结构恢复力非参数化模型识别的改进容积卡尔曼滤波方法

杜义邦[1]，许　斌[1,2]，赵　冶[1]，邓百川[3]

（1.华侨大学土木工程学院，福建 厦门 361021；2.福建省智慧基础设施与监测重点实验室（华侨大学），福建 厦门 361021；3.纽约州立大学布法罗分校土木、结构与环境工程系，纽约 布法罗 14260）

摘要： 对地震等强动力荷载作用过程中结构损伤的发生发展过程进行识别，必须考虑结构行为的非线性。本文运用相对位移和相对速度的幂级数多项式表征结构恢复力模型，提出一种基于改进的容积卡尔曼滤波算法（Updated Cubature Kalman Filter，UCKF）和结构部分自由度上加速度响应时程的结构参数、未知响应及恢复力非参数化模型识别方法。以一个含磁流变阻尼器的多自由度数值模型为例，考虑 20% 的加速度响应测量噪声影响，识别出模型的结构参数、未知响应及阻尼力。并将本文方法所得结果分别与基于扩展卡尔曼滤波算法、传统容积卡尔曼滤波算法及含记忆衰退的扩展卡尔曼滤波算法所得结果进行比较。对一个带磁流变阻尼器的四层剪切型框架模型进行激振试验，基于部分自由度上的加速度响应时程实测值，识别出结构参数、未知动力响应以及阻尼器阻尼力的非参数化模型，通过与实测结果的比较，验证了本文方法的可行性。

关键词： 非线性恢复力；改进的容积卡尔曼滤波；非参数化识别；幂级数多项式；磁流变阻尼器

中图分类号： TU311.3　　**文献标志码：** A　　**文章编号：** 1004-4523(2023)02-0389-11

DOI：10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2023.02.010

引　言

土木工程结构在服役过程中，除了因材料劣化等因素会出现结构损伤和性能退化外，也往往会因地震等强动力荷载的作用出现不同程度损伤甚至破坏。对强动力荷载作用过程中结构损伤的发生发展过程进行识别，并据此对结构剩余承载力和剩余寿命进行预测是亟待解决的课题。严格来讲，基于结构特征值和特征向量抽取的结构识别方法仅适用于线性系统，可近似应用于材料劣化等引起的结构刚度缓慢变化情况下的识别问题。但结构在地震等强动力荷载作用过程中损伤的发生发展过程是一个典型的非线性过程，不同结构构件在不同时刻进入非线性阶段，构件和结构层次的刚度并非保持不变，运用特征值或特征向量来识别刚度，并用其描述不断发展的损伤存在不合理性。不同于刚度，结构或构件在振动过程中的恢复力是其非线性行为的最直接描述，结合结构动力响应识别结果，不仅可以评价不同构件在不同时刻和不同变形情况下的损伤状态，还可以定量计算振动过程中的耗能[1-2]。此外，由于实际土木工程结构材料和类型的多样性，结构恢复力往往难以通过某一事先假定的统一参数化数学模型来准确描述。因此，针对强动力荷载作用后或灾后结构损伤的识别问题，通过建立恢复力的非参数化模型并识别结构恢复力具有重要意义。

相较于线性结构，由于结构材料和类型的多样性，非线性结构的识别问题难度更大，因而得到国内外学者的重视。针对非线性结构的识别问题，Masri 等[3]提出了恢复力曲面法并将其推广应用到了多自由度非线性动力系统。随后，Smyth 等[4]提出了一种基于最小二乘的结构参数的在线自适应识别方法，并估计了结构非线性恢复力。Xu 等[5-6]基于线性等效思想，运用最小二乘法识别了结构恢复力，并运用一个具有磁流变（Magneto Rheological，MR）阻尼器的多自由度剪切型框架模型的动力试验实测数据验证了该方法的可行性。考虑实际结构恢复力参数化模型难以预先确定的问题，许斌等[7-8]分别运用幂级数多项式和切比雪夫多项式作为结构非线性恢复力的非参数化模型，提出了恢复力的非参数化识别方法，并分别通过含有 MR 阻尼器和形状记忆合金阻尼器（Shape Memory Alloy，SMA）的非线性多自由度系统的数值模拟和模型试验实测数据，验证了所提出方法的有效性。

收稿日期： 2021-09-27；**修订日期：** 2022-02-02

基金项目： 国家自然科学基金资助项目（50978092）；华侨大学科研基金资助项目（605-50Y18016）。

基于状态空间模型递推的卡尔曼滤波类算法被广泛用于解决实际工程结构中激励与系统动力响应信息不完全已知情况下结构的识别问题。Jazwinski[9]利用扩展卡尔曼滤波方法(Extended Kalman Filter, EKF)对加速度测量进行滤波,并通过预测与估计识别得到了结构参数。Hoshiyam等[10]提出了加权全局迭代扩展卡尔曼滤波算法(Extended Kalman Filter-Weighted Global Iteration, EKF-WGI)。王祥建等[11]又引入记忆衰退技术提高了EKF算法的稳定性。Lei等[12-13]和Liu等[14]基于等效线性方法,实现了部分观测下结构参数及非线性恢复力的识别。张肖雄等[15-16]则通过引入投影矩阵,推导了改进的观测方程,实现了外激励的实时识别。Xu等[17]基于勒让德多项式和位移与加速度的数据融合方法,对结构恢复力和未知激励进行识别。

EKF通过一阶泰勒级数将非线性函数线性化,该方法存在精度不高、易于发散以及只适用于弱非线性系统的缺点。由于对概率分布进行近似要比对非线性函数进行近似容易得多,基于该思想,Julier等[18-19]提出了无迹变换(Unscented Transform, UT)与无迹卡尔曼滤波算法(Unscented Kalman Filter, UKF)。UKF对非线性函数的概率密度分布进行近似,用一系列确定样本来逼近状态的后验概率密度。Wan等[20]验证了UKF的有效性。Wu等[21-22]的研究结果表明,在噪声更大的情况下对高维系统的参数进行估计时,UKF相较于EKF具有更高的识别精度。Xie等[23]运用迭代无迹卡尔曼滤波(Iterated Unscented Kalman Filter, IUKF)对Bouc-Wen滞回系统进行识别,结果表明,相较于UKF,IUKF的识别精度更高和算法鲁棒性更好。针对地震作用下结构刚度突变的识别问题,Bisht等[24]提出了一种具有跟踪结构参数突变能力的自适应无迹卡尔曼滤波算法(Adaptive Unscented Kalman Filter, AUKF),数值模拟结果表明,该方法能对多个结构构件在不同时刻的参数突变进行有效识别。实际应用卡尔曼滤波时,模型误差、噪声误差、计算误差均可能会造成预测误差协方差矩阵和增益矩阵随迭代次数增加而减弱修正状态估计的情况(即数据饱和或者观测老化),并进而导致滤波发散。针对此问题,渐消记忆滤波的扩展卡尔曼滤波算法(Extended Kalman Filter-Memory Fading, EKF-MF)被提出,该算法通过增大新数据的作用而降低旧数据的负面影响[25-26]。为准确估计系统的噪声统计特性,Sage等[27]提出了一种可实时估计系统及测量噪声的自适应滤波算法,该方法在滤波的同时利用观测量信息,对模型参数、噪声特性进行实时调整,进一步提高了滤波精度。

为克服UFK在高维系统中出现滤波精度低和数值计算不稳定的问题,加拿大学者Arasaratnam等[28]于2009年首次提出了基于Cubature变换的容积卡尔曼滤波算法(Cubature Kalman Filter, CKF)。基于三阶球面径向容积准则(Cubature准则),使用$2n$个(n为扩展状态向量的维数)权值相同的容积点(Cubature点),经非线性系统方程转换后进行加权处理,来逼近具有附加高斯噪声的非线性系统的状态均值和协方差。常宇健等[29]对比了EKF,UKF和CKF的滤波性能,结果表明EKF的滤波性能最差,而UKF对于高维非线性系统不仅调解参数困难,且在滤波过程中可能会出现协方差非正定的情况,使滤波结果不稳定甚至发散,而CKF的滤波结果优于EKF与UKF。孙枫等[30]比较了CKF与UKF的滤波精度,并通过数值模拟验证了对于高维($n>3$)的非线性系统,CKF的精度、稳定性均高于UKF,建议选择CKF作为滤波方法。CFK是理论上当前最接近贝叶斯滤波的近似算法,是解决非线性系统状态估计的强有力工具。其中,将积分形式变换成球面径向积分形式和三阶球面径向准则是最为重要的两个步骤。CKF方法一经提出便在姿态估计、导航、连续系统和混合滤波等领域得到应用[30]。

本文将记忆衰退权重、奇异值分解及Sage-Husa自适应滤波算法引入CKF,提出一种运用改进的容积卡尔曼滤波算法(Updated Cubature Kalman Filter, UCKF)及部分加速度测量,适用于结构质量、刚度和阻尼参数均未知情况,不依赖于结构恢复力参数化模型的非线性结构识别方法。该方法基于UCKF,利用幂级数多项式表征结构非线性恢复力的非参数化模型,利用部分加速度测量响应,预测结构质量、刚度、阻尼系数,识别未知速度和位移响应以及幂级数多项式的系数,建立恢复力的非参数化模型,进而可以得到结构在振动过程中恢复力时程曲线及滞回曲线。为验证所提出方法的可行性,首先建立了一个含MR阻尼器的四自由度的集中质量非线性数值模型,考虑20%的加速度测量噪声的影响,通过本方法的识别结果与其理论值的比较,验证本文所提出方法的有效性与精确性。其次,将基于本文UCKF方法的识别结果与基于EKF,CKF,EKF-MF方法的识别结果进行比较,验证了本文方法的优点。最后,通过一个带MR阻尼器的四自由度非线性钢框架模型的动力试验,利用部分自由度上的加速度响应观测值,对模型的质量、刚度、阻尼系数、未测量动力响应时程及MR阻尼器阻尼力的非参数化模型进行识别,通过比较识别所得MR阻尼力与与试验实测值,进一步验证了本文方法的识别结果的准确性。

1 基于UCKF与幂级数多项式的恢复力非参数化模型识别方法

1.1 等效线性化

在外激励作用下，一个含非线性元件的多自由度动力系统的运动平衡方程可写为：

$$M\ddot{x}(t)+C\dot{x}(t)+Kx(t)+f_{\text{non}}(t)=f(t) \quad (1)$$

式中　M，K 和 C 分别为结构质量、刚度和阻尼矩阵；$\ddot{x}(t)$，$x(t)$ 和 $\dot{x}(t)$ 分别为加速度、位移和速度响应向量；$f_{\text{non}}(t)$ 为非线性元件的恢复力；$f(t)$ 为外激励。

将式(1)进行等效线性化[31]，可得到如下方程：

$$M_E\ddot{x}(t)+C_E\dot{x}(t)+K_Ex(t)=f(t) \quad (2)$$

式中　M_E，C_E 和 K_E 分别表示等效线性结构的质量、阻尼和刚度矩阵。

在结构非线性的发展过程中，可合理认为结构质量是不变的，故可将 M_E 视为结构质量的识别值。一般而言，式(1)中结构非线性恢复力会体现在等效线性结构参数 C_E 与 K_E 的变化上。

1.2 恢复力非参数化模型的幂级数多项式表示

式(2)可进一步表达为：

$$M\ddot{x}(t)+R_{\text{non}}(t)=f(t) \quad (3)$$

式中　$R_{\text{non}}(t)$ 为结构总非线性恢复力，可表示为：

$$R_{\text{non}}(t)=C_E\dot{x}(t)+K_Ex(t) \quad (4)$$

对于链式结构，两个自由度间的非线性恢复力可通过一组相对速度及相对位移的幂级数多项式来表达[31]，如下式所示：

$$R_{i,i-1}^{\text{non}}(t)\approx\sum_{k=1}^{K}\sum_{j=0}^{J\leqslant k}r_{i,i-1,k,j}^{\text{non}}v_{i,i-1}^{j}s_{i,i-1}^{K-j} \quad (5)$$

式中　$R_{i,i-1}^{\text{non}}(t)$ 表示结构第 i 个与第 $i-1$ 个自由度间总非线性恢复力；$v_{i,i-1}$ 与 $s_{i,i-1}$ 分别表示结构第 i 个与第 $i-1$ 个自由度间的相对速度及相对位移；$r_{i,i-1,k,j}^{\text{non}}$ 为幂级数多项式的系数。J 取整数，K 的取值与结构的非线性程度相关，本文中取 $K=3$。

根据式(5)，结构第 i 个自由度的运动平衡方程可离散为：

$$m_i\ddot{x}_i+\sum_{k=1}^{K}\sum_{j=0}^{J\leqslant k}r_{i,i-1,k,j}^{\text{non}}v_{i,i-1}^{j}s_{i,i-1}^{K-j}+\sum_{k=1}^{K}\sum_{i=0}^{J\leqslant k}r_{i,i+1,k,j}^{\text{non}}v_{i,i+1}^{j}s_{i,i+1}^{K-j}=f_i(t) \quad (6)$$

式中　m_i 为第 i 自由度的层间质量。

式(6)中结构质量、部分未知加速度响应、速度和位移响应以及恢复力非参数化模型中的参数有待识别。识别所得幂级数多项式即为结构非线性恢复力的非参数化模型。将识别所得速度和位移响应代入该模型即为恢复力的识别结果，可分别与数值模拟中的理论值和实验验证中的实测值进行比较。

需要指出的是，本文的数值模拟及试验验证均选择在线弹性结构中引入MR阻尼器来模拟结构的非线性行为。此时，MR阻尼器的阻尼力 $F_{\text{non}}(t)$，需要从所识别的 $R_{\text{non}}(t)$ 中减去线性结构本身所提供的线弹性恢复力与阻尼力，即

$$F_{\text{non}}(t)=R_{\text{non}}(t)-C\dot{x}(t)-Kx(t) \quad (7)$$

在本文的数值模拟和试验验证中，$F_{\text{non}}(t)$ 将分别与数值模型中阻尼力的理论值及试验中阻尼力的实测值进行比较，以验证本文方法的准确性。

1.3 基于UCKF的非线性结构识别方法

非线性结构在动力作用下的系统状态方程和观测方程可表示为：

$$X_k=f(X_{k-1})+w_{k-1} \quad (8)$$

$$Z_k=h(X_k)+v_k \quad (9)$$

式中　k 为时间步数；X_k 为第 k 步的状态值；$f(\cdot)$ 表示系统的状态转移函数，服从一阶马尔可夫假设；w_{k-1} 表示协方差为 Q_{k-1} 的系统过程噪声；Z_k 为第 k 步的观测值；$h(\cdot)$ 表示系统的观测函数，服从观测独立假设；v_k 表示协方差为 R_k 的系统观测噪声。

若 $k-1$ 时刻的后验概率 $p\left(X_{k-1}|Z_{1:k-1}\right)\sim N\left(X_{k-1};\hat{X}_{k-1},P_{k-1}\right)$，其中，$\hat{X}_{k-1}$ 为 $k-1$ 时刻状态估计值，P_{k-1} 为 $k-1$ 时刻误差协方差矩阵，则UCKF的递推算法如下：

(1)基本容积点及对应权值的计算

根据三阶容积原则，有：

$$\xi_j=\sqrt{l/2}\ [1]_j,\ \omega_j=1/l \quad (10)$$

$$l=2n_x \quad (11)$$

式中　j 表示容积点序号，l 表示容积点总数，取 $j=1,2,\cdots,l$；ξ_j 和 ω_j 分别为基于三阶容积规则获得的第 j 个基本容积点和相应权值；n_x 表示系统维数。

记 n_x 维单位向量为 $e=[1,0,0,\cdots\cdots,0]^{\mathrm{T}}$，$[1]$ 表示对 e 的元素进行全排列和改变元素符号产生的点集，称为完整全对称点集，$[1]_j$ 表示点集中的第 j 个点[32-33]。

(2)时间更新

①计算 $k-1$ 时刻第 j 个容积点 $X_{j,k-1}$：

$$X_{j,k-1}=S_{k-1}\xi_j+X_{k-1} \quad (12)$$

式中　S_{k-1} 为 P_{k-1} 的平方根形式，可根据 $P_{k-1}=S_{k-1}S_{k-1}^{\mathrm{T}}$ 得到。

但在实际情况中，由于矩阵 P_{k-1} 往往非半正定，使用传统的Cholesky变换会导致滤波发散，故在本文UCKF算法中，对矩阵 P_k 采用奇异值分解[34]，即

$$S_{k-1}=svd(P_{k-1}) \quad (13)$$

式中　$svd(\cdot)$ 为求解的奇异值分解矩阵。

②计算 $k-1$ 时刻经系统方程传递后的容

积点 $\boldsymbol{X}_{j,k}^{*}$：

$$\boldsymbol{X}_{j,k}^{*}=f\left(\boldsymbol{X}_{j,k-1}\right) \tag{14}$$

③预测k时刻状态值$\bar{\boldsymbol{X}}_k$：

$$\bar{\boldsymbol{X}}_k=\sum_{j=1}^{l}\omega_j\boldsymbol{X}_{j,k}^{*} \tag{15}$$

④预测k时刻状态协方差矩阵$\bar{\boldsymbol{P}}_k^{(0)}$：

$$\bar{\boldsymbol{P}}_k^{(0)}=\sum_{j=1}^{l}\omega_j\boldsymbol{X}_{j,k}^{*}\boldsymbol{X}_{j,k}^{*\mathrm{T}}-\bar{\boldsymbol{X}}_k\bar{\boldsymbol{X}}_k^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{Q}_{k-1} \tag{16}$$

式中 $\bar{\boldsymbol{P}}_k^{(0)}$为引入记忆衰退权重系数$G$之前的状态协方差矩阵。

对于UCKF，考虑到滤波发散的原因及卡尔曼滤波记忆无限增长的特点，本文使用记忆衰退技术在滤波过程中增大新数据在观测中的作用，降低旧数据的负面影响。于是，在式(16)的$\bar{\boldsymbol{P}}_k^{(0)}$中引入记忆衰退权重系数$G$，写为$\bar{\boldsymbol{P}}_k$，有：

$$\bar{\boldsymbol{P}}_k=\left(\sum_{j=1}^{l}\omega_j\boldsymbol{X}_{j,k}^{*}\boldsymbol{X}_{j,k}^{*\mathrm{T}}-\bar{\boldsymbol{X}}_k\bar{\boldsymbol{X}}_k^{\mathrm{T}}\right)G+\boldsymbol{Q}_{k-1} \tag{17}$$

式中 $\bar{\boldsymbol{P}}_k$为引入记忆衰退权重系数G后的状态协方差矩阵。G根据文献[25-26]的建议取$1\leqslant G\leqslant 1.05$。

(3)量测更新

①计算k时刻容积点$\boldsymbol{X}_{j,k}$：

$$\boldsymbol{X}_{j,k}=\boldsymbol{S}_k\boldsymbol{\xi}_j+\bar{\boldsymbol{X}}_k \tag{18}$$

②计算k时刻经量测方程传递后的容积点$\boldsymbol{Z}_{j,k}$：

$$\boldsymbol{Z}_{j,k}=h\left(\boldsymbol{X}_{j,k}\right) \tag{19}$$

③估计k时刻观测值$\bar{\boldsymbol{Z}}_k$：

$$\bar{\boldsymbol{Z}}_k=\sum_{j=1}^{l}\omega_j\boldsymbol{Z}_{j,k} \tag{20}$$

④估计k时刻状态协方差矩阵$\boldsymbol{P}_{zz,k}$、互协方差矩阵$\boldsymbol{P}_{xz,k}$：

$$\boldsymbol{P}_{zz,k}=\sum_{j=1}\omega_j\boldsymbol{Z}_{j,k}\boldsymbol{Z}_{j,k}^{\mathrm{T}}-\bar{\boldsymbol{Z}}_k\bar{\boldsymbol{Z}}_k^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{R}_k \tag{21}$$

$$\boldsymbol{P}_{xz,k}=\sum_{j=1}^{l}\omega_j\boldsymbol{X}_{j,k}\boldsymbol{Z}_{j,k}^{\mathrm{T}}-\bar{\boldsymbol{X}}_k\bar{\boldsymbol{Z}}_k^{\mathrm{T}} \tag{22}$$

⑤计算k时刻滤波增益$\boldsymbol{W}_k$：

$$\boldsymbol{W}_k=\boldsymbol{P}_{xz,k}\boldsymbol{P}_{zz,k}^{-1} \tag{23}$$

⑥计算k时刻状态估计值$\hat{\boldsymbol{X}}_k$和误差协方差矩阵$\boldsymbol{P}_k$：

$$\hat{\boldsymbol{X}}_k=\bar{\boldsymbol{X}}_k+\boldsymbol{W}_k(\boldsymbol{z}_k-\bar{\boldsymbol{z}}_k) \tag{24}$$

$$\boldsymbol{P}_k=\bar{\boldsymbol{P}}_k-\boldsymbol{W}_k\boldsymbol{P}_{zz,k}\boldsymbol{W}_k^{\mathrm{T}} \tag{25}$$

在本文UCKF中，为增加滤波抗噪性能并提高滤波精度，引入Sage-Husa算法在估计当前噪声的同时对观测噪声方差进行实时修正。根据简化的Sage-Husa次优无偏极大后验估计器，可对$\boldsymbol{R}_k$和$\boldsymbol{Q}_k$作出估计[35-36]：

$$\boldsymbol{R}_k=(1-d_k)\boldsymbol{R}_{k-1}+d_k\left(\boldsymbol{\varepsilon}_k\boldsymbol{\varepsilon}_k^{\mathrm{T}}-\sum_{j=1}^{l}\omega_j\boldsymbol{Z}_{j,k}\boldsymbol{Z}_{j,k}^{\mathrm{T}}-\bar{\boldsymbol{Z}}_k\bar{\boldsymbol{Z}}_k^{\mathrm{T}}\right) \tag{26}$$

$$\boldsymbol{Q}_k=(1-d_k)\boldsymbol{Q}_{k-1}+d_k\left[\boldsymbol{W}_k\boldsymbol{\varepsilon}_k\boldsymbol{\varepsilon}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}_k^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{P}_k-\left(\sum_{j=1}^{l}\omega_j\boldsymbol{X}_{j,k}^{*}\boldsymbol{X}_{j,k}^{*\mathrm{T}}-\bar{\boldsymbol{X}}_k\bar{\boldsymbol{X}}_k^{\mathrm{T}}\right)\right] \tag{27}$$

其中：

$$\boldsymbol{\varepsilon}_k=\boldsymbol{Z}_k-\bar{\boldsymbol{Z}}_k \tag{28}$$

$$d_k=\frac{1-b}{1-b_k} \tag{29}$$

式中 b为遗忘因子，根据文献[35]可确定b的取值范围为$0.95<b<0.99$。b越大，则新量测数据对实时估计的作用越明显，故当噪声统计特性变化速度较快时，b的值应向0.99靠近；当噪声统计特性变化速度较慢时，b的值应向0.95靠近。

在k时刻至$k+1$时刻的计算中，根据式(26)计算所得到的$\boldsymbol{R}_k$代入式(21)中，进行后续计算，并按上述步骤对$\boldsymbol{R}_k$进行更新。

1.4 算法实现

本文提出的识别方法的具体实现步骤如下：

(1)假设结构质量、刚度、阻尼系数初始值；

(2)运用等效线性化及UCKF算法，在已知部分加速度观测量的条件下，对结构各物理参数及未知结构速度、位移响应时程进行识别；

(3)收敛判断：本文采用一种弱化的收敛判断条件。结构各层前后两次质量识别的差与前一次识别质量的比值，其最大值小于1%，或上述各层质量前后误差的绝对值之和小于3%，停止迭代，否则将上一次识别值当做下一次识别初始值，并循环以上步骤；

(4)根据结构参数及动力响应识别结果，对幂级数多项式系数进行识别，得到结构非线性恢复力的非参数化模型。

2 多自由度非线性结构的模拟验证

为验证所提出算法对结构参数、动力响应以及非线性结构恢复力模型的识别效果，以图1所示的一个配置有MR阻尼器的四层剪切型集中质量框架数值模型为例，开展数值模拟验证。同时，将相关识别结果分别与EKF，CKF及EKF-MF的识别结果进行比较，验证本文方法识别结构的准确性以及算法的收敛性。

图1表示含MR阻尼器的非线性框架数值模型，其中MR阻尼器模拟结构的非线性行为。结构各层的质量$m_i=150$ kg，层间刚度$k_i=2.0\times10^5$ N/m，阻尼系数$c_i=160$ N•s/m，其中$i=1,2,3,4$。不失一般性，在结构第三层施加如图2所示的水平激励。结构响应由四阶Runge-Kutta法计

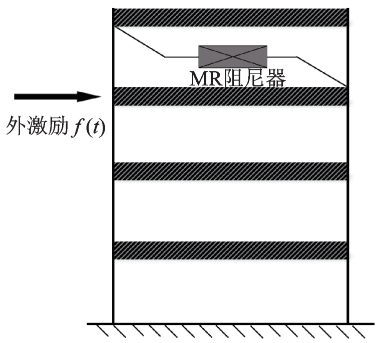


图 1　带 MR 的四层剪切型框架模型

Fig. 1　Four-story shear frame model with MR damper

算，计算时间步长设置为 0.001 s。观测结构第一、三、四层加速度响应，在识别过程中向加速度响应信号中加入 20% 的较高水平的测量噪声，以考虑测量噪声对识别结果的影响。

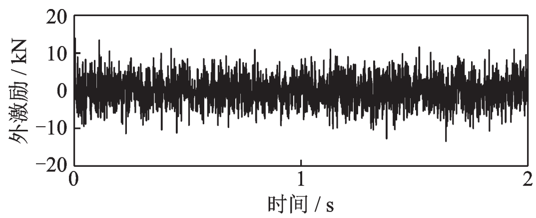


图 2　结构随机外激励荷载时程

Fig. 2　Time history curves of structure random external excitation load

在数值模拟中，MR 阻尼器恢复力模型取为 Bingham 模型，其表达式为：

$$F_{\text{non}}^{\text{Bh}} = f_c^{\text{Bh}} \cdot \text{sgn}\left(v_{i,i-1}\right) + C_0^{\text{Bh}} \cdot v_{i,i-1} + f_0^{\text{Bh}} \qquad (30)$$

式中　$F_{\text{non}}^{\text{Bh}}$ 为 MR 阻尼器恢复力，$f_c^{\text{Bh}} = 20$ N，$C_0^{\text{Bh}} = 600$ N·s/m，$f_0^{\text{Bh}} = 0$。

值得指出的是，该参数化模型在识别中是不需要用到的，只是在计算结构动力响应时用到。

将结构的状态向量定义为：

$$\boldsymbol{X}(t) = [x_1, x_2, x_3, x_4, \dot{x}_1, \dot{x}_2, \dot{x}_3, \dot{x}_4, k_{E1}, k_{E2}, k_{E3}, k_{E4}, c_{E1}, c_{E2}, c_{E3}, c_{E4}, m_{E1}, m_{E2}, m_{E3}, m_{E4}]^{\mathrm{T}} \qquad (31)$$

识别开始时，结构质量、刚度、阻尼系数初始值均为理论值的 70%，各层位移、速度的初始值均取为 0。

图 3 表示采用不同滤波算法时质量识别结果收敛过程的比较。图 3(a)～(b) 中的 EKF 与 CKF 不考虑记忆衰退权重系数的影响。图 3(c) 与 (d) 分别表示采用 EKF-MF 与 UCKF 时结构质量识别的收敛过程。表 1 表示质量识别结果与理论值的比较。由图 3 及表 1 可知，当质量的初始值为理论值的 70%，且加速度时程中含 20% 的噪声时，EKF 的收敛速度最慢，迭代 6 次才满足收敛要求，且第一、二层误差较大。CKF 需迭代 5 次，仅第二层识别结果误差较大。EKF-MF 仅需迭代 3 次即收敛，质量识别结果最大误差为 4.16%，最小误差为 0.86%。UCKF 需迭代 4 次收敛，但实际上，在迭代至第 3 次时已经具有很好的精度，收敛时质量识别最大误差为 0.84%，最小误差为 0.00%。由此可见，加入记忆衰退技术的 EKF-MF 与 UCKF 收敛速度更快且精度更高，且 UCKF 的质量识别误差最小。

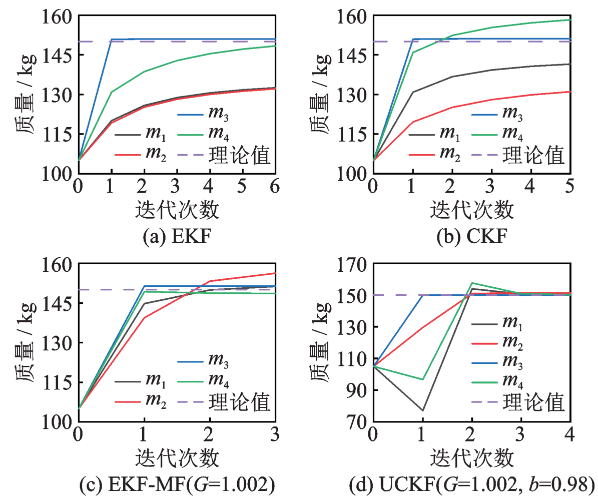


图 3　质量识别迭代过程比较

Fig. 3　Comparison of the iterative procedure of mass identification

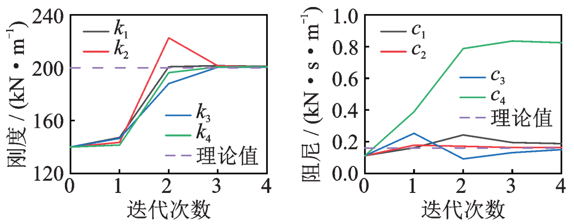
表 1　不同方法的质量识别结果

Tab. 1　Mass identification results by different methods

滤波	质量	识别值/kg	理论值/kg	误差/%
EKF	m_1	132.51	150	11.66
	m_2	132.12		11.90
	m_3	151.00		0.67
	m_4	148.36		1.09
CKF	m_1	141.45	150	5.70
	m_2	131.00		12.67
	m_3	151.11		0.74
	m_4	158.25		5.50
EKF-MF	m_1	151.28	150	0.86
	m_2	156.24		4.16
	m_3	151.31		0.87
	m_4	148.57		0.95
UCKF	m_1	149.91	150	0.06
	m_2	151.26		0.84
	m_3	150.00		0.00
	m_4	150.23		0.15

为表明本文采用的仅根据质量识别结果来判断识别过程的收敛过程的合理性，对基于本文方法的结构刚度和阻尼系数的识别结果的收敛情况进行了了分析。

图 4 为基于本文方法的结构刚度和阻尼系数的识别迭代过程。由图 4(a) 和 (b) 可以看出，各层层间刚度和阻尼系数在第 3 次迭代时已满足精度要求，并在第 4 次迭代时满足迭代停止的判定条件，与质量识别结果基本同时收敛。由图 4(b) 可知，第四层的阻尼系数识别值与线性结构的阻尼系数差别较



(a) 刚度识别迭代过程
(a) Iterative process of stiffness identification

(b) 阻尼识别迭代过程
(b) Iterative process of damping identification

图 4　基于 UCKF 的刚度、阻尼识别迭代过程

Fig. 4　The iterative process of stiffness and damping identification based on UCKF

大，这与非线性结构中 MR 阻尼器位于结构第四层而提供阻尼力的实际情况吻合。

如图 3 所示，由于基于 EKF 与 CKF 的滤波和收敛精度相对较差，故下文仅将本文方法与 EKF-MF 算法的等效刚度与等效阻尼系数的识别结果进行比较。表 2 为两种方法识别结果的比较，从中可以看出，基于 UCKF 的识别结果相较 EKF-MF 更准确。两种方法对第四层等效阻尼值的识别结果均表明 MR 阻尼器位于结构第四层，其对应阻尼系数与线性结构相比明显增大。

表 2　等效刚度与等效阻尼识别结果比较

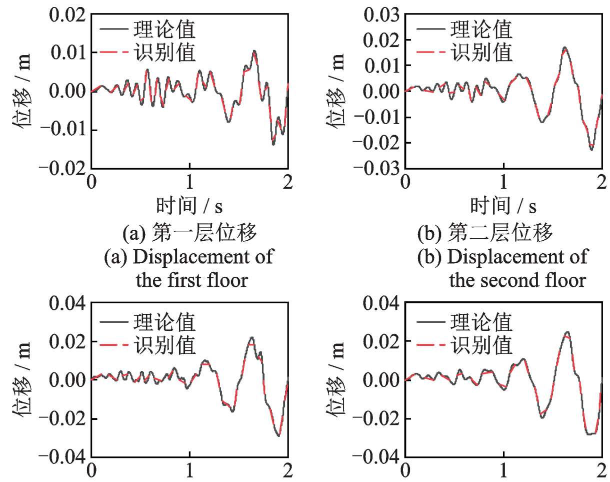
Tab. 2　Identification results of equivalent stiffness and damping

参数	EKF-MF		UCKF	
	识别值	误差/%	识别值	误差/%
k_{E_1}/(kN·m^{-1})	205	2.43	201	0.51
k_{E_2}/(kN·m^{-1})	205	2.44	200	0.15
k_{E_3}/(kN·m^{-1})	204	2.14	200	0.24
k_{E_4}/(kN·m^{-1})	197	1.62	201	0.36
c_{E_1}/(kN·s·m^{-1})	0.24	47.21	0.19	17.41
c_{E_2}/(kN·s·m^{-1})	0.17	5.93	0.16	1.93
c_{E_3}/(kN·s·m^{-1})	0.14	12.45	0.15	6.20
c_{E_4}/(kN·s·m^{-1})	0.83	420.09	0.82	414.98

但由于 CKF 利用了大量容积点近似后验均值，将不可避免地导致计算时间大幅增加。在同样的计算环境下，本文中 EKF-MF 迭代一次的计算时间约为 0.9 s，而 UCKF 迭代一次的计算时间约为 32 s。

图 5 和 6 分别给出结构位移、速度响应时程识别结果与理论值的比较，图 7 为结构第二层加速度响应时程识别结果与理论值的比较。可以发现，识别结果与理论值均吻合较好，本文方法可准确识别结构未测量的位移、速度和加速度响应。

同时，基于所识别的结构参数及响应，可继续识别幂级数多项式模型中的系数，而得到第四层的层间恢复力的非参数化幂级数多项式模型。结果见下式：



(a) 第一层位移
(a) Displacement of the first floor

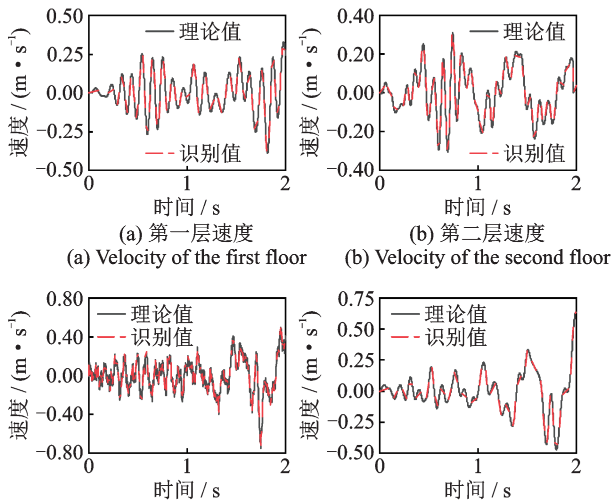
(b) 第二层位移
(b) Displacement of the second floor

(c) 第三层位移
(c) Displacement of the third floor

(d) 第四层位移
(d) Displacement of the fourth floor

图 5　结构位移响应识别结果

Fig. 5　Identification results of structural displacement responses



(a) 第一层速度
(a) Velocity of the first floor

(b) 第二层速度
(b) Velocity of the second floor

(c) 第三层速度
(c) Velocity of the third floor

(d) 第四层速度
(d) Velocity of the fourth floor

图 6　结构速度响应识别结果

Fig. 6　Identification results of structural velocity responses

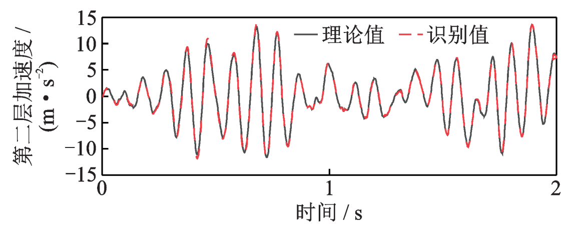


图 7　第二层加速度响应识别结果

Fig. 7　Identification results of acceleration responses on the second floor

$$
\begin{aligned}
RF_{4,3}^{\mathrm{non}} = {} & 1.969\times10^{5}\times s_{4,3}+916.116\times v_{4,3}+ \\
& 1.803\times10^{5}\times s_{4,3}^{2}-6.314\times10^{3}\times \\
& s_{4,3}v_{4,3}-4.298\times v_{4,3}^{2}+6.356\times10^{7}\times \\
& s_{4,3}^{3}+4.494\times10^{5}\times s_{4,3}^{2}v_{4,3}+3.329\times \\
& 10^{4}\times v_{4,3}^{2}s_{4,3}-410.390\times v_{4,3}^{3}
\end{aligned}
\tag{32}
$$

根据 MR 阻尼器恢复力时程与层间位移时程的识别值，可得到 MR 阻尼器阻尼力的滞回环识别值，

其与理论值的对比结果如图 8 所示。由图 8 可以看出，即使结构参数初始值仅设置为理论值的 70%，且加速度观测值含有较高水平的噪声，MR 阻尼器阻尼力滞回环的识别结果与理论值仍吻合较好。

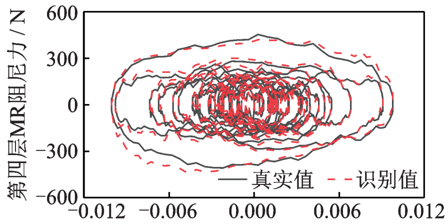


图 8　MR 阻尼器恢复力识别值（20% 噪声）

Fig. 8　Identification value of MR damper restoring force (20% noise)

图 9 为依据 MR 阻尼力滞回环理论值与识别值计算的 MR 阻尼器的耗能时程曲线对比图，可以看出，根据本文方法识别得到的 MR 阻尼器阻尼力滞回环可较精确地定量计算其在振动过程中的耗能。

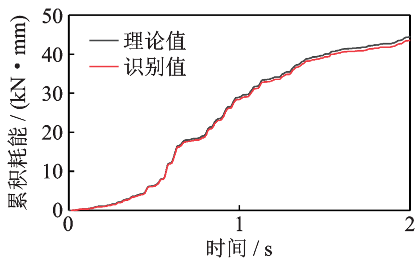


图 9　耗能时程曲线

Fig. 9　Time-history curve of energy consumption

为了进一步验证所提出方法在不同随机外激励情况下的识别效果，设置相同的初始值，开展了 10 组不同外激励作用下的数值模拟验证。在每组不同外激励作用下，比较基于 EKF-MF 与 UCKF 算法的结构参数识别结果。

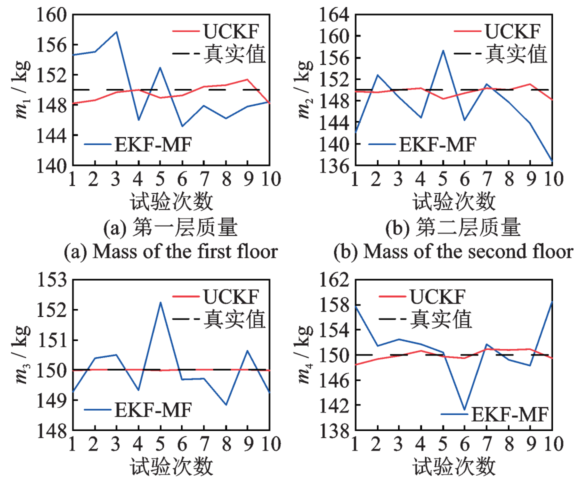
图 10 表示的是结构各层质量在不同外激励作用下的识别结果与理论值的比较。由图 10 可知，在 10 组数值模拟中，与 EKF-MF 方法相比，基于 UCKF 的结构质量识别结果更精确。特别是对于第三层而言，本文方法的质量识别结果几乎与理论值重合。由于篇幅限制，刚度等参数识别结果的比较在此不再赘述。

对于恢复力的识别结果，通过均方根误差（Root Mean Square Error, RMSE）来衡量，其定义如下式所示：

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(Z_i-\hat{Z}_i\right)^2} \tag{33}$$

式中　Z_i 为恢复力理论值；$\hat{Z}_i$ 为恢复力识别值。该误差指标越小表示恢复力识别结果越好。

表 3 给出在 10 组不同随机外激励作用下，EKF-MF 与 UCKF 两种算法所识别的 MR 阻尼器恢复力



(a) 第一层质量
(a) Mass of the first floor

(b) 第二层质量
(b) Mass of the second floor

(c) 第三层质量
(c) Mass of the third floor

(d) 第四层质量
(d) Mass of the fourth floor

图 10　10 组随机试验质量识别结果对比

Fig. 10　Comparison of mass identification results of 10 randomized experiments

与理论值的误差的 RMSE 平均值。可以看出，基于 UCKF 的非线性恢复力的识别结果误差小，UCKF 优于 EKF-MF。

表 3　RMSE 计算结果对比

Tab. 3　Comparison of RMSE calculation results

次数	RMSE/N	
	EKF-MF	UCKF
1	30.44	12.63
2	25.47	12.50
3	17.43	14.72
4	18.92	12.37
5	23.49	14.31
6	43.24	17.02
7	29.56	15.69
8	18.88	13.98
9	22.21	13.10
10	26.43	12.61
均值	25.61	13.89

3　非线性钢框架模型动力试验验证

在以上数值模拟验证的基础上，为进一步验证本文方法对实际结构模型中非线性元件阻尼力的识别效果，对一个含 MR 阻尼器的四层框架结构模型进行动力试验。运用部分加速度响应时程对结构参数、未知响应和所用 MR 阻尼器的非参数化模型进行识别，并与试验实测结果进行比较，验证本文所提出方法的识别效果。

四层剪切型钢框架模型如图 11 所示。在其第四层引入一个 MR 阻尼器模拟非线性行为，并开展强迫振动试验。由于该结构在外激励方向的抗侧刚度远小于另一方向的抗侧刚度，且楼板刚度可视为

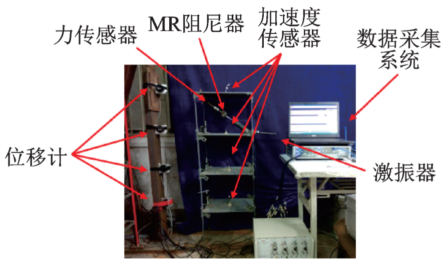


图 11　四层非线性框架结构实验模型

Fig. 11　Experimental model of 4-story nonlinear frame structure

无限大,将结构模型简化为四自由度集中质量剪切型框架模型是合适的。

在结构第三层楼板中点位置施加激励,并运用力传感器测量激励力时程,其时程曲线如图 12 所示。在结构各层布置加速度传感器和位移传感器,但仅用第一、三、四层的加速度时程作为观测量用于识别。同时运用力传感器测量 MR 阻尼器在振动过程中提供的阻尼力的大小,其水平方向分量用于与识别值进行比较。

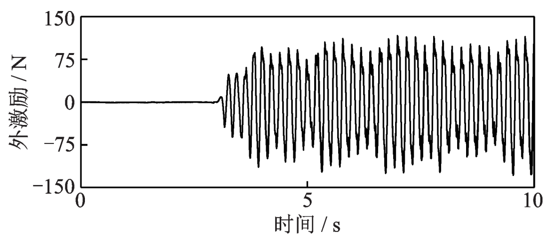


图 12　第三层外激励

Fig. 12　External excitation force on the third floor

为从总层间恢复力中得到 MR 阻尼器阻尼力的水平分量,首先需要对不含阻尼器的线性框架结构自身的质量、层间刚度及阻尼系数进行测量。结构各层质量通过称重得到,每层质量为模型楼面板的质量加上上下各半层柱以及连接螺栓等的质量。线性结构剪切刚度由静力试验测得。在结构顶层施加一静力荷载,通过拉压力传感器和位移传感器得到静力荷载值和各层的位移值,求得结构各层剪切刚度。结构阻尼系数则通过自由衰减试验获得。采集结构在自由振动下的衰减信号,经傅里叶变换提取第一阶、第二阶自振频率和相应的阻尼比,进而求得瑞利阻尼系数。所得结构参数如表 4 所示。

表 4　线性模型结构参数

Tab. 4　Parameter values of the linear model structure

层数	质量/kg	刚度/(kN•m^{-1})	阻尼系数/(N•s•m^{-1})
1	12.56	91.02	72.81
2	12.95	89.20	71.57
3	12.56	80.87	66.77
4	12.26	103.27	82.93

需要指出的是,在非线性结构中,由于引入阻尼器,结构第三、四层的集中质量将有所增大,阻尼器与其连接件的质量为 3.06 kg,该部分质量应平均分散到第三、四层,得到集中质量的理论值。

对模型开展动力试验,运用实测加速度时程,基于本文方法对结构质量及非线性恢复力非参数化模型进行识别。在识别中,将结构初始质量、刚度、阻尼初始值均设置为实测值的 120%,取记忆衰退权重系数 G=1.0002。图 13 所示为基于 CKF 与 UCKF 的质量识别迭代过程,图中虚线表示实测值,可发现 UCKF 的识别结果更准确。图 14 表示基于 UCKF 的结构第二层的加速度识别值与试验实测值的比较。

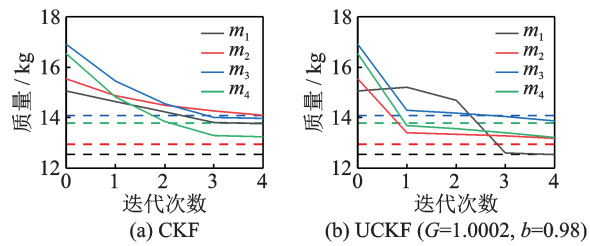


图 13　质量识别迭代过程比较

Fig. 13　Comparison of the iterative procedure of mass identification

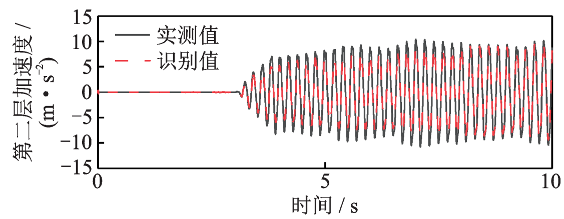


图 14　第二层加速度响应识别结果

Fig. 14　Identification results of structural acceleration responses on second floor

表 5 与 6 分别给出基于 UCKF 的结构质量、刚度和阻尼系数的识别结果,可以看出,在各参数初始误差为 20% 的情况下,结构质量、刚度识别结果较好。

对比表 4 与 6 可知,非线性结构第四层的阻尼系数相较于原线性结构的阻尼系数值出现明显增大,其余各层阻尼系数识别误差均不大。这一识别结果与 MR 阻尼器位于结构第四层的实际情况相吻合,MR 阻尼器提供的阻尼力使得第四层等效阻尼系数

表 5　非线性模型结构的质量识别结果

Tab. 5　Mass identification results of the nonlinear model structure

质量	识别值/kg	误差/%
m_1	12.53	0.18
m_2	13.20	1.89
m_3	13.88	1.46
m_4	13.21	4.22

表 6　非线性结构等效刚度及等效阻尼识别结果

Tab. 6　Identification results of equivalent stiffness and damping coefficients of the nonlinear structrure

参数	等效值	误差/%
$k_{E_1}/(\mathrm{kN \cdot m^{-1}})$	89.71	1.44
$k_{E_2}/(\mathrm{kN \cdot m^{-1}})$	88.11	1.22
$k_{E_3}/(\mathrm{kN \cdot m^{-1}})$	77.63	4.01
$k_{E_4}/(\mathrm{kN \cdot m^{-1}})$	98.01	5.09
$c_{E_1}/(\mathrm{N \cdot s \cdot m^{-1}})$	67.21	7.69
$c_{E_2}/(\mathrm{N \cdot s \cdot m^{-1}})$	69.38	3.06
$c_{E_3}/(\mathrm{N \cdot s \cdot m^{-1}})$	81.15	21.54
$c_{E_4}/(\mathrm{N \cdot s \cdot m^{-1}})$	231.37	178.99

明显变大。

基于各参数与动力响应的识别结果，可识别MR阻尼力的幂级数多项式模型的系数，并得到结构第四层的非线性恢复力的非参数化模型表达式。结果如下式所示：

$$RF_{4,3}^{\mathrm{non}} = 9.116 \times 10^4 \times s_{4,3} + 144.461 \times v_{4,3} + 3.095 \times 10^5 \times s_{4,3}^2 + 9.653 \times 10^3 \times s_{4,3} v_{4,3} - 114.335 \times v_{4,3}^2 + 1.629 \times 10^9 \times s_{4,3}^3 + 3.650 \times 10^7 \times s_{4,3}^2 v_{4,3} + 1.085 \times 10^6 \times v_{4,3}^2 s_{4,3} + 2.768 \times 10^4 \times v_{4,3}^3 \tag{34}$$

根据以上非参数化模型以及结构第四层的层间位移时程，可得到MR阻尼器的阻尼力滞回曲线，其与实测阻尼力的水平分量的比较如图15所示。由图15可知，虽然结果不可避免地受模型误差、测量噪声等因素的影响，运用模型试验动力实测数据，MR阻尼器阻尼力的识别值与实测值仍较为接近。

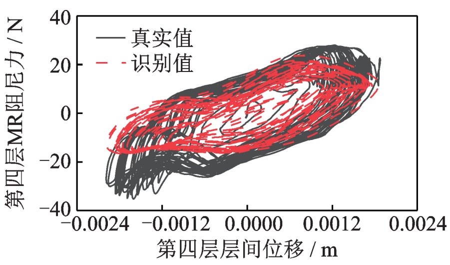


图 15　MR阻尼器恢复力识别值与实测值的比较

Fig. 15　Comparison of the identified and measured restoring force values of MR damper

4　结　论

本文运用幂级数多项式描述结构在动力荷载作用下的恢复力，提出了一种运用结构部分自由度上的加速度观测信息，基于UCKF的非线性恢复力非参数化模型识别方法。本文的UCKF算法通过将记忆衰退权重、奇异值分解、及Sage-Husa自适应滤波算法引入CKF而形成。在介绍该方法的实现过程的基础上，通过含MR阻尼器的多自由度结构的数值模拟和试验，验证了本文方法对结构参数、未知动力响应和非线性恢复力非参数模型的识别效果。

在一个设置有MR阻尼器的四自由度集中质量非线性剪切型框架的数值模型中，运用部分自由度上的加速度响应，考虑测量噪声及参数初始误差的影响，识别结构线性部分的质量、刚度、阻尼系数以及未知加速度、速度和位移时程，进而得到MR阻尼器阻尼力的非参数化模型。通过将识别结果与理论值进行比较，结果表明本方法识别结果准确度高。通过将本文方法的结果与EKF，EKF-MF及CKF算法的识别结果进行比较，说明本文方法在识别准确性和收敛性方面的优越性。

对一个设置有MR阻尼器的四层钢框架非线性结构模型进行动力试验，运用外激励信息与部分自由度上加速度响应信息，基于本文所提出的算法，对框架结构本身的质量、刚度和阻尼系数、未测量加速度时程进行了识别，并得到MR阻尼器提供的阻尼力的非参数化模型。通过将结构参数、未测量动力响应以及MR阻尼力与试验实测值的对比，验证了本文方法对非线性结构恢复力非参数化模型的识别能力。

结构在强动力荷载作用下的恢复力或滞回性能是其非线性行为的最直接描述，能反映结构构件或子结构在动力荷载作用过程中损伤的发生发展过程，且可直接用于定量计算对应结构构件在动力荷载作用过程中的耗能。运用结构的部分动力响应识别结构恢复力的非参数化模型，对工程结构在动力荷载作用过程中的损伤识别和灾后性能评估具有重要意义。今后还需要考虑不同材料和类型的结构及不同激励情况，并对本文方法识别不同非线性恢复力模型的效果进行进一步数值模拟和试验验证研究。

参考文献：

[1]　Wu Z S, Xu B, Harada T. Review on structural health monitoring for infrastructure[J]. Journal of Applied Mechanics, 2003, 70(6): 1043-1054.

[2]　Peifer M, Timmer J, Voss H U. Non-parametric identification of non-linear oscillating systems[J]. Journal of Sound and Vibration, 2003, 267(5): 1157-1167.

[3]　Masri S F, Caughey T K. A nonparametric identification technique for nonlinear dynamic problem[J]. Journal of Applied Mechanics, 1979, 46(2): 433-447.

[4]　Smyth A W, Chassiakos A G, Caughey T K. On-line parametric identification of MDOF nonlinear hysteretic systems[J]. Journal of Engineering Mechanics, 1999, 125(2):133-142.

[5]　Xu B, He J, Masri S F. Data-based identification of nonlinear restoring force under spatially incomplete excitations with power series polynomial model[J]. Nonlin-

ear Dynamics, 2012, 67(3): 2063-2080.

[6] Xu B, He J, Masri S F. Data-based model-free hysteretic restoring force and mass identification for dynamic systems[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructural Engineering, 2015, 30(1): 2-18.

[7] 许斌, 辛璐璐, 贺佳. 基于切比雪夫多项式模型的多自由度结构非线性恢复力时域识别[J]. 工程力学, 2014, 31(11): 99-109.
Xu Bin, Xin Lulu, He Jia. Tine domain nonlinear restoring force identification for MDOF structures with Chebyshev polynomial model[J]. Engineering Mechanics, 2014, 31(11): 99-109.

[8] 许斌, 辛璐璐, 贺佳. 基于二重切比雪夫多项式的多自由度系统SMA非线性恢复力识别[J]. 振动与冲击, 2014, 33(16): 6-13.
Xu Bin, Xin Lulu, He Jia. SMA nonlinear restoring force identification for MDOF structures under dynamic loadings with double Chebyshev polynomial[J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(16): 6-13.

[9] Jazwinski A H. Stochastic Process and Filtering Theory [M]. Salt Lake City: Academic Press, 1970: 50-80.

[10] Hoshiya M, Saito E. Structural identification by extended Kalman filter[J]. Journal of Engineering Mechanics, 1984, 110(12): 1757-1770.

[11] 王祥建, 万鹏, 崔杰. 基于三阶段法的结构损伤识别研究[J]. 世界地震工程, 2015, 31(4): 50-57.
Wang Xiangjian, Wan Peng, Cui Jie. Structural damage identification based on the three-stage method[J]. World Earthquake Engineering, 2015, 31(4): 50-57.

[12] Lei Y, Chen F, Zhou H. An algorithm based on two-step Kalman filter for intelligent structural damage detection[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2015, 22 (4): 694-706.

[13] Lei Y, Hua W, Luo S J, et al. Detection and parametric identification of structural nonlinear restoring forces from partial measurements of structural responses[J]. Structural Engineering and Mechanics, 2015, 54(2): 291-304.

[14] Liu L J, Lei Y, He M Y. A Two-stage parametric identification of strong nonlinear structural systems with incomplete response measurements[J]. International Journal of Structural Stability & Dynamics, 2016, 16(4): 1640022.

[15] 张肖雄, 贺佳. 基于扩展卡尔曼滤波的结构参数和荷载识别研究[J]. 工程力学, 2019, 36(4): 221-230.
Zhang Xiaoxiong, He Jia. Identification of structural parameters and unknown excitations based on the extended Kalman filter[J]. Engineering Mechanics, 2019, 36 (4): 221-230.

[16] 张肖雄, 贺佳, 齐梦晨. 基于KF的非线性结构响应重构和外激励识别研究[J]. 建筑结构学报, 2020, 41 (11): 143-149.
Zhang Xiaoxiong, He Jia, Qi Mengchen. Study on KF-based responses reconstruction of nonlinear structure and external excitation identification [J]. Journal of Building Structures, 2020, 41(11): 143-149.

[17] Xu B, Zhao Y, Deng B C, et al. Nonparametric nonlinear restoring force and excitation identification with Legendre polynomial model and data fusion[J]. Structural Health Monitoring, 2022, 21(2): 264-281.

[18] Julier S J, Uhlmann J K, Durrant-Whyte H F. A new approach for filtering nonlinear systems[A]. Proceedings of the 1995 American Control Conference[C]. Seattle, Washington, 1995: 1628-1632.

[19] Julier S J, Uhlmann J K. A new extension of the Kalman filter to nonlinear systems [A]. Proceedings of AeroSense: the 11th International Symposium on Aerospace/ Defense Sensing, Simulation and Controls[C]. New York, 1997: 182-193.

[20] Wan E A, Van der Merwe R. The unscented Kalman filter for nonlinear estimation[A]. Proceedings of Symposium 2000 on Adaptive Systems for Signal Processing, Communication and Control (AS-SPCC)[C]. Lake Louise, Alberta, Canada, 2000: 153-158.

[21] Wu M L, Smyth A W. Application of the unscented Kalman filter for real-time nonlinear structural system identification[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2007, 14(7): 971-990.

[22] Wu M L, Smyth A. Real-time parametric estimation for degrading and pinching hysteretic models[J]. International Journal of Non-Linear Mechanics, 2008, 43(9): 822-833.

[23] 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.

[24] Bisht S S, Singh M P. An adaptive unscented Kalman filter for tracking sudden stiffness changes[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014, 49: 181-195.

[25] 王志贤. 最优状态估计与系统辨识[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2004.
Wang Zhixian. Optimal State Estimation and System Identification[M]. Xi'an: Northwestem Polytechnical University Press, 2004.

[26] 王祥建. 土木工程中的物理参数时域识别及地震动反演研究[D]. 哈尔滨: 中国地震局工程力学研究所, 2011.
Wang Xiangjian. Study on physical parameter identification of civil engineering in time domain and inversion of ground motion [D]. Harbin: Institute of Engineering Mechanics, China Earthquake Administration, 2011.

[27] Sage A P, Husa G W. Adaptive filtering with unknown prior statistics[A]. Proceedings of Joint Automatic Control Conference[C]. Boulder, Colorado, 1969: 760-769.

[28] Arasaratnam I, Haykin S. Cubature Kalman filters[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54 (6): 1254-1269.

[29] 常宇健, 赵辰. EKF、UKF和CKF的滤波性能对比研究[J]. 石家庄铁道大学学报(自然科学版), 2019, 32 (2): 104-110.

Chang Yujian, Zhao Chen. Comparison of filtering performance of EKF, UKF and CKF[J]. Journal of Shijiazhuang Tiedao University (Natural Science Edition), 2019, 32(2): 104-110.

[30] 孙枫, 唐李军. Cubature卡尔曼滤波与Unscented卡尔曼滤波估计精度比较[J]. 控制与决策, 2013, 28(2): 303-308.
Sun Feng, Tang Lijun. Estimation precision comparison of Cubature Kalman filter and Unscented Kalman filter[J]. Control and Decision, 2013, 28(2): 303-308.

[31] 许斌, 李靖. 未知地震激励下结构恢复力及质量非参数化识别[J]. 工程力学, 2019, 36(9): 180-187.
Xu Bin, Li Jing. Nonparametric identification for structural restoring force and mass under unknown earthquake excitations[J]. Engineering Mechanics, 2019, 36(9): 180-187.

[32] 穆静, 蔡远利, 张俊敏. 容积粒子滤波算法及其应用[J]. 西安交通大学学报, 2011, 45(8): 13-17.
Mu Jing, Cai Yuanli, Zhang Junmin. Cubature particle filter and its application[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2011, 45(8): 13-17.

[33] 穆静, 蔡远利. 迭代容积卡尔曼滤波算法及其应用[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(7): 1454-1457.
Mu Jing, Cai Yuanli. Iterated cubature Kalman filter and its application[J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(7): 1454-1457.

[34] 李兆铭, 杨文革, 丁丹, 等. 基于SVD的多终端实时定轨自适应鲁棒CKF算法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(3): 490-496.
Li Zhaoming, Yang Wenge, Ding Dan, et al. Adaptive robust CKF algorithm for real time orbit determination of multiple hand-held terminals based on SVD[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(3): 490-496.

[35] 何美光, 葛泉波, 赵嘉懿. 一种Sage-Husa和可观测度的滤波算法研究[J]. 控制工程, 2021, 28(1): 120-126.
He Meiguang, Ge Quanbo, Zhao Jiayi. Research on a filtering algorithm based on Sage-Husa and observable degree[J]. Control Engineering of China, 2021, 28(1): 120-126.

[36] 李宁, 祝瑞辉, 张勇刚. 基于Sage-Husa算法的自适应平方根CKF目标跟踪方法[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(10): 1899-1905.
Li Ning, Zhu Ruihui, Zhang Yonggang. Adaptive square CKF method for target tracking based on Sage-Husa algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2014, 36(10): 1899-1905.

Nonparametric identification of structural nonlinear restoring force based on an updated cubature Kalman filter

DU Yi-bang[1], *XU Bin*[1,2], *ZHAO Ye*[1], *DENG Bai-chuan*[3]

(1.College of Civil Engineering, Huaqiao University, Xiamen 361021, China;
2.Key Laboratory for Intelligent Infrastructure and Monitoring of Fujian Province, Huaqiao University, Xiamen 361021, China;
3.Department of Civil, Structural and Environmental Engineering, University at Buffalo, the State University of New York, Buffalo, NY 14260, USA)

Abstract: Structural nonlinear behavior under the excitation of strong dynamic loadings should be considered for structural damage initiation and propagation identification of engineering structures. In this study, a power series polynomial of relative displacement and velocity is employed to model the nonlinear restoring force (NRF) of a structure in a nonparametric way and structural mass, stiffness, damping coefficients and NRF are identified based on an updated cubature Kalman filter (UCKF) algorithm using acceleration response at limited degrees of freedoms (DOFs) of the structure during dynamic excitation. Then, a multi-degree-of-freedom (MDOF) numerical model equipped with a magnetorheological (MR) damper mimicking structural nonlinearity is employed to validate the proposed approach numerically. By adding 20% measurement noise to the acceleration measurements, the stiffness, damping coefficients and mass of the structure, the unmeasured response and the NRF are identified. The effectiveness of the proposed method is validated by comparing the theoretical values with the identified values. Moreover, the identification results of the proposed approach are also compared with them of the approach with the traditional extended Kalman filter (EKF), cubature Kalman filter (CKF), and extended Kalman filter with memory fading (EKF-MF). Dynamic test on a four-story shear frame model with a MR damper is carried out. The structural parameters of the frame structure itself, the unused dynamic response in identification and the NRF provided by the MR damper are identified with the proposed approach using acceleration responses at certain floors. The identified results are compared with the test measurements directly and the performance of the proposed identification approach is experimentally validated.

Key words: nonlinear restoring force; updated cubature Kalman filter; nonparametric identification; power series polynomial; magnetorheological damper

作者简介: 杜义邦(1996—),男,硕士研究生。电话:13609191190;E-mail:Duyb@stu.hqu.edu.cn。
通讯作者: 许　斌(1972—),男,博士,教授。电话:13307317275;E-mail:binxu@hqu.edu.cn。