振动响应也表现出非平稳特性。利用基于振动响应的健康监测技术识别非线性结构的特征参数, 不仅为非线性结构的损伤诊断提供重要支撑, 同时对结构的安全评估具有重要意义^[2-3]。然而在实际应用中, 对于随机性较强的地震荷载, 往往难以利用传感器设备精确获得结构外荷载的全部特征。因此, 如何在输入荷载未知的情况下, 开展非线性结构参数识别已成为结构健康监测领域亟待解决的一个难题。

近年来, 国内外学者在未知荷载作用下结构参数识别研究领域已取得一定的成果。李杰等^[4]将结构基底作用力作为识别过程的修正因子, 提出全量补偿法和统计平均算法, 并利用结构的动力响应数据识别出系统的物理参数, 并反演地震动输入。Lu 等^[5]利用基于动态响应灵敏度的模型修正方法实现了对外荷载及系统参数的同步识别。Chen 等^[6]提

出了一种具有修正功能的迭代识别方法, 将外部激励的空间信息转化为数学条件, 通过运动方程对未知力矢量进行预测和修正, 再基于修正后的输入力矢量对结构参数进行估计, 并利用数值模拟验证了该方法的可行性。但当外荷载激励较强时, 结构往往表现出非线性行为, 此时上述线性系统识别方法将不再适用。

随着扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, 简称 EKF)^[7]和 UKF 方法^[8]的提出, 基于时域信号的非线性结构参数识别技术得到了快速发展。相较于 EKF, UKF 以无迹变换来近似计算非线性系统状态的后验均值和协方差, 有效避免了雅克比矩阵的计算问题, 显著提高了计算效率, 并且在强非线性模型参数识别方面表现出优越性^[9]。因此, 在非线形系统识别中, UKF 方法得到了广泛应用^[10-11]。文献[12-14]提出了一种基于 UKF 的两阶段识别方法, 首先利用最小二乘算法估计系统的外部荷载和子结构参数, 再进一步结合传统 UKF 方法对系统的非线性参数进行识别。尽管该方法能够实现未知激励下的非线性系统识别, 但需要将系统的全部动力响应作为观测量。Ding 等^[15]通过正交多项式对未知激励进行分解, 并将正交多项式的系数作为未知参数

* 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(JZ2021HGQA0248, JZ2020HGPPB0117); 国家自然科学基金优秀青年科学基金资助项目(51922036); 安徽省重点研发计划资助项目(1804a0802204)

收稿日期: 2021-10-26; 修回日期: 2021-12-26

进行识别,但该方法需要识别的未知参数数量过多,导致其计算效率较低。为了实现非线性参数和未知激励的同步识别,文献[16-17]提出了一种基于改进 UKF 的非线性系统识别方法,利用递归非线性最小二乘方法对未知激励进行同步更新,能够有效地实现非线性系统参数和未知激励的同步识别,但当测量噪声水平较高时,该方法往往难以收敛到真实值。

笔者在传统 UKF 方法的基础上,提出了一种改进 UKF 的荷载和参数识别方法,能够有效实现结构状态参数与未知输入的同步识别。此外,为了降低测量噪声的影响,改善滤波器的跟踪性能,本研究进一步在提出的 UKF 框架中嵌入线性卡尔曼滤波器,对测量噪声协方差矩阵进行同步优化。通过数值模拟验证了方法的可行性和精确性。

1 UKF 算法流程

假定离散非线性系统为

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = f(\mathbf{X}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{z}_k = h(\mathbf{X}_k) + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (1)$$

其中: k 为离散时间; $f(\cdot)$ 为非线性状态方程; $h(\cdot)$ 为非线性测量函数; \mathbf{X}_k 为 n 维系统状态向量; \mathbf{z}_k 为 m 维测量向量; \mathbf{u}_{k-1} 为输入向量; $\mathbf{v}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k)$ 为过程噪声,服从高斯分布; $\mathbf{w}_k \sim N(0, \mathbf{R}_k)$ 为观测噪声,服从高斯分布。

基于式(1)的 UKF 状态估计过程如下。

1) 初始化系统状态统计特性

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_0 = E(\mathbf{X}_0) \\ \mathbf{P}_0 = \text{Var}(\mathbf{X}_0) = E\left[(\mathbf{X}_0 - \hat{\mathbf{X}}_0)(\mathbf{X}_0 - \hat{\mathbf{X}}_0)^T\right] \end{cases} \quad (2)$$

2) 选择采样策略,并计算 sigma 点 $\xi_{i,k-1} (i = 0, 1, \dots, 2n)$, 即

$$\begin{cases} \xi_{0,k-1} = \hat{\mathbf{X}}_{k-1} \\ \xi_{i,k-1} = \hat{\mathbf{X}}_{k-1} + \left(\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}}\right)_i \quad (i = 1, 2, \dots, n) \\ \xi_{i+n,k-1} = \hat{\mathbf{X}}_{k-1} - \left(\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}}\right)_i \end{cases} \quad (3)$$

3) 时间更新

$$\gamma_{i,k-1} = f(\xi_{i,k-1}, \mathbf{u}_{k-1}) \quad (4)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_{k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^m \gamma_{i,k-1} \quad (5)$$

$$\mathbf{P}_{k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^c (\gamma_{i,k-1} - \hat{\mathbf{X}}_{k-1})(\gamma_{i,k-1} - \hat{\mathbf{X}}_{k-1})^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (6)$$

4) 测量更新

$$\chi_{i,k-1} = h(\gamma_{i,k-1}, \mathbf{u}_k) \quad (7)$$

$$\hat{\mathbf{z}}_{k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^m \chi_{i,k-1} \quad (8)$$

$$\mathbf{P}_{z,k} = \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^c (\chi_{i,k-1} - \hat{\mathbf{z}}_{k-1})(\chi_{i,k-1} - \hat{\mathbf{z}}_{k-1})^T + \mathbf{R}_k \quad (9)$$

$$\mathbf{P}_{xz,k} = \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^c (\gamma_{i,k-1} - \hat{\mathbf{X}}_{k-1})(\chi_{i,k-1} - \hat{\mathbf{z}}_{k-1})^T \quad (10)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_{k-1} + \mathbf{K}_k(\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k-1}) \quad (11)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{xz,k} \mathbf{P}_{z,k}^{-1} \quad (12)$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{z,k} \mathbf{K}_k^T \quad (13)$$

其中: $\hat{\mathbf{X}}_{k-1}$ 和 $\hat{\mathbf{z}}_{k-1}$ 分别为状态预测值和测量预测值; \mathbf{P}_{k-1} 为状态预测协方差矩阵; $\mathbf{P}_{z,k}$ 和 $\mathbf{P}_{xz,k}$ 分别为测量预测协方差矩阵和互协方差矩阵; \mathbf{K}_k 为增益矩阵。

上述计算过程中的参数取值为

$$\begin{cases} \mathbf{W}_i^m = \begin{cases} \lambda/(n+\lambda) & (i=0) \\ 1/2(n+\lambda) & (i \neq 0) \end{cases} \\ \mathbf{W}_i^c = \begin{cases} \lambda/(n+\lambda) + 1 + \beta - \alpha^2 & (i=0) \\ 1/2(n+\lambda) & (i \neq 0) \end{cases} \end{cases} \quad (14)$$

其中: $\lambda = \alpha^2(n + \kappa) - n$, $\alpha (0 \leq \alpha \leq 1)$ 为比例缩放因子,对于强非线性系统, α 通常取一个较小的值; κ 为比例参数,一般取 $\kappa = 3 - n$ 或 0 ; β 为非权重系数,如果是高斯分布, $\beta = 2$ 为最优值; n 为状态变量维数。

2 基于改进 UKF 的非线性结构荷载及参数同步识别

2.1 荷载及参数同步识别方法

对于具有多自由度的非线性系统,其运动方程可表示为

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{x}} + \mathbf{C}\dot{\mathbf{x}} + \mathbf{R}(\mathbf{x}, \boldsymbol{\theta}) = \mathbf{L}\mathbf{u} \quad (15)$$

其中: \mathbf{M} , \mathbf{C} 分别为结构的质量矩阵和阻尼矩阵; \mathbf{x} , $\dot{\mathbf{x}}$, $\ddot{\mathbf{x}}$ 分别为结构的位移、速度、加速度响应向量; $\boldsymbol{\theta}$ 为未知结构参数向量; $\mathbf{R}(\mathbf{x}, \boldsymbol{\theta})$ 为系统恢复力; \mathbf{u} 为外荷载; \mathbf{L} 为荷载分布向量。

在输入荷载未知情况下,使用 UKF 方法对结构

状态和参数进行同步识别时,在 k 时间步,状态量更新完成后,采用预测状态量和测量值结合运动方程,对未知输入进行估计,即

$$\mathbf{u}_k \approx G(\dot{\mathbf{x}}_k^o, \dot{\mathbf{x}}_k^p, \mathbf{x}_k^p, \dots) \quad (16)$$

其中: o 和 p 分别为测量值和预测值; $G(\cdot)$ 为非线性函数, $G(\cdot)$ 中包含预估参数,需要在每一步进行更新。

在时间更新步中,利用 $k-1$ 步状态量 \mathbf{X}_{k-1} 和输入 \mathbf{u}_{k-1} ,对 k 步状态进行预测,将状态预测值和测量值代入式(16)中,即可得到 \mathbf{u}_k 的估计值。将 \mathbf{u}_k 估计值代入到式(7)、式(8)中,即可求得测量预测值。此时得到的荷载估计值 \mathbf{u}_k 是不准确的,因为在 \mathbf{u}_k 的估计过程中,所使用的系统状态量和参数均为预测值,在后续计算中,估计误差将会被纳入到测量噪声中。

使用更新后的系统状态和参数对未知输入进行修正,即

$$\mathbf{u}_k \approx G(\ddot{\mathbf{x}}_k^o, \dot{\mathbf{x}}_k, \mathbf{x}_k, \dots) \quad (17)$$

用更新后的 \mathbf{u}_k 替换掉初始估计值,并在下一步预测中使用,重复上述过程,直至所有迭代全部完成。

具体识别流程如下。

1) 初始化系统状态统计特性

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}'_0 = E(\mathbf{X}'_0) \\ \mathbf{P}_0 = \text{Var}(\mathbf{X}'_0) = E\left[(\mathbf{X}'_0 - \hat{\mathbf{X}}'_0)(\mathbf{X}'_0 - \hat{\mathbf{X}}'_0)^T\right] \\ \hat{\mathbf{u}}_0 = E(\mathbf{u}_0) \end{cases} \quad (18)$$

2) 计算 sigma 点 $\xi_{i,k-1} (i=0, 1, \dots, 2n)$

$$\begin{cases} \xi_{0,k-1} = \hat{\mathbf{X}}'_{k-1} \\ \xi_{i,k-1} = \hat{\mathbf{X}}'_{k-1} + \left(\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}}\right)_i \quad (i=1, 2, \dots, n) \\ \xi_{i+n,k-1} = \hat{\mathbf{X}}'_{k-1} - \left(\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}}\right)_i \end{cases} \quad (19)$$

3) 时间更新和未知输入估计

$$\boldsymbol{\gamma}_{i,k-1} = f(\xi_{i,k-1}, \mathbf{u}_{k-1}) \quad (20)$$

$$\hat{\mathbf{X}}'_{k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^m \boldsymbol{\gamma}_{i,k-1} \quad (21)$$

$$\mathbf{u}_k \approx G(\ddot{\mathbf{x}}_k^o, \dot{\mathbf{x}}_k^p, \mathbf{x}_k^p, \dots) \quad (22)$$

$$\mathbf{P}_{k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^c (\boldsymbol{\gamma}_{i,k-1} - \hat{\mathbf{X}}'_{k-1})(\boldsymbol{\gamma}_{i,k-1} - \hat{\mathbf{X}}'_{k-1})^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (23)$$

4) 测量更新和未知输入更新

$$\boldsymbol{\chi}_{i,k-1} = h(\boldsymbol{\gamma}_{i,k-1}, \mathbf{u}_k) \quad (24)$$

$$\hat{\mathbf{z}}_{k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^m \boldsymbol{\chi}_{i,k-1} \quad (25)$$

$$\mathbf{P}_{z,k} = \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^c (\boldsymbol{\chi}_{i,k-1} - \hat{\mathbf{z}}_{k-1})(\boldsymbol{\chi}_{i,k-1} - \hat{\mathbf{z}}_{k-1})^T + \mathbf{R}_k \quad (26)$$

$$\mathbf{P}_{xz,k} = \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^c (\boldsymbol{\gamma}_{i,k-1} - \hat{\mathbf{X}}'_{k-1})(\boldsymbol{\chi}_{i,k-1} - \hat{\mathbf{z}}_{k-1})^T \quad (27)$$

$$\hat{\mathbf{X}}'_k = \hat{\mathbf{X}}'_{k-1} + \mathbf{K}_k(\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k-1}) \quad (28)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{xz,k} \mathbf{P}_{z,k}^{-1} \quad (29)$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{z,k} \mathbf{K}_k^T \quad (30)$$

$$\mathbf{u}_k \approx G(\ddot{\mathbf{x}}_k^o, \dot{\mathbf{x}}_k, \mathbf{x}_k, \dots) \quad (31)$$

对于传统的基于 UKF 的系统参数识别方法,测量噪声和过程噪声参数的协方差矩阵通常基于工程师经验进行设定,当这些假定的协方差矩阵与真实值差别较大时,可能会导致识别结果不准确甚至发散。为降低测量噪声对非线性系统识别的影响,本研究在进行荷载和参数的同步识别中,通过在 UKF 方法中嵌入 KF 过程以实时优化测量噪声矩阵^[18],有效实现了非线性系统参数与未知输入的同步识别。KF 具体流程如下。

1) 计算残差序列和残差序列协方差,即

$$\begin{cases} \mathbf{d}_k = \mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k-1} \\ \mathbf{D}_k = \text{diag}(E(\mathbf{d}_k \mathbf{d}_k^T)) \end{cases} \quad (32)$$

2) KF 预测步。第 k 步测量噪声 \mathbf{e} 的先验估计值和协方差为

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{e}}_{k-1} = \hat{\mathbf{e}}_{k-1|k-1} \\ \hat{\mathbf{P}}_{k-1}^{rr} = \hat{\mathbf{P}}_{k-1|k-1}^{rr} + T \end{cases} \quad (33)$$

其中: T 为内嵌卡尔曼滤波过程的过程噪声协方差矩阵。

观测误差协方差矩阵的对角线为

$$\hat{\mathbf{y}}_{k-1} = \hat{\mathbf{e}}_{k-1} + \text{diag}\left(\sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^c (\boldsymbol{\chi}_{i,k-1} - \hat{\mathbf{z}}_{k-1})(\boldsymbol{\chi}_{i,k-1} - \hat{\mathbf{z}}_{k-1})^T\right) \quad (34)$$

3) KF 更新步。KF 的预测协方差和互协方差矩阵为

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{P}}_{k-1}^{yy} = \hat{\mathbf{P}}_{k-1|k-1}^{yy} + U \\ \hat{\mathbf{P}}_{k-1}^{ry} = \hat{\mathbf{P}}_{k-1|k-1}^{ry} \end{cases} \quad (35)$$

其中: U 为内嵌卡尔曼滤波过程的观测噪声协方差矩阵。

KF 的卡尔曼滤波增益为

$$\mathbf{K}_k^r = \hat{\mathbf{P}}_{k-1}^{ry} (\hat{\mathbf{P}}_{k-1}^{yy})^{-1} \quad (36)$$

e 的后验估计均值为

$$\hat{e}_{k|k} = \hat{e}_{k|k-1} + K_k^r (D_k - \hat{y}_{k|k-1}) \quad (37)$$

e 的后验估计协方差矩阵为

$$\hat{P}_{k|k}^{rr} = \hat{P}_{k|k-1}^{rr} - K_k^r \hat{P}_{k|k-1}^{yy} (K_k^r)^T \quad (38)$$

观测噪声预测值为

$$R_k = \text{diag}(\hat{e}_{k|k}) \quad (39)$$

T 和 U 也是零均值高斯白噪声。将每次更新后的 R_k 代入到主滤波程序中,即可实现对噪声的自适应调整。

2.2 识别结果评价指标

为了验证未知激励识别的有效性,本研究通过定义相关系数来量化未知荷载的识别精度。相关系数的表达式为

$$r = \frac{\sum_{i=1}^l (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^l (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^l (y_i - \bar{y})^2}} \quad (40)$$

其中: l 为样本个数; y_i 为理论值; x_i 为识别值; \bar{x}, \bar{y} 为相应平均值。

相关系数 r 越接近于 1,说明识别结果越接近于真实值。此外,基于先前研究结果^[19],当相关系数大于 0.7 时,表明变量之间具有较好的相似性。

3 数值仿真分析

3.1 单自由度 Bouc-Wen 模型算例

地震荷载作用下的单自由度 Bouc-Wen 模型如图 1 所示,其运动方程为

$$m\ddot{x}(t) + c\dot{x}(t) + R(x, z, t) = u(t) \quad (41)$$

其中: u 为地震激励; m, c 分别为结构的质量和阻尼; x, \dot{x} 和 \ddot{x} 分别为结构的位移、速度和加速度; $R(x, z, t)$ 为系统恢复力; z 为结构滞回位移。

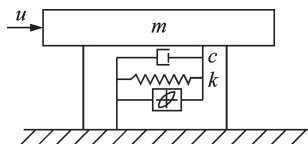


图 1 单自由度 Bouc-Wen 模型

Fig.1 The single degree of freedom Bouc-Wen model

Bouc-Wen 模型可以表示为

$$R(x, z, t) = akx + (1 - \alpha)kz \quad (42)$$

$$\dot{z} = \dot{x} - \beta|\dot{x}||z|^{n-1}z - \gamma\dot{x}|z|^n \quad (43)$$

其中: k 为结构刚度; α, β, γ, n 为非线性参数。

本算例所用参数的数值如下: $m = 1000 \text{ kg}$;
 $c = 0.3 (\text{kN}\cdot\text{s})/\text{m}$; $k = 9 \text{ kN/m}$; $\alpha = 0.1$; $\beta = 2$; $\gamma = 1$;
 $n = 2$ 。地震激励选用 1940 年的 El Centro 地震波,持续时间为 30 s,采样频率为 50 Hz。

本研究利用 4 阶龙格库塔方法对式(43)状态方程进行求解,获取结构理论位移、速度和加速度响应。将结构的加速度和位移响应作为观测数据,并加入 5% 的高斯白噪声模拟测量噪声的影响。假设该系统的激励未知,选取 k, α, β 及 γ 作为模型的未知参数,将未知参数写入状态变量中,得到系统的广义状态向量 $X = [x, \dot{x}, z, k, \alpha, \beta, \gamma]^T$,其状态空间方程式为

$$\dot{X} = f(X(t), u(t)) = \begin{bmatrix} \dot{x} \\ (u - c\dot{x} - akx - (1 - \alpha)kz)/m \\ \dot{x} - \beta|\dot{x}||z|^{n-1}z - \gamma\dot{x}|z|^n \\ 0_{4 \times 1} \end{bmatrix} \quad (44)$$

其中: $u = G(\ddot{x}^0, \dot{x}^p, x^p, \dots) = m\ddot{x}^0 + c\dot{x}^p + akx^p + (1 - \alpha)kz^p$ 。

为了对未知系统的输入和参数进行同步识别,系统参数的初始值设置如下: $X_0 = [x_0, \dot{x}_0, z_0, k_0, \alpha_0, \beta_0, \gamma_0]^T = [0, 0, 0, 5.4, 0.06, 1.2, 0.8]^T$; $Q_0 = 10^{-8} I_{7 \times 7}$; I 为单位矩阵; $R_0 = \text{diag}(1, 10^{-3})$ 。利用笔者提出的改进 UKF 方法对该滞回系统进行识别,Bouc-Wen 模型的参数识别结果如表 1 所示。将滞回模型参数归一化,非线性参数识别结果如图 2 所示。由表 1 可知,在激励未知条件下,改进的 UKF 方法能够实现 Bouc-Wen 模型参数的准确识别,识别误差均低于 3.2%。地震荷载和 Bouc-Wen 模型滞回曲线的识别结果分别如图 3, 4 所示。由图 3 可知,未知激励的识别结果与真实值基本一致,且相关系数的计算值为 0.96,说明未知激励的识别结果具有较高精度。基于该单自由度 Bouc-Wen 模型的识别结果可知,在输入未知条件下,本研究所提方法能够准确地实现非线性系统参数和外荷载的同步识别。

表 1 Bouc-Wen 模型的参数识别结果

Tab.1 The identified parameters of Bouc-Wen model

参数	理论值	识别值	误差/%
$k/(\text{kN}\cdot\text{m}^{-1})$	9.0	8.843	-1.7
α	0.1	0.103	3.0
β	2.0	2.022	1.1
γ	1.0	1.032	3.2

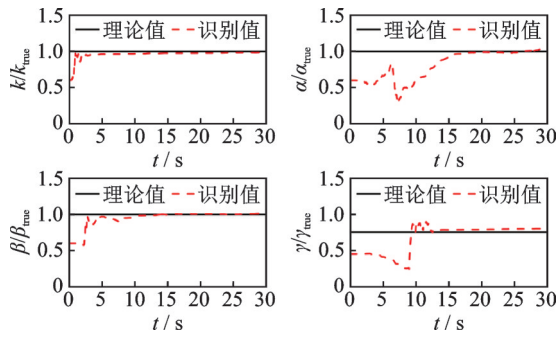


图2 非线性参数识别结果

Fig.2 The identified results of nonlinear parameters

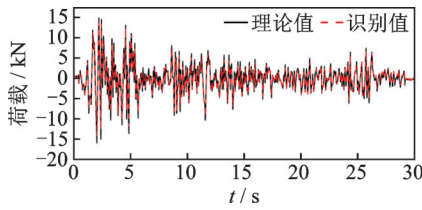


图3 地震荷载识别结果

Fig.3 The identified results of unknown seismic loads

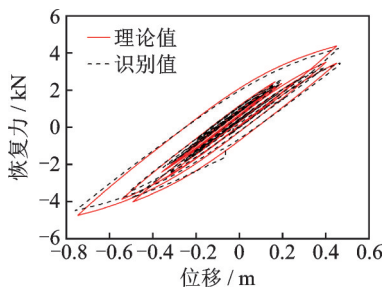


图4 Bouc-Wen模型滞回曲线识别结果

Fig.4 The identified hysteresis loop of Bouc-Wen model

为研究观测量对识别结果的影响,分别对2种工况进行讨论:①仅加速度响应已知;②加速度和位移响应同时已知。利用所提的改进UKF方法分别对2种工况下的参数及未知激励进行同步识别,并对比在不同观测量组合下的参数识别结果和荷载识别结果,分别如表2和图5所示。由表2可知:在工况1下非线性参数的最大识别误差为7.7%;当加速度和位移响应同时作为已知观测量时,非线性参数最大识别误差仅为3.2%,识别精度显著高于工况1的结果。由图5可知:当仅把加速度响应作为已知观测量时,识别的外部激励在时间序列后半段出现飘移,相关系数计算结果为0.91,这是因为当仅以加速度响应作为观测量时,由于积分误差逐步累积,导致识别过程不稳定;当同时采用加速度和位移响应作为观测量时,识别的外部激励与真实值基本一致,识别精度较高。

为了验证测量噪声协方差矩阵的更新对识别结果精确性的影响,笔者以单自由度非线性系统为例,

表2 不同观测量组合下的参数识别结果

Tab.2 The identified parameters under the different combinations of observations

参数	工况1			工况2		
	理论值	识别值	误差/%	理论值	识别值	误差/%
$k/$ ($kN \cdot m^{-1}$)	9.000	9.191	2.1	9.000	8.843	-1.7
α	0.100	0.093	-7.0	0.100	0.103	3.0
β	2.000	1.846	-7.7	2.000	2.022	1.1
γ	1.000	1.046	4.6	1.000	1.032	3.2

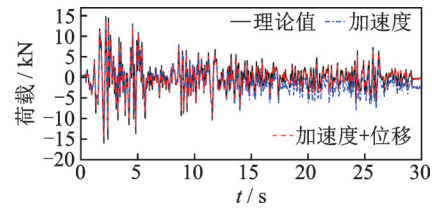


图5 不同观测量组合下的荷载识别结果

Fig.5 The identified unknown loads under the different combinations of observations

对有/无测量噪声矩阵更新的2种工况进行计算,其中工况1为本研究所提出的改进UKF方法,工况2为不考虑测量噪声协方差矩阵更新。2种不同工况下的参数及荷载识别结果分别如表3和图6所示。由表3和图6可知,2种工况下,非线性参数和输入荷载的识别结果均具有较高的精度。但由相关系数的计算结果可知,当不考虑测量噪声协方差矩阵的实时更新时,相关系数的计算结果为0.93,低于工况1的计算结果0.96。因此,通过对噪声协方差矩阵进行实时更新,能够提高非线性系统的识别精度。

表3 2种不同工况下的参数识别结果

Tab.3 The identified parameters under the two different cases

参数	工况1			工况2		
	理论值	识别值	误差/%	理论值	识别值	误差/%
$k/$ ($kN \cdot m^{-1}$)	9.000	8.843	-1.7	9.000	8.811	-2.1
α	0.100	0.103	3.0	0.100	0.103	2.8
β	2.000	2.022	1.1	2.000	2.032	1.6
γ	1.000	1.032	3.2	1.000	0.952	-4.8

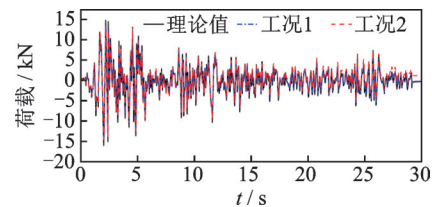


图6 2种不同工况下的荷载识别结果

Fig.6 The identified unknown loads under the two different cases

为验证本研究方法在非线性和未知荷载同步识别方面的优越性,将识别结果与UKF-UI算法^[16]进行了对比。不同算法下非线性参数及荷载识别结果分别如表4和图7所示。由结果可知,2种方法均能实现未知荷载作用下的非线性系统

识别,识别值与理论值吻合较好,相关系数均为0.96,但本研究方法的参数识别精度略高于UKF-UI方法。此外,由于UKF-UI方法采用了迭代最小二乘算法对未知激励进行估计,计算效率相对较低。

表 4 不同算法下非线性参数识别结果

Tab.4 The identified nonlinear parameters based on the different methods

方法	$k/(\text{kN}\cdot\text{m}^{-1})$			α			β			γ			计算时间/s
	理论值	识别值	误差/%	理论值	识别值	误差/%	理论值	识别值	误差/%	理论值	识别值	误差/%	
改进UKF	9.000	8.843	-1.7	0.100	0.103	3.0	2.000	2.022	1.1	1.000	1.032	3.2	15.25
UKF-UI	9.000	8.853	-1.6	0.100	0.104	4.0	2.000	1.963	-1.8	1.000	1.038	3.8	29.54

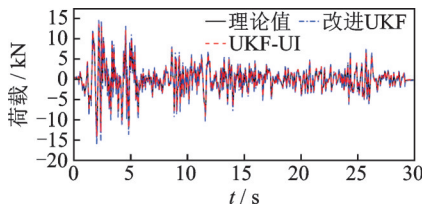


图 7 不同算法下荷载识别结果

Fig.7 The identified unknown loads based on the different methods

3.2 5自由度非线性系统

为进一步验证改进UKF方法对多自由度非线性系统识别的有效性,对某地震激励作用下的5自由度Bouc-Wen模型进行数值模拟,5自由度非线性结构系统如图8所示。在地震荷载作用下,该非线性系统的运动方程为

$$M\ddot{x}(t) + C\dot{x}(t) + R(x, z, t) = Lu(t) \quad (45)$$

其中: M, C 分别为刚度矩阵和阻尼矩阵; $R(x, z, t)$ 为系统恢复力; u 为外荷载; L 为荷载分布向量。

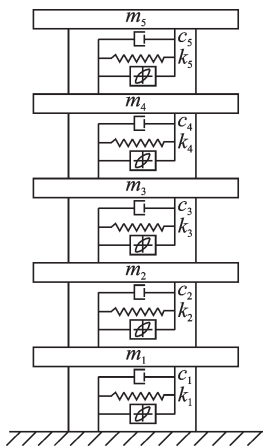


图 8 5自由度非线性结构系统

Fig.8 The five degrees of freedom nonlinear structural system

5层Bouc-Wen模型设计参数如表5所示,地震激励选用1940年的El Centro地震波,持续时间为30 s,采样频率为50 Hz。

表 5 5层Bouc-Wen模型设计参数

Tab.5 The design parameters of five-storey Bouc-Wen model

层数	$m/$ kg	$k/$ ($\text{kN}\cdot\text{m}^{-1}$)	$C/$ ($(\text{N}\cdot\text{s})\cdot\text{m}^{-1}$)	α	β	γ	n
1	800	60	800	0.1	500	500	2
2	600	50	1 000	0.1	600	600	2
3	600	50	1 000	0.1	600	600	2
4	600	50	1 000	0.1	600	600	2
5	600	50	1 000	0.1	600	600	2

将结构各层位移 S 、速度 \dot{S} 、滞回位移 z 、刚度 k 以及非线性参数 α, β, γ 写入状态向量,得到系统广义状态向量 $X = [S^T, \dot{S}^T, z^T, k^T, \alpha^T, \beta^T, \gamma^T]$ 。该非线性系统和状态空间方程为

$$\dot{X} = f(X(t), u(t)) =$$

$$\begin{bmatrix} \dot{S} \\ M^{-1}Lu - M^{-1}CS - M^{-1}AKS - M^{-1}BKZ \\ \dot{s}_i - \beta_i|\dot{s}_i||z_i|^{p_i-1}z_i - \gamma_i\dot{s}_i|z_i|^{n_i} \\ 0_{20 \times 1} \end{bmatrix} \quad (46)$$

其中: $A = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, \alpha_5)^T$; $B = (1 - \alpha_1, 1 - \alpha_2, 1 - \alpha_3, 1 - \alpha_4, 1 - \alpha_5)^T$; $u = G(\ddot{S}^o, \dot{S}^p, S^p, \dots) = L^{-1}(M\ddot{S}^o + C\dot{S}^p + AKS^p + BKZ^p)$ 。

选取各层加速度响应作为观测量,为避免由于积分误差所引起的荷载识别漂移现象,本算例将第4层位移响应作为已知观测量用于系统识别。此

外,为模拟测量噪声对识别结果的影响,分别对已知的加速度和位移响应加入5%的高斯白噪声,并基于改进的UKF方法对未知激励作用下的非线性系统进行识别。5自由度非线性模型参数识别结果如表6所示,底层和第3层非线性参数识别结果如图9所示,未知荷载识别结果如图10所示。对比表6和图9可知,利用改进的UKF方法能够精确识别该非

线性系统参数,且最大识别误差低于5%。由图10可知,未知荷载识别结果与真实值吻合较好,相关系数为0.98。底层滞回曲线识别结果如图11所示,由图可知,基于改进的UKF方法,结构在地震作用下的非线性力学行为能够被准确识别。综上所述,本研究所提出的改进UKF方法能够对多自由度非线性结构参数和未知激励进行同步识别。

表6 5自由度非线性模型参数识别结果

Tab.6 The identified parameters of the five-DOF nonlinear model

层数	理论值				识别值				误差/%			
	$k/(kN \cdot m^{-1})$	α	β	γ	$k/(kN \cdot m^{-1})$	α	β	γ	k	α	β	γ
1	60	0.1	500	500	59.880	0.101	510.950	494.350	-0.19	1.15	2.19	-1.13
2	50	0.1	600	600	50.090	0.101	607.380	604.440	0.20	0.57	1.23	0.74
3	50	0.1	600	600	50.150	0.097	596.220	616.500	0.31	-3.36	-0.63	2.75
4	50	0.1	600	600	50.080	0.096	615.120	589.260	0.15	-3.84	2.52	-1.78
5	50	0.1	600	600	49.830	0.099	591.960	587.940	-0.35	-1.27	-1.34	-2.01

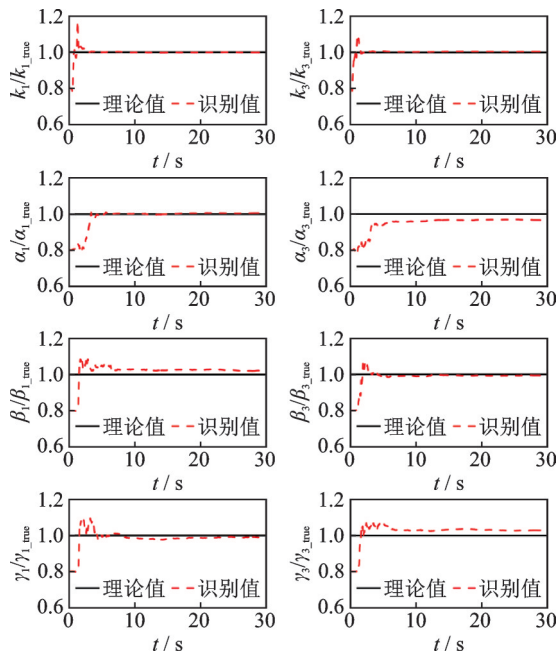


图9 底层和第3层非线性参数识别结果

Fig.9 The identified nonlinear parameters of the 1st and 3rd floors

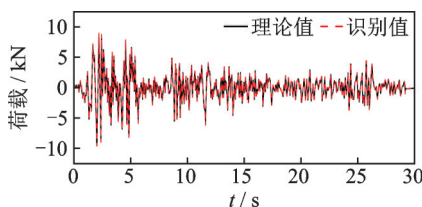


图10 未知荷载识别结果

Fig.10 The identified results of unknown loads

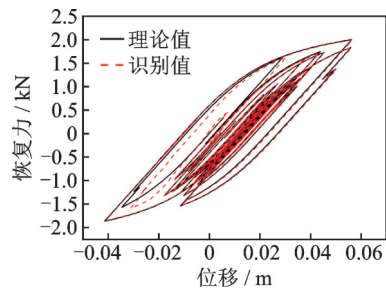


图11 底层滞回曲线识别结果

Fig.11 The identified hysteretic loop of the 1st floor

4 结束语

提出了一种基于改进UKF的非线性参数和荷载同步识别方法。该方法在系统状态更新过程中,利用结构响应和参数的当前预测值,对输入荷载进行初步估计,并进一步结合系统状态的估计值对输入荷载进行识别。为降低测量噪声对非线性系统识别结果的影响,在UKF方法中嵌入卡尔曼滤波器对测量噪声协方差矩阵进行同步优化,确保了非线性结构荷载和参数识别的精确性。为了验证该方法的可行性和准确性,分别对地震激励下的单自由度和5自由度Bouc-Wen模型进行数值模拟。模拟结果表明,所提出的改进UKF方法能够对非线性系统参数进行可靠识别,对随机输入可进行同步估计。此外,由于测量噪声矩阵在系统状态估计过程中被实时更新,因此该方法具有较好的噪声鲁棒性。

参 考 文 献

- [1] 吴枫. 基于振动响应的桥梁结构非线性模型检验及参数确定[D]. 合肥:合肥工业大学, 2017.
- [2] 穆腾飞, 周丽. 基于自适应技术的结构参数与输入同步反演[J]. 振动、测试与诊断, 2017, 37(5):1052-1057.
MU Tengfei, ZHOU Li. Simultaneous identification of structural parameters and inputs based on adaptive tracking technique [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(5):1052-1057. (in Chinese)
- [3] 张皓, 李东升, 李宏男. 有限元模型修正研究进展:从线性到非线性[J]. 力学进展, 2019, 49:542-575.
ZHANG Hao, LI Dongsheng, LI Hongnan. Recent progress on finite element model updating: from linearity to nonlinearity [J]. Advances in Mechanics, 2019, 49: 542-575. (in Chinese)
- [4] 李杰, 陈隽. 结构参数未知条件下的地震动反演研究[J]. 地震工程与工程振动, 1997(3):28-36.
LI Jie, CHEN Jun. Inversion of ground motion with unknown structural parameters [J]. Earthquake Engineering and Engineering Dynamics, 1997(3):28-36. (in Chinese)
- [5] LU Z R, LAW S. Identification of system parameters and input force from output only [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(5):2099-2111.
- [6] CHEN J, LI J. Simultaneous identification of structural parameters and input time history from output-only measurements [J]. Computational Mechanics, 2004, 33(5):365-374.
- [7] HOSHIYA M, SAITO E. Structural identification by extended Kalman filter [J]. Journal of Engineering Mechanics, 1984, 110(12):1757-1770.
- [8] JULIER S J, UHLMANN J K, DURRANT-WHYTE H F. A new approach for filtering nonlinear systems [C]//Proceeds of American Control Conference. Seattle, WA, USA:IEEE, 1995:1628-1632.
- [9] WU M, SMYTH A. Real-time parameter estimation for degrading and pinching hysteretic models [J]. International Journal of Non-Linear Mechanics, 2008, 43(9):822-833.
- [10] XIE Z, FENG J. Real-time nonlinear structural system identification via iterated unscented Kalman filter [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 28: 309-322.
- [11] TAMULY P, CHAKRABORTY A, DAS S. Simultaneous input and parameter estimation of hysteretic structural systems using quasi-Monte Carlo-simulation-based minimum variance unbiased estimator [J]. Journal of Bridge Engineering, 2021, 26(11): 04021081.
- [12] AL-HUSSEIN A, HALDAR A. Novel unscented Kalman filter for health assessment of structural systems with unknown input [J]. Journal of Engineering Mechanics, 2015, 141(7):04015012.
- [13] AL-HUSSEIN A, HALDAR A. Unscented Kalman filter with unknown input and weighted global iteration for health assessment of large structural systems [J]. Structural Control and Health Monitoring, 2016, 23(1):156-175.
- [14] AL-HUSSEIN A, HALDAR A. Structural damage prognosis of three-dimensional large structural systems [J]. Structure and Infrastructure Engineering, 2017, 13(12):1596-1608.
- [15] DING Y, ZHAO B Y, WU B, et al. Simultaneous identification of structural parameter and external excitation with an improved unscented Kalman filter [J]. Advances in Structural Engineering, 2015, 18(11): 1981-1998.
- [16] LEI Y, XIA D D, ERAZO K, et al. A novel unscented Kalman filter for recursive state-input-system identification of nonlinear systems [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 127:120-135.
- [17] 郑翥鹏, 邱昊, 夏丹丹, 等. 未知激励下的无迹卡尔曼滤波新方法 [J]. 工程力学, 2019, 36(6):29-35.
ZHENG Zhupeng, QIU Hao, XIA Dandan, et al. A novel unscented kalman filter with unknown input [J]. Engineering Mechanics, 2019, 36(6):29-35. (in Chinese)
- [18] ASTROZA R, ALESSANDRI A, CONTE J P. A dual adaptive filtering approach for nonlinear finite element model updating accounting for modeling uncertainty [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 115:782-800.
- [19] WU X, KOZLOWSKI T, MEIDANI H, et al. Inverse uncertainty quantification using the modular Bayesian approach based on Gaussian process, part 1: theory [J]. Nuclear Engineering and Design, 2018, 335:339-355.



第一作者简介:王振,男,1996年11月生,硕士生。主要研究方向为结构健康监测。
E-mail:2019170570@mail.hfut.edu.cn

通信作者简介:辛宇,男,1991年2月生,博士、讲师。主要研究方向为结构健康监测。
E-mail:2020800133@mail.hfut.edu.cn