

基于多通道卡尔曼滤波方法的砖砌体墙基本频率识别

谢良海¹, 彭 斌¹, 单祎莹¹, 王卓琳², 任赞昊¹

(1. 上海理工大学 环境与建筑学院, 上海 200093; 2. 上海市建筑科学研究院 上海市工程结构安全重点实验室, 上海 200032)

摘要: 基本频率是评定砖砌体墙安全性的重要指标。为在识别砖砌体墙的基本频率时有效降低噪声干扰, 设计了多通道的动力测试方案, 并将卡尔曼滤波与奇异值分解相结合进行降噪处理。首先, 通过伪静力试验获取砖砌体墙不同的损伤状态, 并在环境激励下获取墙体在对应损伤状态下多个位置的加速度响应记录。然后, 分别针对单一位置的加速度响应记录, 采用 KF 方法引入墙体的物理参数进行降噪处理, 进而识别墙体的基本频率。最后, 采用奇异值分解综合利用所有降噪处理后的加速度响应记录, 再识别墙体的基本频率。识别结果符合基本频率因损伤而降低的规律, 能定量表示降低砂浆强度、增加开洞率和增加高宽比时基本频率的变化以及墙体损伤发展的过程。研究表明: 采用卡尔曼滤波方法能够利用对墙体物理参数的合理先验判断有效降低噪声影响, 较准确识别墙体的基本频率; 在此基础上, 结合奇异值分解能够综合利用多个加速度响应记录中的有用信息, 提高基本频率的识别效果。

关键词: 砖砌体墙; 基本频率; 卡尔曼滤波; 奇异值分解; 环境激励

中图分类号: TU 362 **文献标志码:** A

Basic frequency identification for brick masonry walls based on multi-channel Kalman filtering

XIE Lianghai¹, PENG Bin¹, SHAN Yiyi¹, WANG Zhuolin², Ren Yunhao¹

(1. School of Environment and Architecture, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;
2. Shanghai Key Laboratory of Engineering Structure Safety, Shanghai Research Institute of Building Sciences, Shanghai 200032, China)

Abstract: Basic frequency is an important index for safety assessment of brick masonry walls. To effectively reduce the interference of noise in basic frequency identification for the walls, a multi-channel dynamic testing scheme was designed, and the Kalman filtering (KF) was combined with the singular value decomposition (SVD) to denoise. First, different damage states on brick masonry walls were imposed by pseudo-static tests, and then the acceleration responses at different parts of

收稿日期: 2022-04-22

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (51978401); 工程结构性能演化与控制教育部重点实验室开放课题 (2019-KF5); 上海市工程结构安全重点实验室开放课题 (2019-KF07)

第一作者: 谢良海 (2000-), 男, 硕士研究生。研究方向: 砌体结构。E-mail: 223382069@st.usst.edu.cn

通信作者: 彭 斌 (1977-), 男, 教授。研究方向: 砌体结构。E-mail: BinPeng@usst.edu.cn

the damaged walls were recorded under ambient excitations. As the next step, the KF method that introduced the walls' physical parameters was used to denoise for each of the acceleration record. The walls' basic frequency was identified by using each denoised acceleration record separately. Finally, all the denoised acceleration records were combined by SVD, and the walls' basic frequency was identified again. The identified basic frequencies decrease along with the increase of damage severity. The identification results quantitatively relate the change of basic frequency to the decrease of mortar strength, the increase of the opening rate, and the increase of the aspect ratio, and they quantitatively reveal the damage process of the walls. The research shows that the KF can use reasonable prior judgment about the walls' physical parameters to effectively denoise and then accurately identify the walls' basic frequency. The identification results can be further improved by combining useful information in multiple acceleration records through SVD.

Keywords: brick masonry wall; basic frequency; Kalman filtering; singular value decomposition; ambient excitation

基本频率是砖砌体墙的关键参数，对评估砖砌体墙的安全性、评价加固效果等有重要作用。对既有砖砌体墙，其基本频率可基于现场动力测试记录进行识别。进行动力测试时，由于人工激励不易实现且成本昂贵，一般采用环境激励^[1-2]。但基于环境激励所获取的测试记录信噪比一般很低，不能直接用于识别基本频率^[3]。因此，降低测试记录中噪声的影响是一个关键的问题。

卡尔曼滤波(Kalman filtering, KF)方法可将系统状态的先验判断与实测响应记录相结合，避免完全依赖包含误差的实测记录，且通过扩展能够综合利用多个实测记录的有用信息，在工程实践中应用广泛^[4-6]。在外部激励已知和响应记录完整的情况下，可用该方法基于响应记录识别结构物理参数^[7-9]。在外部激励未知、响应记录完整^[10-11]或激励和响应部分已知的情况下^[12-14]，可用该方法识别系统物理参数和未知外部激励。

相比传统滤波器，卡尔曼滤波器在处理非线性系统和非高斯噪声时表现更加优秀^[15]，因为它能够根据系统的实际情况对状态和噪声进行联合估计和控制，而传统滤波器只能处理线性系统和高斯噪声。此外，卡尔曼滤波器还能够实时更新状态和噪声的估计值，适应系统的动态变化。最后，卡尔曼滤波器在一定程度上能够对系统建模误差进行补偿，提高估计和控制的准确性^[16]。

该方法对于降低既有砌体结构动力测试记录中噪声的影响具有潜在优势，但当前的研究尚不多见。为探索其有效性，本文设计了 4 片砖砌体

承重墙模型，首先通过伪静力试验使墙体处于不同程度的损伤状态，并在不同损伤状态下基于环境激励获取 8 个通道的加速度响应记录。然后，将墙体的物理参数矩阵作为先验判断，采用 KF 方法分别对单一通道加速度响应记录进行滤波处理，初步识别砖砌体墙的基本频率。在此基础上，通过奇异值分解(singular value decomposition, SVD)挖掘多个通道响应记录中的有用信息，进行信号重构，提升墙体基本频率的识别精度。

1 砖砌体墙动力响应的卡尔曼滤波(KF)模型

1.1 离散化的系统方程

将砖砌体墙离散为多自由度系统，在一致环境激励下其动力平衡方程为

$$M\ddot{q}(t)+C\dot{q}(t)+Kq(t)=-M\ddot{u}(t) \tag{1}$$

式中： M 、 C 、 K 分别为墙体的质量、阻尼和刚度矩阵； $\ddot{q}(t)$ 、 $\dot{q}(t)$ 、 $q(t)$ 分别为加速度响应、速度响应和位移响应向量； $\ddot{u}(t)$ 为激励加速度向量。

式(1)可改写为如下形式的状态方程^[17]：

$$\dot{x}(t)=\Phi x(t)+\Psi\ddot{u}(t) \tag{2}$$

式中： $x(t)$ 为系统的状态向量，且 $x(t)=[q(t), \dot{q}(t)]^T$ ； $\Phi=\begin{bmatrix} 0 & I \\ -M^{-1}K & -M^{-1}C \end{bmatrix}$ ； $\Psi=[0, -I]^T$ ； I 为单位矩阵。

对式(2)进行时间离散可得到墙体的状态转移方程如下：

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{e}^{\Phi(t_{k+1}-t_k)} \mathbf{x}_k + \int_{t_k}^{t_{k+1}} \mathbf{e}^{\Phi(t_{k+1}-\tau)} \Psi \ddot{\mathbf{u}}(\tau) d\tau \quad (3)$$

式中, $\mathbf{x}_{k+1}$, $\mathbf{x}_k$ 分别为状态向量在 t_{k+1} 和 t_k 时刻的值。

可认为激励在足够小的时间段 $[t_k, t_{k+1}]$ 内线性变化, 即

$$\ddot{\mathbf{u}}(\tau) = \ddot{\mathbf{u}}_k - \frac{\ddot{\mathbf{u}}_k - \ddot{\mathbf{u}}_{k+1}}{\Delta t} (\tau - t_k) \quad (4)$$

其中, Δt 为采样时间间隔, $\Delta t = t_{k+1} - t_k$ 。

将式(4)代入式(3)中得到:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{e}^{\Phi \Delta t} \mathbf{x}_k + \Phi^{-1} (\mathbf{e}^{\Phi \Delta t} - \mathbf{I}) \Psi \ddot{\mathbf{u}}_k + [\Delta t - (\mathbf{e}^{\Phi \Delta t} - \mathbf{I}) \Phi^{-1}] \Phi^{-1} \Psi \frac{\ddot{\mathbf{u}}_k - \ddot{\mathbf{u}}_{k+1}}{\Delta t} \quad (5)$$

归并整理后可将式(5)表示为

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A} \mathbf{x}_k + \mathbf{B} \ddot{\mathbf{u}}_k + \mathbf{w}_k \quad (6a)$$

式中: $\mathbf{A} = \mathbf{e}^{\Phi \Delta t}$; $\mathbf{B} = \Phi^{-1} (\mathbf{e}^{\Phi \Delta t} - \mathbf{I}) \Psi$; $\mathbf{w}_k$ 为 t_k 时刻状态方程与系统真实过程间的误差, 即系统噪声。式(6a)即为卡尔曼滤波过程的状态方程^[18]。

同时, 在环境激励下墙体指定自由度上的加速度响应可由传感器测得, 并表示为

$$\mathbf{y}_{k+1} = \mathbf{D} \mathbf{x}_{k+1} + \mathbf{v}_{k+1} \quad (6b)$$

式中: $\mathbf{y}_{k+1}$ 为观测向量, 且 $\mathbf{y}_{k+1} = [\bar{\mathbf{q}}_{k+1}, \bar{\mathbf{q}}_{k+1}^T]^T$; $\bar{\mathbf{q}}_{k+1}$, $\bar{\mathbf{q}}_{k+1}^T$ 分别为 t_{k+1} 时刻的速度响应和位移响应向量观测值, 由加速度响应积分得到; $\mathbf{D}$ 为观测矩阵; $\mathbf{v}_{k+1}$ 为 t_{k+1} 时刻观测向量和其预测值之间的误差, 即测量噪声。式(6b)即为卡尔曼滤波过程的观测方程^[18]。

系统噪声 $\mathbf{w}$ 和观测噪声 $\mathbf{v}$ 可定义为均值为 0、方差分别为 $\mathbf{Q}$ 和 $\mathbf{R}$ 的白噪声。

1.2 卡尔曼滤波实现过程

对式(6)所示的系统, 按以下步骤进行滤波处理^[19]:

a. 将 t_k 时刻状态向量的估计值 $\hat{\mathbf{x}}_{[k|k]}$ 和输入向量 $\ddot{\mathbf{u}}_k$ 代入式(6a), 估计状态向量在 t_{k+1} 时刻的值 $\hat{\mathbf{x}}_{[k+1|k]}$; 同时, 将 t_k 时刻状态向量的偏差 $\hat{\mathbf{P}}_{[k|k]}$ 和系统噪声方差 $\mathbf{Q}_{[k]}$ 代入式(7), 估计 t_{k+1} 时刻状态向量的偏差 $\hat{\mathbf{P}}_{[k+1|k]}$ 为

$$\hat{\mathbf{P}}_{[k+1|k]} = \mathbf{A} \hat{\mathbf{P}}_{[k|k]} \mathbf{A}^T + \mathbf{Q}_{[k]} \quad (7)$$

b. 按式(8)计算 t_{k+1} 时刻的卡尔曼增益矩阵 $\mathbf{K}_{[k+1]}$ 为

$$\mathbf{K}_{[k+1]} = \hat{\mathbf{P}}_{[k+1|k]} \mathbf{D}^T (\mathbf{D} \hat{\mathbf{P}}_{[k+1|k]} \mathbf{D}^T + \mathbf{R}_{[k+1]})^{-1} \quad (8)$$

c. 利用卡尔曼增益矩阵 $\mathbf{K}_{[k+1]}$ 和 t_{k+1} 时刻的测量结果, 按式(9)修正上述状态向量的估计值和其对

应的偏差, 即

$$\hat{\mathbf{x}}_{[k+1|k+1]} = \hat{\mathbf{x}}_{[k+1|k]} + \mathbf{K}_{[k+1]} (\mathbf{y}_{[k+1]} - \mathbf{D} \hat{\mathbf{x}}_{[k+1|k]}) \quad (9a)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{[k+1|k+1]} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{[k+1]} \mathbf{D}) \hat{\mathbf{P}}_{[k+1|k]} \quad (9b)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}_{[k+1|k+1]}$ 为修正后的状态向量估计值; $\hat{\mathbf{P}}_{[k+1|k+1]}$ 为其对应的偏差。

d. 返回步骤 a 继续下一时刻的计算。

上述过程不断循环, 可确定各时刻系统状态向量的估计值。这些值是在指定先验判断(即系统的状态方程)和给定实测数据的条件下, 对整个系统发展过程的最优估计。

可利用对系统的先验判断降低噪声的影响, 是卡尔曼滤波方法的潜在优势。先验信息指的是在当前时刻, 根据前一时刻的状态估计和传感器测量信息, 预测出下一时刻的状态估计信息。先验信息的作用是提供一个先前状态的估计, 作为当前状态的初始估计, 并利用先前状态的不确定性来预测当前状态的不确定性。本文将利用砖砌体墙的有限元模型提供先验判断, 确定系统状态方程中的各参数, 并通过以下方式利用先验信息:

a. 增加预测步骤。在预测步骤中, 利用先验信息来预测下一时刻的状态和状态不确定性。通过增加预测步骤, 使得滤波器对状态的估计更加准确和稳定。

b. 调整卡尔曼增益。卡尔曼增益反映了测量信息和先验信息的相对权重, 通过调整卡尔曼增益来平衡测量信息和先验信息的贡献。在状态估计误差较大的情况下, 增加先验信息的权重, 使得滤波器更加稳定。

c. 优化初始状态估计。通过利用先验信息, 可以更好地估计当前状态的初始值, 并且在后续的滤波过程中, 利用测量信息不断更新状态估计。优化初始状态估计可以提高滤波器的收敛速度和稳定性。

2 既有砖砌体墙的伪静力试验和有限元模拟

通过伪静力试验在砖砌体墙中实现不同程度的损伤, 以模拟既有结构中承重墙的真实状态。

2.1 伪静力试验

以 3 层既有砌体结构底层砖砌体墙为原型, 设计缩尺比例为 1:2 的砖砌体墙试件^[20]。考虑砂浆强度等级、开洞率和高宽比 3 个因素对墙体基

本频率的影响，共采用4片试件，编号为W1~W4，如表1所示。

按图1所示的装置对各墙体试件进行伪静力加载^[20]。试验过程中，考虑墙体的约束条件和损伤情况，分别选取5种不同的状态进行基本频率识别，如表2所示。

表1 墙体试件编号及影响因素

Tab.1 Numbering of wall specimens and influence factors

墙体编号	砂浆强度等级	开洞率/%	高宽比
W1	M5	0	0.75
W2	M7.5	0	0.75
W3	M7.5	11	0.75
W4	M7.5	0	1.25



2.2 有限元模拟

有限元模态分析的振型结果，可作为加速度传感器布置的依据；有限元模态分析的频率结果，可作为评价识别效果的参考。同时，由有限元模型可确定状态方程中的各参数，获得对系统（墙体）的先验判断。

有限元模型的材料特性由材性试验结果确

表2 约束条件与损伤状态

Tab.2 Constraints and damaged states

状态	荷载情况	动测时间	水平作动器
A	顶梁与千斤顶自重	试验开始前	未连接
B	顶梁与千斤顶自重	试验结束后	未连接
I	顶梁与千斤顶自重、竖向压力	加载开始前	连接
II	顶梁与千斤顶自重、竖向压力	墙体开裂时	连接
III	顶梁与千斤顶自重、竖向压力	墙体破坏后	连接

定^[21]，对于W1墙体模型，取其砌体的弹性模量为2815 N/mm²，泊松比为0.15，密度为1837 kg/m³；对于W2，W3，W4墙体模型，取其砌体的弹性模量为3370 N/mm²，泊松比为0.15，密度为1837 kg/m³；4个模型中，取混凝土的弹性模量为30000 N/mm²，泊松比为0.17，密度为2450 kg/m³。单元采用8节点6面体单元，位移边界条件按试验方案设置，顶部施加均布荷载来模拟竖向压力。进行模态分析获得基本振型，结果如图2所示。

由图2可知，4片墙体的基本振型均沿Z方向弯曲，且Y方向相同位置处的曲率一致。因此，对每个墙体试件，将加速度传感器沿墙面高度竖向均匀布置，可采集不同信噪比的记录。同时，在同一高度布置多个传感器，可使同一信噪比的多组记录在频率识别时实现信息互补。另外，再在底梁上布置一个传感器用于采集环境激励，作为系统的输入。各传感器通道布置如图3所示。

从各墙体的有限元模型中提取其刚度矩阵 K 、质量矩阵 M 和阻尼矩阵 C ，将其作为状态A和状态I的先验判断。各损伤状态下质量矩阵保持不变，刚度矩阵根据退化比例折减^[20]，阻尼矩阵采用Rayleigh形式，并取前两阶振型计算，阻尼比均为0.05。

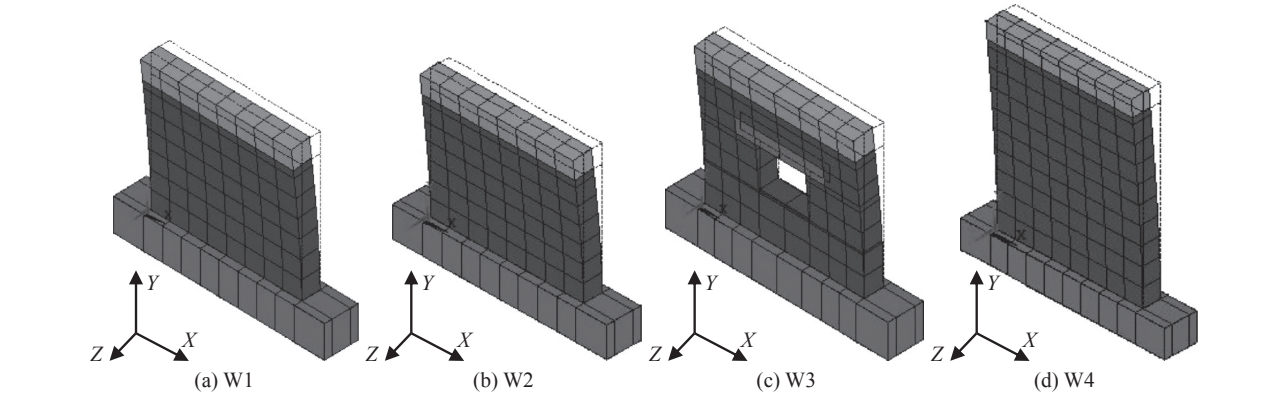


图2 各墙体的基本振型

Fig.2 Basic modal shapes of walls

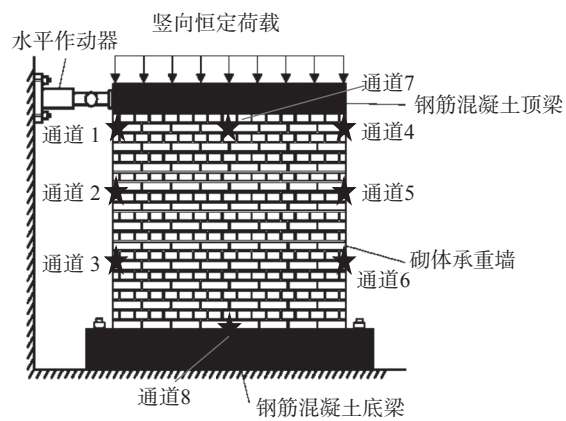


图 3 多测试通道布置图

Fig. 3 Layout of multiple recording channels

2.3 环境激励下的动力测试

当每片砌体墙处于表 2 所列的 5 种损伤状态时, 分别在环境激励下进行采样, 采样频率大于信号中最高频率的两倍即可保证采集的信号不失真。对于砌体墙来说, 其基本频率一般不超过 70 Hz,

根据有限元模态分析的结果并考虑到噪声的影响。本试验按 200 Hz 进行采样, 获取其 8 个通道的加速度记录, 记录长度均为 2^{13} 。其中, 通道 8 的记录为环境激励、通道 1~7 的记录为墙体加速度响应。

3 基于 KF 方法识别砖砌体墙的基本频率

3.1 基于单通道测试记录的识别结果

从有限元模型中提取出参数矩阵, 将动力测试获取的墙体加速度响应进行积分, 得到速度响应和位移响应, 将两者应用到上文的系统方程中。经卡尔曼滤波滤除响应中包含的噪声, 后对位移响应求功率谱密度 (power spectrum density, PSD), 进而拾取峰值确定墙体的基本频率。以 W1 墙体在状态 A 和状态 I 下通道 1 为例, 功率谱分别如图 4 所示。

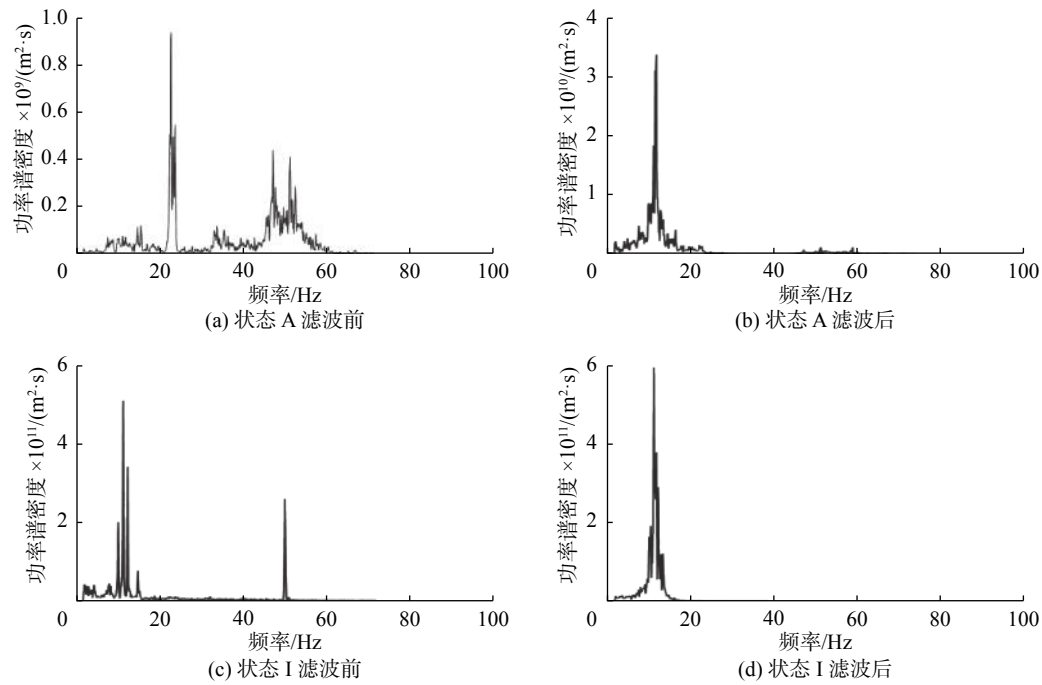


图 4 KF 方法降噪前后位移功率谱密度

Fig.4 PSD of displacement before and after denoising by KF method

从图 4 中可以看出: 不论在简单受力状态 A 还是复杂受力状态 I, KF 方法均能有效降低噪声的影响, 使功率谱突出峰值减少且均集中在低频处, 更好地反映砌体墙的动力特性。

W1 墙体经 KF 滤波后各状态各通道的基本频

率识别结果如表 3 所示。从表中可以看出: 状态 B、状态 III 下各通道识别结果相同, 状态 A、状态 I 下各通道识别结果较为接近, 但状态 II 下通道 5、6 的识别结果较其他通道明显偏高。因此, 在某些状态下识别结果是稳定的, 体现了利用

表 3 W1 基本频率识别结果
Tab.3 Identified basic frequency of W1

状态	通道						
	1	2	3	4	5	6	7
A	11.91	11.82	11.82	11.91	11.82	11.82	11.91
B	4.49	4.49	4.49	4.49	4.49	4.49	4.49
I	11.43	11.33	11.33	11.43	11.43	11.33	11.43
II	9.47	9.47	9.47	9.47	27.15	27.15	9.47
III	4.98	4.98	4.98	4.98	4.98	4.98	4.98

KF 方法的降噪效果。但仍有部分状态的识别结果不理想，还可作进一步的处理。

3.2 基于多通道测试记录奇异值分解的识别结果

为了进一步改善识别结果，引入 SVD 综合利用所有通道记录中的有用信息。可以采用先 SVD 后 KF(方法一)和先 KF 后 SVD(方法二)两种处理方法。

按方法一，将得到的 7 个输出通道的速度、位移响应记录分别组合为一个测试记录矩阵 Y_a, Y_b 。对 Y_a, Y_b 按下式进行奇异值分解：

$$Y_a = U_1 S_1 V_1^T \tag{13}$$

$$Y_b = U_2 S_2 V_2^T \tag{14}$$

式中： U 是 $N \times N$ 维酉矩阵； $S = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_r)$ ，常数 $\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_r$ 为奇异值； V^T 是 $l \times l$ 维酉矩阵。

对应于奇异值 λ_1 ，可按式构造矩阵 Y_a^1, Y_b^1 ：

$$Y_a^1 = U_1(:, 1) \lambda_1 V_1(1, :) \tag{15}$$

$$Y_b^1 = U_2(:, 1) \lambda_1 V_2(1, :) \tag{16}$$

式中： $U(:, 1)$ 为矩阵 U 的第一列； $V(1, :)$ 为矩阵 V 的第一行。

矩阵 Y_a, Y_b 综合了所有输出通道的信息， Y_a^1, Y_b^1 则包含了 Y_a, Y_b 中主要的信息成分。之后对 Y_a^1, Y_b^1 经 KF 方法处理，识别出基本频率。

按方法二，将 KF 方法处理后的 7 个输出通道的速度、位移记录分别组合为一个测试记录矩阵，进行奇异值分解，同样将除 λ_1 以外的奇异值置零，重构矩阵后识别基本频率。

两种多通道处理方法和上文单通道处理方法识别的基本频率结果标准差如表 4 所示。

从表 3 可以看出，采用方法二即先 KF 后 SVD 的方式，标准差为 0，识别结果最理想。采用该方法，不同损伤状态下的基本频率识别结果如表 5 所示。

表 4 不同方法基本频率识别结果的标准差
Tab.4 Standard deviation of basic frequencies identified by different methods

墙体编号	处理方法	状态A	状态B	状态 I	状态 II	状态 III
W1	KF	0.05	0	0.05	8.63	0
	方法一	0.08	0	0.53	6.68	0
	方法二	0	0	0	0	0
W2	KF	0.97	0.53	0	0	0.92
	方法一	1.36	0.42	0	0	8.38
	方法二	0	0	0	0	0
W3	KF	0.40	0.05	0.69	0.15	0
	方法一	0	0.07	0.95	0.15	0
	方法二	0	0	0	0	0
W4	KF	0	0	1.93	0	0
	方法一	0	0	0	0	0
	方法二	0	0	0	0	0

表 5 基本频率识别结果
Tab.5 Identified basic frequency

墙体编号	状态A	状态B	状态 I	状态 II	状态 III
W1	11.91	4.49	11.43	9.47	4.98
W2	12.79	3.42	12.70	8.30	4.98
W3	10.55	3.61	11.33	8.79	3.71
W4	4.10	2.73	3.32	2.64	2.54

4 墙体损伤过程的量化分析

将表 4 中的频率识别结果以最大值为基准，通过其他值占最大值的比例来量化基本频率的变化规律，如图 5 所示。伪静力试验获取的墙体刚度退化也以同样的方法进行量化，如图 6 所示^[20]。

在图 6 中，对比状态 I 下各墙体的识别结果，可见砂浆强度的降低、开洞率的增加、高宽比的增加都会使砌体墙的刚度降低，从而使其基本频率减小。相较于砂浆强度等级和开洞率，高宽比的变化对墙体基本频率的影响更大。

在加载至开裂(状态 I 至状态 II)及开裂至破坏(状态 II 至状态 III)的过程中，W3 的基本频率下降幅度最大，其次是 W1，最后是 W4。这说明在砌体墙受力过程中，开洞率对墙体破损的影响最大，其次是砂浆强度，高宽比影响最小。

对比图 5 和图 6，可以看出在各墙体加载至破坏的全过程中，所识别的频率变换规律均与刚度

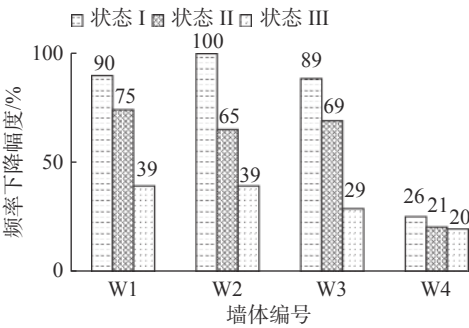


图 5 墙体基本频率的变化
Fig. 5 Change of walls' basic frequency

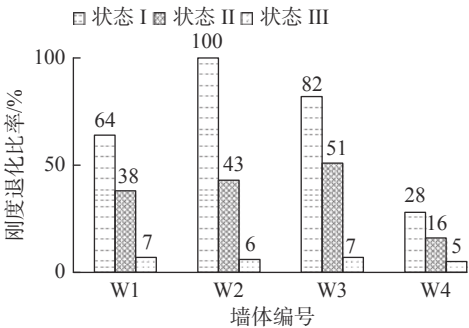


图 6 墙体刚度的退化
Fig. 6 Deterioration of walls' sti finess

退化规律一致。可见基本频率识别结果是可靠的，能正确反映并量化砂浆强度等级、开洞率和高宽比对墙体损伤发展的影响。

5 结 论

通过伪静力试验使砖砌体墙处于不同损伤状态，基于环境激励获取墙体对应状态的加速度响应。采用 KF 和 SVD 相结合的方法进行降噪处理，进而识别对应状态下墙体的基本频率。研究结果说明：

- a. KF 方法可将砖砌体墙的物理参数作为先验判断，有效降低其动力测试响应记录中噪声的影响，为准确识别基本频率提供基础。
- b. KF 方法对单个测试通道响应记录的降噪效果明显，但多个测试通道之间基本频率识别结果存在离散性。
- c. 将 KF 方法与 SVD 相结合，可综合利用多个测试通道的有用信息，实现有效降噪，改善砖砌体墙基本频率的识别效果。所识别的基本频率可靠，其变化规律与伪静力试验中墙体刚度退化规律一致。
- d. 采用本文方法降噪处理后，能够通过所识

别的基本频率的变化，量化砂浆强度、开洞率和高宽比等因素对砖砌体墙损伤发展过程的影响，为评估其安全性提供依据。

总的来说，本研究成果对于砌体结构墙体损伤识别方法具有一定的实用价值。但是鉴于实验中所使用的砌体墙由砖砌块和砂浆砌筑成，非线性显著，而且经历长期使用，本身损伤不确定，观测噪声也并不是高斯噪声，常规的卡尔曼滤波方法可能具有局限性。在未来的研究中可以考虑一些针对砖砌块和砂浆砌筑结构的损伤检测和监测的非线性滤波方法，如扩展卡尔曼滤波(EKF)、无迹卡尔曼滤波(UKF)、粒子滤波(PF)等方法，同时也可以使用蒙特卡罗方法进行粒子滤波来处理非高斯噪声。

参考文献：

[1] 孙鑫晖, 郝木明, 张令弥. 环境激励下宽频带模态参数识别研究[J]. 建筑结构学报, 2011, 32(4): 151-156.

[2] 高延安, 杨庆山, 王娟, 等. 环境激励下古建筑飞云楼动力性能分析[J]. 振动与冲击, 2015, 34(22): 144-148,182.

[3] HU S L J, BAO X X, LI H J. Model order determination and noise removal for modal parameter estimation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(6): 1605-1620.

[4] LEI Y, JIANG Y Q. A two-stage kalman estimation approach for the identification of nonlinear structural parameters[J]. Procedia Engineering, 2011, 14: 3088-3094.

[5] LEI Y, CHEN F, ZHOU H. An algorithm based on two-step kalman filter for intelligent structural damage detection[J]. Structural Control & Health Monitoring, 2015, 22(4): 694-706.

[6] LIU L J, SU Y, ZHU J J, et al. Data fusion based EKF-UI for real-time simultaneous identification of structural systems and unknown external inputs[J]. Measurement, 2016, 88: 456-467.

[7] 赵博宇, 丁勇, 吴斌. 基于扩展卡尔曼估计算法的地震模拟振动台模型识别[J]. 振动与冲击, 2014, 33(12): 145-150.

[8] 何浩祥, 吕永伟, 韩恩圳. 基于静动力凝聚及扩展卡尔曼滤波的连续梁桥损伤识别[J]. 工程力学, 2015, 32(7): 156-163.

[9] 薛建阳, 白福玉, 张锡成, 等. 古建筑木结构榫卯节点刚度的地震损伤分析和识别[J]. 振动与冲击, 2018, 37(6): 47-54.

[10] 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.

[11] NI P H, XIA Y, LI J, et al. Improved decentralized

structural identification with output-only measurements[J]. [Measurement](#), 2018, 122: 597–610.

[12] 王晓燕, 黄维平, 李华军. 地震动反演及结构参数识别的 EKF 算法 [J]. [工程力学](#), 2005, 22(4): 20–23,111.

[13] LEI Y, JIANG Y Q, XU Z Q. Structural damage detection with limited input and output measurement signals[J]. [Mechanical Systems and Signal Processing](#), 2012, 28: 229–243.

[14] 雷鹰, 周欢. 有限观测下的结构损伤实时在线诊断 [J]. [振动与冲击](#), 2014, 33(17): 161–166.

[15] Khodarahmi M, Maihami V. A review on kalman filter models[J]. [Archives of Computational Methods in Engineering](#), 2023, 30(1): 727–747.

[16] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. [Journal of Basic Engineering](#), 1960, 82(D): 35–45.

[17] 欧进萍. 结构振动控制——主动、半主动和智能控制 [M]. 北京: 科学出版社, 2003.

[18] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. [Transactions of the ASME-Journal of Basic Engineering](#), 1960, 82: 35–45.

[19] CHUI C K, CHEN G R. Kalman filtering: with real-time applications[M]. 3rd ed. Berlin: Springer, 1999: 55–58.

[20] 彭斌, 汪澜涯, 王冬冬, 等. 砌体墙抗震性能伪静力试验研究 [J]. [上海理工大学学报](#), 2016, 38(4): 402–408.

[21] 王冬冬. 砌体结构性能的多尺度数值模拟 [D]. 上海: 上海理工大学, 2017.

(编辑: 丁红艺)



[上接第 494 页]

[15] 张琦, 时剑文, 索双富, 等. 基于 Mooney-Rivlin 模型和 Yeoh 模型的橡胶材料有限元分析 [J]. [合成橡胶工业](#), 2020, 43(6): 468–471.

[16] AYUOL P O M. Investigation on muscle mechanical properties under compression loading for human body model improvement[D]. Changsha: Hunan University, 2020: 35–36.

[17] 田良. 心脏运动过程超弹性材料建模与仿真研究 [D]. 西安: 西安工业大学, 2019: 22–23.

[18] TRẦN T N, NOVÁČEK V, TOLBA R, et al. Experimental and computational approach to study colorectal anastomosis[C]//Proceedings of the XXIII Congress of the International Society of Biomechanics. Brussels, Belgium, 2011: 1–2.

[19] 周旺伟. 肛肠手术前后肛管直肠内压变化的观察 [J]. [广西中医药](#), 1997, 20(3): 7–8.

[20] GIAMUNDO P, DE ANGELIS M. Treatment of anal fistula with FiLaC®: results of a 10-year experience with 175 patients[J]. [Techniques in Coloproctology](#), 2021, 25(8): 941–948.

[21] LIMURA E, GIORDANO P. Modern management of anal fistula[J]. [World Journal of Gastroenterology](#), 2015, 21(1): 12–20.

(编辑: 丁红艺)