

文章编号:1006-1355(2025)01-0046-07

有色噪声下基于改进卡尔曼滤波的结构响应重构

李志娟, 彭珍瑞

(兰州交通大学 机电工程学院, 兰州 730070)

摘要:针对传统卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)算法进行结构响应重构时无法处理有色噪声,导致重构精度降低的问题,提出一种基于自适应一步相关卡尔曼滤波(Adaptive One-step Correlated Kalman Filter, AOCKF)算法的结构响应重构方法。首先使用 AOCKF 算法处理测量过程中的时变有色噪声,得到状态的最优估计。然后利用估计的状态向量重构出感兴趣位置处的结构响应。最后对二维桁架和外伸梁分别进行数值模拟和试验分析,验证了所提方法的有效性。结果表明,根据所提方法重构出的响应时程曲线可以较好地拟合真实响应或测量响应时程曲线,且具有较高的重构精度。

关键词:声学;有限测量响应;时变有色噪声;卡尔曼滤波算法;响应重构

中图分类号: TH113.1

文献标志码: A

DOI 编码: 10.3969/j.issn.1006-1355.2025.01.008

Structural Response Reconstruction Based on Improved Kalman Filtering with Colored Noise

LI Zhijuan, PENG Zhenrui

(School of Mechanical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: For the problem that the traditional Kalman filter (KF) algorithm cannot handle colored noise when reconstructing the structural response, resulting in the reduction of reconstruction accuracy, a structural response reconstruction method based on adaptive one-step correlated Kalman filter (AOCKF) algorithm is proposed. Firstly, the time-varying colored noise during the measurement process is processed by using the AOCKF algorithm, and the optimal estimation of the state is obtained. Secondly, the estimated state vector is used to reconstruct the structural responses at the interesting location. Finally, the proposed method is verified by the numerical simulation of the two-dimensional truss and the experimental analysis of the external extension beam. The results show that the response time-history curves reconstructed by the proposed method can fit the real response or measured response time-history curves well, and have high reconstruction accuracy.

Key words: acoustics; limited measurement response; time-varying colored noise; Kalman filter algorithm; response reconstruction

结构在长时间服役过程中通常会发生损伤。因此,有必要在服役的结构上加装传感器来实时监测结构状态,以保证结构的性能及可靠性。然而,在实际工程中,传感器的安装受到各种因素制约,无法在所需的各个关键测点布置传感器,造成监测数据不完备。为保证监测数据的完备性,需要重构出结构所需位置的各类动态响应^[1-4]。

结构响应重构主要是利用结构有限位置的测量响应,重构出未测量位置的各类动态响应。目前,结

构响应重构主要分为结构的确定性响应重构和结构的不确定性响应重构。结构的确定性响应重构基于精确的有限元模型,主要分为4种方法:基于传递率或传递矩阵方法^[5-6]、模态分析方法^[7]、经验模态分解方法^[8-9]和 Markov 参数方法^[10]。结构的不确定性结构响应重构不必基于精确的有限元模型,可以在一定的模型误差和测量误差下,通过采用卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)算法重构未测量响应。KF 算法包含系统状态方程和观测方程,能有效剔除随机干扰噪声,实现对系统状态的最优估计。与其他滤波类算法相比, KF 算法运算简单,计算速度快,更适合应用于实时估计问题。张笑华等^[11]利用 KF 算法对应变和位移传感器的数量和位置进行了优化,并利用这两种响应重构了其他位置的应变和位移响应。董康立等^[12]使用萤火虫算法和逐步消去法实现了传感器位置的优化,并使用类卡尔曼滤波算法重构了结构的外部载荷和未测响应。

收稿日期:2023-04-28

基金项目:国家自然科学基金资助项目(62161018)

作者简介:李志娟(1999-),女,甘肃省天水市人,硕士研究生,专业方向为结构动力学与响应重构。

E-mail: 776518730@qq.com

通信作者:彭珍瑞,男,博士,教授,博士生导师,专业方向为结构动力学及模态分析。

E-mail: pzrui@163.com

上述基于KF算法的结构响应重构方法大多基于白噪声假设,但实际工程中的噪声多为有色噪声,若把有色噪声当作白噪声处理,必然会影响滤波的精度和可靠性,进而影响响应重构的精度^[13]。为此,一些学者提出利用增广状态法和测量差分法分别处理有色过程噪声和有色测量噪声^[14-15],但是增广状态法会使算法的计算量增大,测量差分法易受异常值干扰,难以保证滤波精度。熊雪等^[16]提出了一种处理有色噪声的一步相关卡尔曼滤波(One-step Correlated Kalman Filter, OCKF)算法,有效解决了导航对准中姿态角异常波动的问题,但该方法需要预先假定测量噪声方差为已知的常数。

针对以上问题, Sun 等^[17]使用 Sage-Husa 自适应滤波实时估计了系统噪声和测量噪声,但是该方法的期望估计误差会在递归过程中逐渐累积,干扰噪声方差的估计。张笑华等^[18]使用移动窗卡尔曼滤波(Moving-Window Kalman Filter, MWKF)算法实时估计了系统噪声方差和测量噪声方差,并重构了结构未安装传感器位置处的响应。

因此,本文针对KF算法进行结构响应重构时无法处理有色噪声的问题,引入文献[16]中的OCKF算法,并针对OCKF算法中不精确的测量噪声方差可能导致滤波发散的问题,提出一种基于自适应一步相关卡尔曼滤波(Adaptive One-step Correlated Kalman Filter, AOCKF)算法的结构响应重构方法。首先计算相邻历元噪声间的协方差,得到改进的卡尔曼滤波公式;然后采用MWKF算法实时估计测量噪声协方差矩阵;最后对二维桁架和外伸梁分别进行数值模拟和试验分析,验证所提方法的有效性。

1 基本理论

1.1 动力学方程离散化

模态坐标下结构的2阶运动方程可以表示为:

$$\ddot{q} + 2\xi\omega_0\dot{q} + \omega_0^2q = \Phi^T Lu \quad (1)$$

式中: q 为模态坐标; ξ 为模态阻尼系数矩阵; ω_0 为模态频率矩阵; Φ 为模态位移振型矩阵; L 为激励映射矩阵; u 为外部激励向量。

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}\mathbf{u}_k + \mathbf{w}_k \\ \mathbf{z}_k = \mathbf{C}\mathbf{x}_k + \mathbf{D}\mathbf{u}_k + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (2)$$

式中: \mathbf{x}_k 、 \mathbf{z}_k 和 \mathbf{u}_k 分别为离散后的状态向量、观测向量和外部激励向量; \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 分别为离散后的状态转移矩阵和输入矩阵; \mathbf{C} 和 \mathbf{D} 分别为输出矩阵和直接传输矩阵; \mathbf{w}_k 和 \mathbf{v}_k 分别为系统噪声和测量噪声。式(2)中相关矩阵的计算公式为:

$$\mathbf{x}_k = \begin{Bmatrix} q_k \\ \dot{q}_k \end{Bmatrix} \quad (3)$$

$$\mathbf{A} = e^{\begin{bmatrix} 0 & I \\ -\omega_0^2 & -2\xi\omega_0 \end{bmatrix} \Delta t} \quad (4)$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 & I \\ -\omega_0^2 & -2\xi\omega_0 \end{bmatrix}^{-1} (\mathbf{A} - \mathbf{I}) \begin{bmatrix} 0 \\ \Phi^T L \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} \Psi & 0 \\ 0 & \Phi \\ -\Phi\omega_0^2 & -2\Phi\xi\omega_0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \Phi\Phi^T L \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中: I 为单位矩阵; Δt 为采样时间间隔; Ψ 为模态应变振型矩阵。

1.2 KF算法

KF算法是一种建立在系统噪声和测量噪声均为白噪声条件下的最优估计方法,其计算过程主要分为预测过程和更新过程。

预测过程:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{k-1} \quad (8)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{A}\mathbf{P}_{k-1|k-1}\mathbf{A}^T + \mathbf{Q} \quad (9)$$

更新过程:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{C}^T[\mathbf{C}\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{C}^T + \mathbf{R}]^{-1} \quad (10)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k[\mathbf{z}_k - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} - \mathbf{D}\mathbf{u}_k] \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k\mathbf{C}]\mathbf{P}_{k|k-1} \quad (12)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 为先验状态估计; $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 为先验估计误差协方差; \mathbf{K}_k 为卡尔曼增益; $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ 为后验状态估计; $\mathbf{P}_{k|k}$ 为后验估计误差协方差。在KF算法中,将 \mathbf{w}_k 和 \mathbf{v}_k 假设为互不相关的白噪声,方差矩阵分别为 \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} 。

1.3 OCKF算法

由于实际工程中的系统噪声和测量噪声是与时间相关的有色噪声,因此 \mathbf{w}_k 和 \mathbf{v}_k 可表示为:

$$\mathbf{w}_k = \alpha\mathbf{w}_{k-1} + \zeta_{k-1} \quad (13)$$

$$\mathbf{v}_k = \beta\mathbf{v}_{k-1} + \mathbf{s}_{k-1} \quad (14)$$

式中: α 和 β 说明时间相关特性; ζ_{k-1} 和 \mathbf{s}_{k-1} 为相互独立的白噪声。

引入OCKF算法处理有色噪声^[16],该算法改进了KF算法中 $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 和 $\mathbf{P}_{k|k}$ 的表达式,其计算过程如下:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{k-1} \quad (15)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{A}\mathbf{P}_{k-1|k-1}\mathbf{A}^T + \mathbf{Q} - \mathbf{P}_{k-1|k-1}\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^T\mathbf{A}^T - \mathbf{A}\mathbf{P}_{k-1|k-1}\hat{\mathbf{x}}_{k-1} \quad (16)$$

$$\mathbf{K}_k = (\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{C}^T - \mathbf{P}_{k|k-1}\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^T\mathbf{v}_k) \cdot (\mathbf{C}\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{C}^T + \mathbf{R} - \mathbf{C}\mathbf{P}_{k|k-1}\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^T\mathbf{v}_k - \mathbf{P}_{k|k-1}\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^T\mathbf{C}^T)^{-1} \quad (17)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k(\mathbf{z}_k - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} - \mathbf{D}\mathbf{u}_k) \quad (18)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k\mathbf{C})\mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k\mathbf{P}_{k|k-1}^T\mathbf{v}_k \quad (19)$$

式中: $\mathbf{P}_{k|k-1}\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^T\mathbf{w}_{k-1}$ 和 $\mathbf{P}_{k|k-1}\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^T\mathbf{v}_k$ 分别为系统状态与系统噪声、测量噪声间的协方差矩阵;利用协方差传播定律,可以得到 $\mathbf{P}_{k-1|k-1}\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^T\mathbf{w}_{k-1}$ 和 $\mathbf{P}_{k|k-1}\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^T\mathbf{v}_k$ 的表达式如下:

$$P_{\hat{x}_{k-1}w_{k-1}} = (I + K_{k-1}C) P_{w_{k-1,k-2}} \quad (20)$$

$$P_{\hat{x}_{k-1}v_k} = AK_{k-1}P_{v_{k-1,k}} \quad (21)$$

式中: $P_{w_{k-1,k-2}}$ 为相邻系统噪声间的协方差矩阵; $P_{v_{k-1,k}}$ 为相邻测量噪声间的协方差矩阵, 其表达式如式(22)和式(23)所示。由以上公式可知, 系统噪声为白噪声, 即 $P_{w_{k-1,k-2}}$ 为零时, $P_{\hat{x}_{k-1}w_{k-1}}$ 为零, 则式(16)中后两项为零, 因此该公式退化为传统卡尔曼滤波算法计算 $P_{k|k-1}$ 的公式。当观测噪声为白噪声, 即 $P_{v_{k-1,k}}$ 为零时, $P_{\hat{x}_{k-1}v_k}$ 为零, 则计算 K_k 和 $P_{k|k}$ 的公式退化为传统卡尔曼滤波算法计算 K_k 和 $P_{k|k}$ 的公式。

$$P_{w_{k-1,k-2}} = \alpha Q \quad (22)$$

$$P_{v_{k-1,k}} = \beta R \quad (23)$$

由式(23)可知, $P_{v_{k-1,k}}$ 的计算与测量噪声方差 R 有关。在 OCKF 算法中, R 通常被假设为已知的常数, 但事实上它未知且随时间变化。因此, 使用文献[18]中的 MWKF 算法实时估计 R 。

1.4 MWKF 算法

由于在响应重构中真实响应难以获得, 使真实的测量噪声也难以获得, 所以使用前后 3 个时刻测量响应的平均值来代替真实响应, 则真实响应可以表示为:

$$z_k^r = \lambda_1 z_{k-1}^m + \lambda_2 z_k^m + \lambda_3 z_{k+1}^m \quad (24)$$

式中: $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 为加权系数。测量噪声 σ_k 为测量响应 z_k^m 与真实响应 z_k^r 的差值, 其计算公式如下:

$$\sigma_k = z_k^m - z_k^r \quad (25)$$

用极大似然估计法得到测量噪声方差矩阵的估计值:

$$\hat{R}_k = \frac{1}{N_r - 1} \sum_{j=k-N_r+1}^k [(\sigma_j - E[\sigma_j])(\sigma_j - E[\sigma_j])^T] \quad (26)$$

其中:

$$E[\sigma_j] = \frac{1}{N_r} \sum_{j=k-N_r+1}^k \sigma_j \quad (27)$$

式中: N_r 表示移动窗的长度。

对多个不同移动窗长度估计的 \hat{R}_k 进行加权平均, 将其作为最终的测量噪声方差:

$$\hat{R}_{k,a} = \gamma_1 \hat{R}_{k1} + \gamma_2 \hat{R}_{k2} + \cdots + \gamma_i \hat{R}_{ki} \quad (28)$$

式中: γ_i 为加权系数, 具体公式如下:

$$\gamma_i = \frac{1/\text{tr}(\hat{R}_{ki})}{1/\text{tr}(\hat{R}_{k1}) + 1/\text{tr}(\hat{R}_{k2}) + \cdots + 1/\text{tr}(\hat{R}_{ki})} \quad (29)$$

式中: $\text{tr}(\cdot)$ 表示计算矩阵的迹。

1.5 AOCKF 算法

在 OCKF 算法的基础上设计自适应滤波算法, 该算法通过 MWKF 算法实时估计时变的测量噪声方差 R_k , 然后将 R_k 代入 OCKF 算法的公式(17)和公

式(23)中, 将其改写为式(30)和式(31), 其他计算公式则与 OCKF 算法中一致。

$$K_k = (P_{k|k-1}C^T - P_{\hat{x}_{k|k-1}v_k}) \cdot (CP_{k|k-1}C^T + \hat{R}_{k,a} - CP_{\hat{x}_{k|k-1}v_k} - P_{v_{k|k-1}}C^T)^{-1} \quad (30)$$

$$P_{v_{k-1,k}} = \beta \hat{R}_{k,a} \quad (31)$$

由于实际工程中的噪声为时变有色噪声, 因此在新算法中采用 OCKF 算法考虑有色噪声的影响, 采用 MWKF 算法考虑测量噪声的时变性。

AOCKF 算法的流程图如图 1 所示。

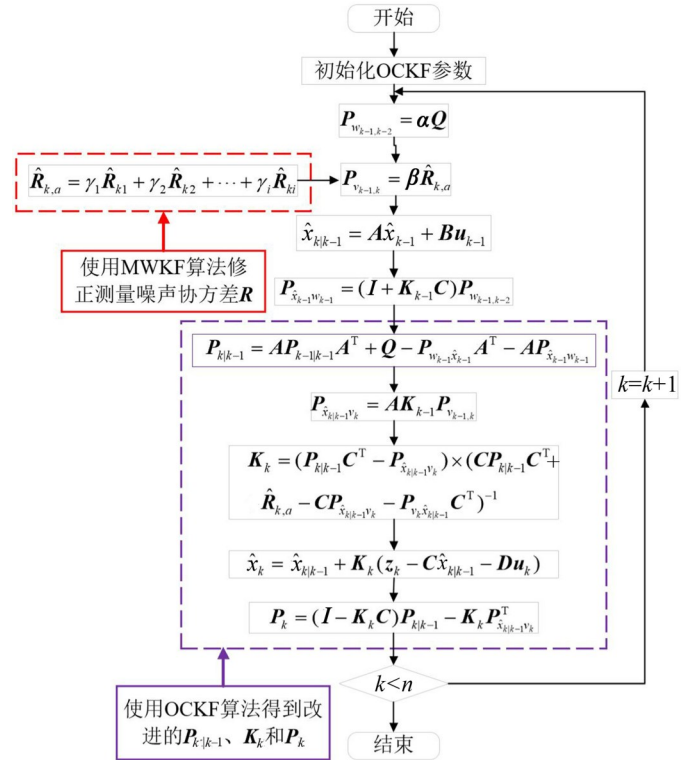


图 1 AOCKF 算法流程图

1.6 结构响应重构

得到状态的最优估计后, 可以通过如下的重构方程重构未知的响应:

$$z_k^e = C_s^e \hat{x}_k + D_s^e u_k \quad (32)$$

式中: C_s^e 和 D_s^e 分别表示重构位置处的输出矩阵和直接传输矩阵; z_k^e 表示重构响应, 包括应变、速度和加速度响应, 位移响应则通过式(33)计算得到:

$$W = \Phi \times (\Psi)^{-1} \times Y \quad (33)$$

式中: W 表示重构的位移响应; Y 表示重构响应中的应变响应, 是 z_k^e 的子矩阵。

通过数值仿真对比真实响应和重构响应, 真实响应的计算公式为:

$$z_k^r = C_s^e x_k + D_s^e u_k \quad (34)$$

2 数值模拟

采用二维桁架模拟整个响应重构过程, 以验证所提方法的有效性。该桁架结构如图 2 所示。共有

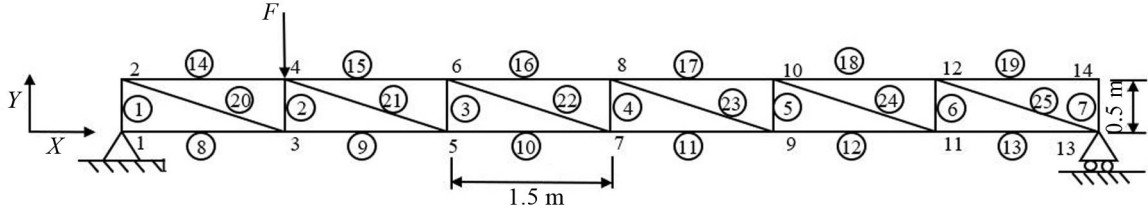


图2 二维桁架

14个节点、25个单元、25个自由度。具体的材料参数如下:弹性模量为210 GPa,密度为7 850 kg/m³,泊松比为0.3。将频带宽度为10~250 Hz,最大值为175 N的随机载荷施加在第4节点的Y方向。在第2、3和4节点的Y方向布置加速度传感器,根据式(34)计算出传感器布置处的真实响应。

2.1 白噪声情况

为了比较KF、OCKF和AOCKF 3种算法的重构精度,引入相对百分比误差(Relative Percentage Error, RPE),具体公式如下:

$$e_{RPE} = \text{std}(z'' - z') / \text{std}(z') \times 100\% \quad (35)$$

式中:std表示标准差。

在真实响应中加入均值为0、方差为2.56的高斯白噪声以获得测量响应,通过重构得到的各节点加速度RPE值如图3所示。

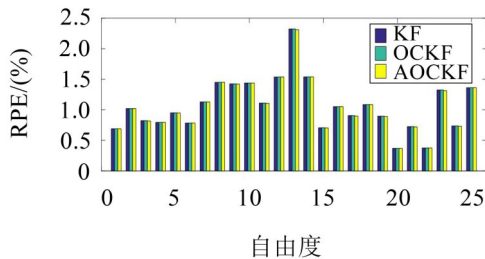


图3 加速度响应

由图可知,3种算法的滤波结果大致相同。所以在白噪声情况下,采用KF算法即可得到较高的重构精度。

2.2 有色噪声情况

在加速度真实响应中加入不同等级的有色噪声,比较所提方法的重构效果,则测量响应的表达式如下:

$$z_k^m = z_k^t + \delta \cdot z_k^t \cdot v_k \quad (36)$$

式中: δ 为噪声等级。

通过现有的测量响应重构其他未被测量的响应。图4为采用MWKF算法估计得到的3节点Y方向测量噪声方差时程曲线,可以看出,估计的测量噪声方差是时变的,且围绕预设的真实值上下波动。

在3%的有色噪声下进行响应重构并比较重构精度。图5为结构各处不同类型的真实响应与重构响应时程曲线对比图。可以看出,根据AOCKF算

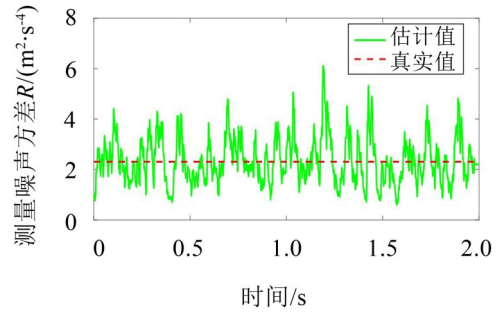


图4 传感器测量噪声方差

法重构出的各类响应时程曲线与真实响应时程曲线吻合良好,可以重构出未测量位置处的各类响应。

3种算法的RPE值如图6所示。由图可知,AOCKF算法重构精度最高,OCKF算法次之,KF算法重构效果最差。与KF算法相比,OCKF算法考虑了相邻历元间的噪声协方差值,减弱了有色噪声对状态估计的影响,因此重构精度更高。与OCKF算法相比,AOCKF算法对测量噪声有更强的自适应能力,可以有效降低估计误差,因此重构精度更高。

表1列出了不同噪声等级下使用KF、OCKF和AOCKF 3种算法重构的各个节点或单元的加速度、速度、位移和应变响应的平均RPE值。可以看出,随着噪声等级的增加,根据3种算法重构所得各类响应的精度均有所降低,但AOCKF算法的重构精度最高。

表1 平均RPE值/(%)

噪声等级	算法	加速度	速度	位移	应变
3 %	KF	6.91	4.19	2.51	3.15
	OCKF	6.33	3.33	1.69	2.81
	AOCKF	4.94	2.69	1.43	2.17
10 %	KF	21.64	13.51	8.46	10.56
	OCKF	20.03	11.00	5.75	9.55
	AOCKF	16.74	9.38	5.14	7.89
15 %	KF	33.56	21.12	13.04	16.08
	OCKF	30.78	17.12	8.83	14.51
	AOCKF	27.43	15.69	8.46	12.75

以上仿真结果表明,在有色噪声情况下,AOCKF算法的重构精度最高。

为了探究在测点发生变化的情况下,所提算法的重构精度是否会降低,即其对测点的随机变化是否具有一定的鲁棒性。改变测量位置,在第6、7和8

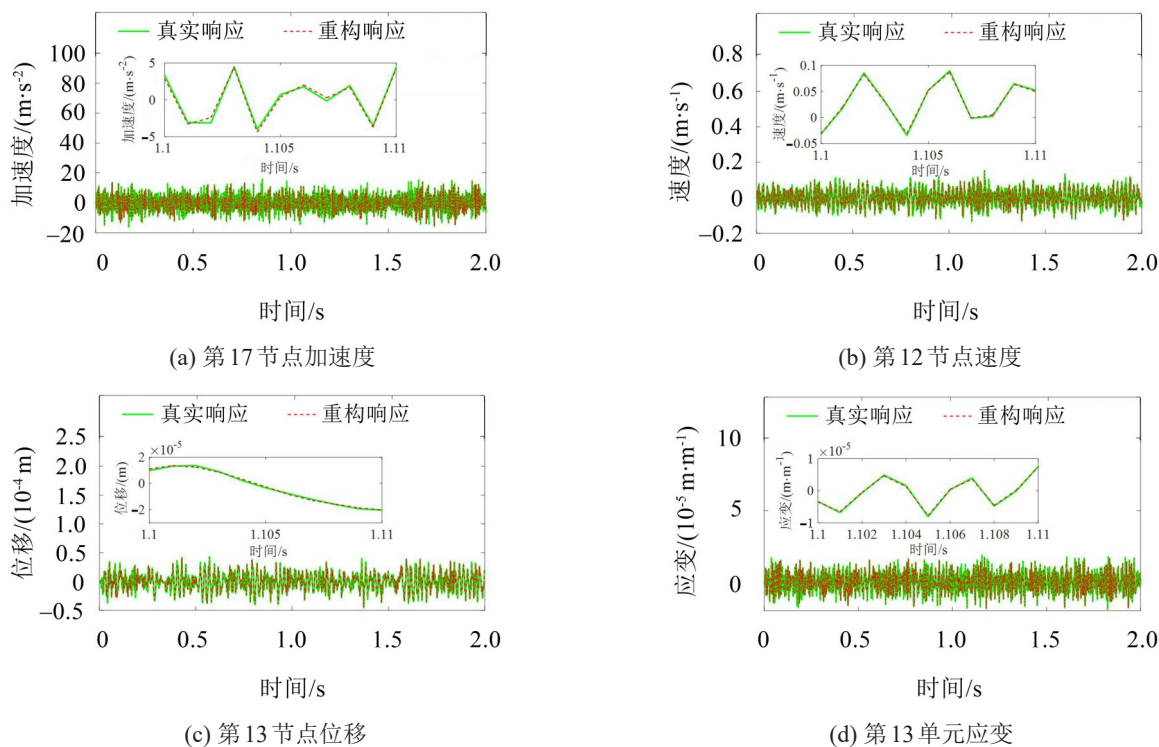


图5 重构响应与真实响应对比

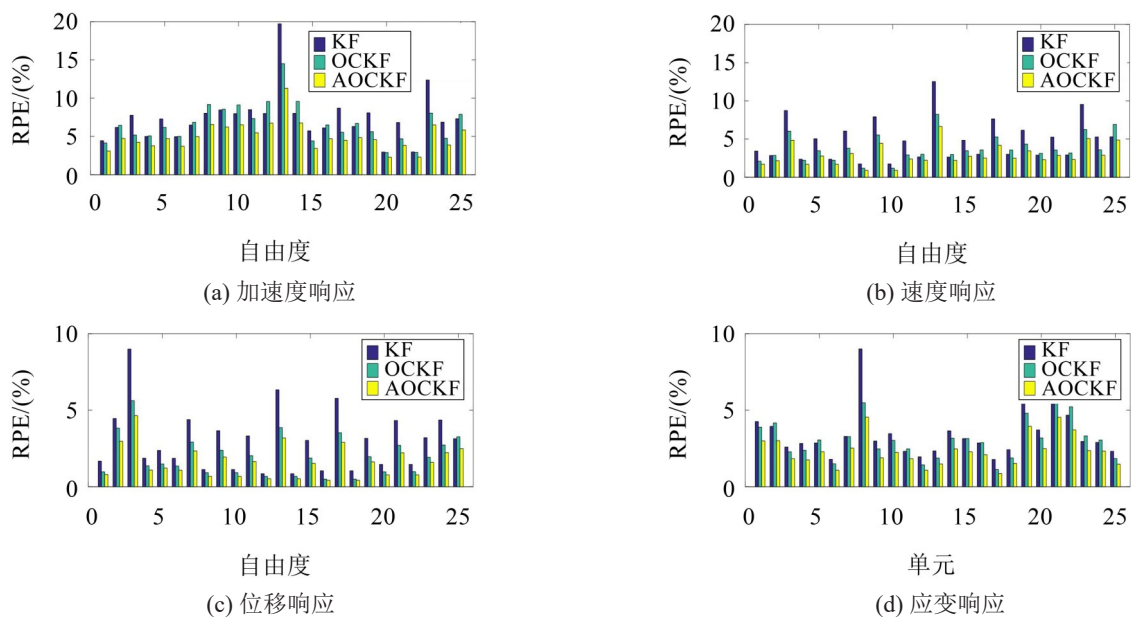


图6 3种算法的RPE值

节点的Y方向布置加速度传感器,在3%的有色噪声下再次进行响应重构。图7为结构第17节点加速度的真实响应与重构响应的对比,图8为重构的结构所有位置位移响应的RPE值。由图可知,在测点改变的情况下,所提方法仍然可以重构出结构的未测量响应,并得到较好的重构精度。

3 试验分析

为了验证所提方法的有效性,使用外伸梁为研究对象进行试验分析。外伸梁尺寸为2 000 mm×100 mm×10 mm,将其划分为20个单元和21个

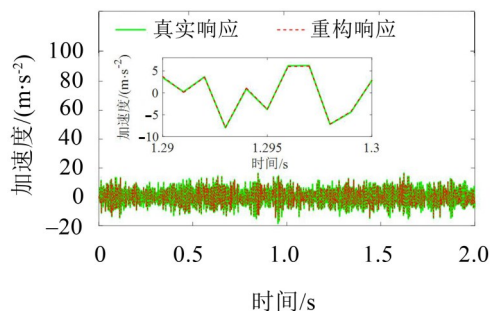


图7 重构响应与真实响应对比

节点,在第2和20节点处施加约束,外伸梁实物如图9所示。在第8、11和14节点处布置3个加速度传

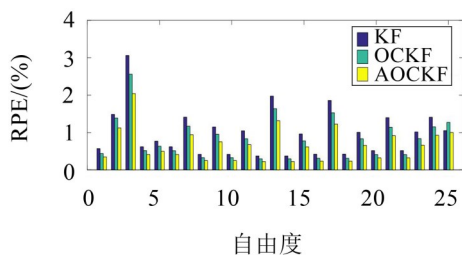


图8 位移响应的RPE值

传感器采集测量响应,用于重构其他未测量响应,同时
在第5和17节点布置两个加速度传感器测量振动信
号,并与重构值作对比,测点布置如图10所示。



图9 外伸梁试验

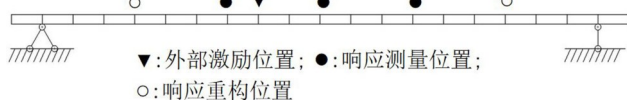


图10 测点布置图

基于AOCKF算法重构第5和17节点Y方向
的各类响应。图11和图12分别是重构响应与测量响
应或真实响应的对比。

由图11和图12可以看出,根据该方法重构的
各类响应曲线与测量响应或真实响应曲线吻合良好,

可以重构出未测量位置处的各类响应。

表2列出了使用3种算法重构出的第5和17
节点Y方向各类响应的RPE值。可以看出,采用
AOCKF算法重构得到的各类响应RPE值最小,重
构精度最高,OCKF算法次之,KF算法重构精度
最低。说明OCKF算法可以处理有色噪声,提高
响应重构的精度,AOCKF算法可以通过实时估计
 R 降低滤波误差,进一步提高重构精度。

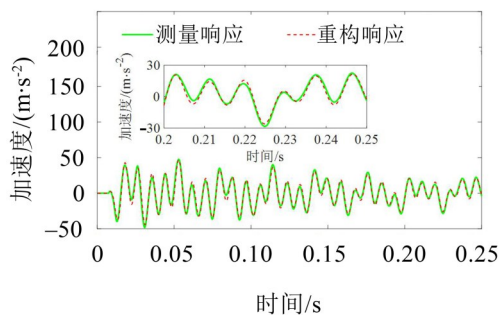
表2 RPE值/(%)

单元/节点号	KF	OCKF	AOCKF
加速度			
5	9.75	7.95	5.59
17	9.08	7.30	5.24
速度			
5	6.98	5.02	4.14
17	5.50	3.61	3.04
位移			
5	2.04	1.14	1.02
17	1.82	0.87	0.76
应变			
5	1.65	0.60	0.42
17	1.29	0.56	0.35

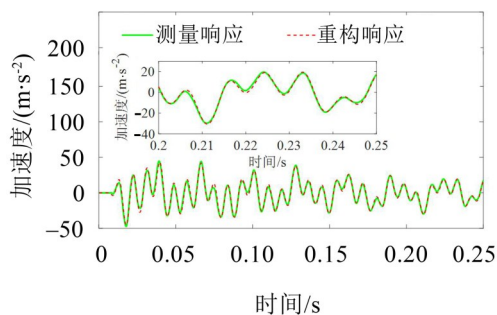
以上试验分析结果证明所提方法在仅使用少
量加速度传感器的情况下,可以实现对结构其他
位置加速度、速度、位移和应变响应的有效重
构。

4 结 语

本文主要研究了在时变有色噪声下,使用少

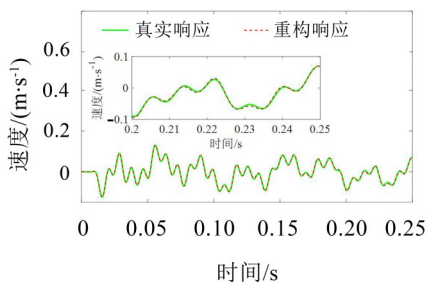


(a) 第5节点加速度

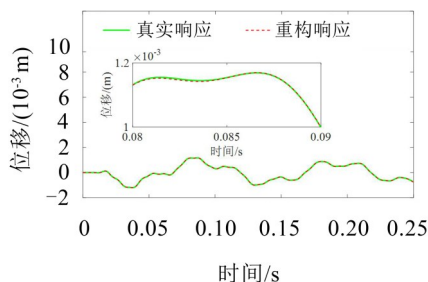


(b) 第17节点加速度

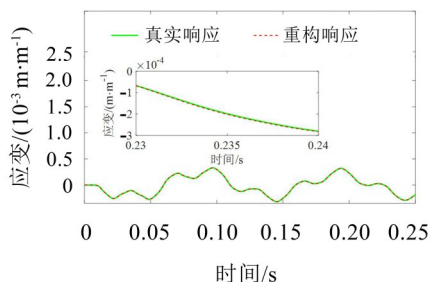
图11 重构响应与测量响应对比



(a) 第5节点速度



(b) 第17节点位移



(c) 第5单元应变

图12 重构响应与真实响应对比

加速度测量响应重构结构其余各个节点或单元加速度、速度、位移和应变响应的方法。主要结论如下:

(1) 采用基于 AOCKF 算法的结构响应重构方法可以重构出结构其他位置的各类响应,且各类重构响应曲线与测量响应或真实响应曲线吻合良好。

(2) 通过数值算例与试验分析可以看出, AOCKF 算法可以有效抑制时变有色噪声对滤波精度的影响,与 KF 和 OCKF 算法相比具有更高的重构精度。

(3) 改变噪声等级不会影响所提算法的重构效果,根据 AOCKF 算法重构的未测量响应仍然具有较高的重构精度。

参考文献:

- [1] 孙利民,尚志强,夏烨. 大数据背景下的桥梁结构健康监测研究现状与展望[J]. 中国公路学报, 2019, 32(11): 1-20.
- [2] ZHANG C W, MOUSAVI A A, MASRI S F, et al. Vibration feature extraction using signal processing techniques for structural health monitoring: A review[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 177: 109175.
- [3] 房芳,郑辉,汪玉,等. 机械结构健康监测综述[J]. 机械工程学报, 2021, 57(16): 269-292.
- [4] AN H C, YOUN B D, KIM H S. Optimal placement of non-redundant sensors for structural health monitoring under model uncertainty and measurement noise[J]. Measurement, 2022, 204: 112102.
- [5] 毛羚,李书进,张洲. 未知输入下基于响应重构的结构损伤识别[J]. 土木工程与管理学报, 2018, 35(3): 87-95.
- [6] WANG M Y, SHENG X Z. Combining empirical wavelet transform and transfer matrix or modal superposition to reconstruct responses of structures subject to typical excitations[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 163: 108162.
- [7] ZHANG X H, XU Y L, ZHU S Y, et al. Dual-type sensor placement for multi-scale response reconstruction[J]. Mechatronics, 2014, 24(4): 376-384.
- [8] 邹云峰,付正亿,何旭辉,等. 基于经验模态分解和模型缩聚的动力响应重构方法研究[J]. 工程力学, 2022, 39(2): 67-75.
- [9] YANG J S, FU Z Y, ZOU Y F, et al. A response reconstruction method based on empirical mode decomposition and modal synthesis method[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 184: 109716.
- [10] WANG J, LAW S S, YANG Q S. Sensor placement method for dynamic response reconstruction[J]. Journal of Sound and Vibration, 2014, 333(9): 2469-2482.
- [11] 张笑华,任伟新,方圣恩. 两种传感器的位置优化及结构多种响应重构[J]. 振动与冲击, 2014, 33(18): 26-30.
- [12] 董康立,殷红,彭珍瑞. 面向多类型传感器优化布置的结构响应重构[J]. 控制理论与应用, 2018, 35(9): 1339-1346.
- [13] 史鹏程,彭珍瑞,董康立. 基于有限测量信息的两步响应重构方法[J]. 振动与冲击, 2022, 41(11): 291-297.
- [14] CHOI H D, AHN C K, LIM H T. Time-domain filtering for estimation of linear systems with colored noises using recent finite measurements[J]. Measurement, 2013, 46(8): 2792-2797.
- [15] JIANG T T, WANG J L, HE Y L, et al. Design of the modified fractional central difference Kalman filters under stochastic colored noises[J]. ISA Transactions, 2022, 127: 487-500.
- [16] 熊雪,郭敏华,李伟杰,等. 基于有色噪声的改进卡尔曼滤波方法[J]. 中国惯性技术学报, 2017, 25(1): 33-36.
- [17] SUN J, XU X S, LIU Y T, et al. FOG random drift signal denoising based on the improved AR model and modified Sage-Husa adaptive Kalman filter[J]. Sensors, 2016, 16(7): 1073-1091.
- [18] 张笑华,吴志彪,吴圣斌,等. 基于移动窗卡尔曼滤波算法的结构响应重构[J]. 振动与冲击, 2021, 40(21): 90-96+105.

(上接第 20 页)

- [12] SCHMIDT H, SCHNEIDER T. Acoustic communication and navigation in the new Arctic—A model case for environmental adaptation[C]// 2016 IEEE Third Underwater Communications and Networking Conference(Ucomms). Lercio, 2016: 1-4.
- [13] 祝捍皓,肖瑞,朱军,等. 浅海水平变化波导下低频声能量传输特性[J]. 上海交通大学学报, 2021, 55(8): 958-967.
- [14] YANG S E. Theory of underwater sound propagation[M]. Harbin: Harbin Engineering University Press, 2009.
- [15] DIACHOK O I. Effects of sea-ice ridges on sound propagation in the arctic ocean[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 1998, 59(5): 1110-1120.
- [16] 殷俊俊,冯正平,刘乐乐,等. 极地海冰环境分析[J]. 船舶, 2017, 28(2): 10-18.