



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 116955334 B

(45) 授权公告日 2024.06.04

(21) 申请号 202310769763.1

G06F 17/16 (2006.01)

(22) 申请日 2023.06.27

(56) 对比文件

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 105137373 A, 2015.12.09

申请公布号 CN 116955334 A

CN 110174651 A, 2019.08.27

(43) 申请公布日 2023.10.27

CN 115309814 A, 2022.11.08

(73) 专利权人 香港理工大学深圳研究院

US 2016267689 A1, 2016.09.15

地址 518057 广东省深圳市南山区粤海街道高新技术产业园南区粤兴一道18号
香港理工大学产学研大楼205室

陈金立等. 基于低秩块Hankel 矩阵正则化的阵元故障MIMO 雷达DOA 估计.《电讯技术》.2023, 第1-11页.

(72) 发明人 陈思怡 王友武 倪一清

Si-Yi Chen et al..Gross outlier removal and fault data recovery for SHM data of dynamic responses by an annihilating filter-based Hankel-structured robust PCA method.《Struct Control & Health Monitoring》.2022, 第29卷(第12期), 1-20.

(74) 专利代理机构 深圳市君胜知识产权代理事务所(普通合伙) 44268

专利代理师 谢松

审查员 焦月

(51) Int. Cl.

G06F 16/215 (2019.01)

G06F 16/2458 (2019.01)

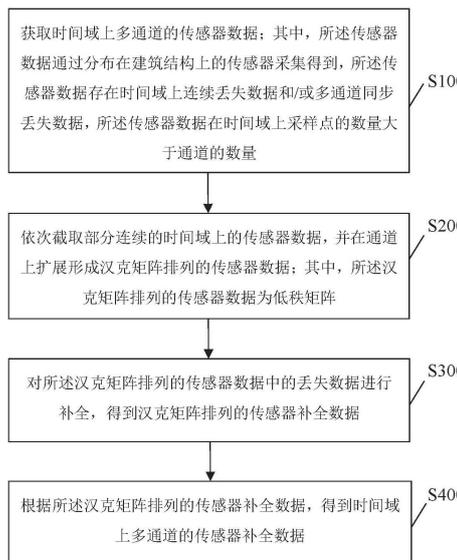
权利要求书5页 说明书12页 附图7页

(54) 发明名称

基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感器数据丢失恢复方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感器数据丢失恢复方法,包括:获取时间域上多通道的传感器数据,并形成汉克矩阵排列的传感器数据,具体为低秩矩阵;对汉克矩阵排列的传感器数据中的丢失数据进行补全,并得到时间域上多通道的传感器补全数据。本发明将时间域上多通道的传感器数据在通道上扩展形成汉克矩阵排列的传感器数据,且汉克矩阵排列的传感器数据为低秩矩阵,再对汉克矩阵排列的传感器数据中的丢失数据进行补全,得到汉克矩阵排列的传感器补全数据,最后得到时间域上多通道的传感器补全数据。本发明的方法能有效恢复不同模式下时间域上多通道的传感器数据的丢失数据,对多种数据丢失模式均具有较好的恢复效果,且鲁棒性强。



CN 116955334 B

1. 一种基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感数据丢失恢复方法, 其特征在于, 所述方法包括:

获取时间域上多通道的传感器数据; 其中, 所述传感器数据通过分布在建筑结构上的传感器采集得到, 所述传感器数据存在时间域上连续丢失数据和/或多通道同步丢失数据, 所述传感器数据在时间域上采样点的数量大于通道的数量;

依次截取部分连续的时间域上的传感器数据, 并在通道上扩展形成汉克矩阵排列的传感器数据; 其中, 所述汉克矩阵排列的传感器数据为低秩矩阵;

对所述汉克矩阵排列的传感器数据中的丢失数据进行补全, 得到汉克矩阵排列的传感器补全数据;

根据所述汉克矩阵排列的传感器补全数据, 得到时间域上多通道的传感器补全数据;

所述汉克矩阵排列的传感器数据为:

$$\mathcal{H}(\mathbf{X}) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 & \mathbf{x}_2 & \cdots & \mathbf{x}_{n_2} \\ \mathbf{x}_2 & \mathbf{x}_3 & \cdots & \mathbf{x}_{n_2+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{x}_{n_1} & \mathbf{x}_{n_1+1} & \cdots & \mathbf{x}_N \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{m n_1 \times n_2}$$

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \quad \mathbf{x}_2 \quad \cdots \quad \mathbf{x}_n \quad \cdots \quad \mathbf{x}_N] = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} & \cdots & x_{1N} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} & \cdots & x_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} & \cdots & x_{mN} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{m \times N}$$

$$n_1 + n_2 = N + 1$$

其中, $\mathcal{H}(\mathbf{X})$ 表示汉克矩阵排列的传感器数据, $\mathcal{H}(\cdot)$ 表示汉克化运算, \mathbf{X} 表示时间域上多通道的传感器数据, \mathbf{x}_n 表示时间域上第 n 个采样点的多通道的传感器数据, x_{mn} 表示时间域上第 n 个采样点中第 m 个通道的传感器数据, m 表示通道的数量, N 表示在时间域上采样点的数量, \mathbb{R} 表示实数矩阵, n_1 表示截取连续的时间域上采样点的数量, n_2 表示截取的次数;

所述汉克矩阵排列的传感器数据为:

$$\mathcal{H}(\mathbf{X}) = \mathbf{E}_L \mathbf{\Gamma} \mathbf{E}_R^T$$

$$\mathbf{E}_L = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_m & \mathbf{I}_m & \cdots & \mathbf{I}_m \\ \lambda_1 \mathbf{I}_m & \lambda_2 \mathbf{I}_m & \cdots & \lambda_r \mathbf{I}_m \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda_1^{n_1-1} \mathbf{I}_m & \lambda_2^{n_1-1} \mathbf{I}_m & \cdots & \lambda_r^{n_1-1} \mathbf{I}_m \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{m n_1 \times m r}$$

$$\mathbf{\Gamma} = \begin{bmatrix} \mathbf{C}_1 \mathbf{p}_1^* \mathbf{y}_1 & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{C}_2 \mathbf{p}_2^* \mathbf{y}_1 & \cdots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{C}_r \mathbf{p}_r^* \mathbf{y}_1 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{m r \times r}$$

$$\mathbf{E}_R = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ \lambda_1 & \lambda_2 & \cdots & \lambda_r \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda_1^{n_2-1} & \lambda_2^{n_2-1} & \cdots & \lambda_r^{n_2-1} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n_2 \times r}$$

$$\text{rank}(\mathcal{H}(\mathbf{X})) = r$$

$$r \ll \min(mn_1, n_2)$$

其中, \mathbf{E}_L 、 \mathbf{E}_R 表示参数矩阵, Γ 表示对角矩阵, \mathbf{T} 表示转置, \mathbf{I}_m 表示 $m \times m$ 的单位矩阵, $\lambda_r^{n_2-1}$ 、 $\lambda_r^{n_1-1}$ 表示特征值, \mathbf{C} 表示测量矩阵, \mathbf{l}_r 、 \mathbf{p}_r 表示特征向量, $[\cdot]^*$ 表示共轭转置, y_1 表示参数, r 表示汉克矩阵排列的传感器数据的秩, $\text{rank}(\cdot)$ 表示求矩阵的秩的函数;

所述对所述汉克矩阵排列的传感器数据中的丢失数据进行补全, 得到汉克矩阵排列的传感器补全数据, 包括:

基于所述汉克矩阵排列的传感器数据, 求解凸优化问题, 得到汉克矩阵排列的传感器补全数据; 其中, 所述凸优化问题为:

$$\min_{\mathcal{H}(\mathbf{X})} \|\mathcal{H}(\mathbf{X})\|_*$$

$$\text{s.t.} \quad P_\Omega(\mathcal{H}(\mathbf{X})) = P_\Omega(\mathcal{H}(\mathbf{M}))$$

$$[P_\Omega(\mathcal{H}(\mathbf{X}))]_{i,j} = \begin{cases} \mathcal{H}(\mathbf{X})_{i,j}, & (i,j) \in \Omega \\ 0, & (i,j) \notin \Omega \end{cases}$$

$$[P_\Omega(\mathcal{H}(\mathbf{M}))]_{i,j} = \begin{cases} \mathcal{H}(\mathbf{M})_{i,j}, & (i,j) \in \Omega \\ 0, & (i,j) \notin \Omega \end{cases}$$

其中, \min 表示最小化函数, $\|\cdot\|_*$ 表示矩阵的核范数, s.t. 表示服从于, $P_\Omega(\cdot)$ 表示投影算子, Ω 表示传感器数据的下标的集合, $\mathcal{H}(\mathbf{M})$ 表示汉克矩阵排列的真实未知矩阵, \mathbf{M} 表示真实未知矩阵, $\mathcal{H}(\mathbf{M})_{i,j}$ 表示汉克矩阵排列的真实未知矩阵中下标 (i, j) 上的元素, $\mathcal{H}(\mathbf{X})_{i,j}$ 表示汉克矩阵排列的传感器数据中下标 (i, j) 上的元素;

所述凸优化问题通过奇异值阈值算法求解, 具体包括:

初始化 $\mathbf{Y}^0 = \mathbf{0}$;

当 \mathbf{Y}^{k-1} 固定时, 计算 $\mathcal{H}(\mathbf{X})^k$;

$$\begin{aligned} \mathcal{H}(\mathbf{X})^k &= \arg \min_{\mathcal{H}(\mathbf{X})} \tau \|\mathcal{H}(\mathbf{X})\|_* + \frac{1}{2} \|\mathcal{H}(\mathbf{X})\|_F^2 + \langle \mathbf{Y}^{k-1}, P_\Omega(\mathcal{H}(\mathbf{X})) \rangle \\ &= \arg \min_{\mathcal{H}(\mathbf{X})} \tau \|\mathcal{H}(\mathbf{X})\|_* + \frac{1}{2} \|\mathcal{H}(\mathbf{X})\|_F^2 + \langle \mathcal{H}(\mathbf{X}), P_\Omega(\mathbf{Y}^{k-1}) \rangle \\ &= D_\tau(\mathbf{Y}^{k-1}) \end{aligned}$$

;

当 $\mathcal{H}(\mathbf{X})^k$ 固定时, 用梯度下降来更新 \mathbf{Y} ; 其中, $\mathbf{Y}^k = \mathbf{Y}^{k-1} + \delta_k P_\Omega(\mathcal{H}(\mathbf{M}) - \mathcal{H}(\mathbf{X})^k)$;

将求解得到的汉克矩阵排列的真实未知矩阵 $\mathcal{H}(\mathbf{M})$ 作为汉克矩阵排列的传感器补全数据 $\mathcal{H}(\mathbf{X}')$;

其中, $\|\cdot\|_F$ 表示F-范数, 参数 $\tau > 0$, Y 表示拉格朗日乘子, $D_\tau(\cdot)$ 表示奇异值阈值软阈值操作, δ_k 表示参数, k 表示更新次数, $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示内积;

所述传感器补全数据为:

$$\mathbf{X}' = \mathcal{H}^{-1}(\mathcal{H}(\mathbf{X}'))$$

其中, $\mathcal{H}^{-1}(\cdot)$ 表示逆汉克化运算, \mathbf{X}' 表示传感器补全数据。

2. 根据权利要求1所述的基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感数据丢失恢复方法, 其特征在于, 所述方法还包括:

根据所述传感器补全数据, 确定所述建筑结构的结构安全状况。

3. 一种基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感数据丢失恢复系统, 其特征在于, 所述系统包括:

获取模块, 用于获取时间域上多通道的传感器数据; 其中, 所述传感器数据通过分布在建筑结构上的传感器采集得到, 所述传感器数据存在时间域上连续丢失数据和/或多通道同步丢失数据, 所述传感器数据在时间域上采样点的数量大于通道的数量;

构建模块, 用于依次截取部分连续的时间域上的传感器数据, 并在通道上扩展形成汉克矩阵排列的传感器数据; 其中, 所述汉克矩阵排列的传感器数据为低秩矩阵;

补全模块, 用于对所述汉克矩阵排列的传感器数据中的丢失数据进行补全, 得到汉克矩阵排列的传感器补全数据;

恢复模块, 用于根据所述汉克矩阵排列的传感器补全数据, 得到时间域上多通道的传感器补全数据;

所述汉克矩阵排列的传感器数据为:

$$\mathcal{H}(\mathbf{X}) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 & \mathbf{x}_2 & \cdots & \mathbf{x}_{n_2} \\ \mathbf{x}_2 & \mathbf{x}_3 & \cdots & \mathbf{x}_{n_2+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{x}_{n_1} & \mathbf{x}_{n_1+1} & \cdots & \mathbf{x}_N \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n_1 \times n_2}$$

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \quad \mathbf{x}_2 \quad \cdots \quad \mathbf{x}_n \quad \cdots \quad \mathbf{x}_N] = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} & \cdots & x_{1N} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} & \cdots & x_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} & \cdots & x_{mN} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{m \times N}$$

$$n_1 + n_2 = N + 1$$

其中, $\mathcal{H}(\mathbf{X})$ 表示汉克矩阵排列的传感器数据, $\mathcal{H}(\cdot)$ 表示汉克化运算, \mathbf{X} 表示时间域上多通道的传感器数据, \mathbf{x}_n 表示时间域上第 n 个采样点的多通道的传感器数据, x_{mn} 表示时间域上第 n 个采样点中第 m 个通道的传感器数据, m 表示通道的数量, N 表示在时间域上采样点的数量, \mathbb{R} 表示实数矩阵, n_1 表示截取连续的时间域上采样点的数量, n_2 表示截取的次数;

所述汉克矩阵排列的传感器数据为:

$$\mathcal{H}(\mathbf{X}) = \mathbf{E}_L \mathbf{I} \mathbf{E}_R^T$$

$$\mathbf{E}_L = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_m & \mathbf{I}_m & \cdots & \mathbf{I}_m \\ \lambda_1 \mathbf{I}_m & \lambda_2 \mathbf{I}_m & \cdots & \lambda_r \mathbf{I}_m \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda_1^{n_1-1} \mathbf{I}_m & \lambda_2^{n_1-1} \mathbf{I}_m & \cdots & \lambda_r^{n_1-1} \mathbf{I}_m \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{mn_1 \times mr}$$

$$\mathbf{\Gamma} = \begin{bmatrix} \mathbf{C} \mathbf{l}_1 \mathbf{p}_1^* \mathbf{y}_1 & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{C} \mathbf{l}_2 \mathbf{p}_2^* \mathbf{y}_1 & \cdots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{C} \mathbf{l}_r \mathbf{p}_r^* \mathbf{y}_1 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{mr \times r}$$

$$\mathbf{E}_R = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ \lambda_1 & \lambda_2 & \cdots & \lambda_r \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda_1^{n_2-1} & \lambda_2^{n_2-1} & \cdots & \lambda_r^{n_2-1} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n_2 \times r}$$

$$\text{rank}(\mathcal{H}(\mathbf{X})) = r$$

$$r \ll \min(mn_1, n_2)$$

其中, \mathbf{E}_L 、 \mathbf{E}_R 表示参数矩阵, $\mathbf{\Gamma}$ 表示对角矩阵, \mathbf{T} 表示转置, \mathbf{I}_m 表示 $m \times m$ 的单位矩阵, $\lambda_r^{n_2-1}$ 、 $\lambda_r^{n_1-1}$ 表示特征值, \mathbf{C} 表示测量矩阵, \mathbf{l}_r 、 \mathbf{p}_r 表示特征向量, $[\cdot]^*$ 表示共轭转置, \mathbf{y}_1 表示参数, r 表示汉克矩阵排列的传感器数据的秩, $\text{rank}(\cdot)$ 表示求矩阵的秩的函数;

所述补全模块, 具体用于基于所述汉克矩阵排列的传感器数据, 求解凸优化问题, 得到汉克矩阵排列的传感器补全数据; 其中, 所述凸优化问题为:

$$\min_{\mathcal{H}(\mathbf{X})} \|\mathcal{H}(\mathbf{X})\|_*$$

$$\text{s.t.} \quad P_\Omega(\mathcal{H}(\mathbf{X})) = P_\Omega(\mathcal{H}(\mathbf{M}))$$

$$[P_\Omega(\mathcal{H}(\mathbf{X}))]_{i,j} = \begin{cases} \mathcal{H}(\mathbf{X})_{i,j}, & (i,j) \in \Omega \\ 0, & (i,j) \notin \Omega \end{cases}$$

$$[P_\Omega(\mathcal{H}(\mathbf{M}))]_{i,j} = \begin{cases} \mathcal{H}(\mathbf{M})_{i,j}, & (i,j) \in \Omega \\ 0, & (i,j) \notin \Omega \end{cases}$$

其中, \min 表示最小化函数, $\|\cdot\|_*$ 表示矩阵的核范数, s.t. 表示服从于, $P_\Omega(\cdot)$ 表示投影算子, Ω 表示传感器数据的下标的集合, $\mathcal{H}(\mathbf{M})$ 表示汉克矩阵排列的真实未知矩阵, \mathbf{M} 表示真实未知矩阵, $\mathcal{H}(\mathbf{M})_{i,j}$ 表示汉克矩阵排列的真实未知矩阵中下标 (i, j) 上的元素, $\mathcal{H}(\mathbf{X})_{i,j}$ 表示汉克矩阵排列的传感器数据中下标 (i, j) 上的元素;

所述凸优化问题通过奇异值阈值算法求解;

所述补全模块还具体用于初始化 $\mathbf{Y}^0 = \mathbf{0}$; 当 \mathbf{Y}^{k-1} 固定时, 计算 $\mathcal{H}(\mathbf{X})^k$;

$$\begin{aligned}
\mathcal{H}(\mathbf{X})^k &= \arg \min_{\mathcal{H}(\mathbf{X})} \tau \|\mathcal{H}(\mathbf{X})\|_* + \frac{1}{2} \|\mathcal{H}(\mathbf{X})\|_F^2 + \langle \mathbf{Y}^{k-1}, P_\Omega(\mathcal{H}(\mathbf{X})) \rangle \\
&= \arg \min_{\mathcal{H}(\mathbf{X})} \tau \|\mathcal{H}(\mathbf{X})\|_* + \frac{1}{2} \|\mathcal{H}(\mathbf{X})\|_F^2 + \langle \mathcal{H}(\mathbf{X}), P_\Omega(\mathbf{Y}^{k-1}) \rangle \quad \text{当 } \mathcal{H}(\mathbf{X})^k \text{ 固定时, 用梯度下降来} \\
&= D_\tau(\mathbf{Y}^{k-1})
\end{aligned}$$

更新 \mathbf{Y} ; 其中, $\mathbf{Y}^k = \mathbf{Y}^{k-1} + \delta_k P_\Omega(\mathcal{H}(\mathbf{M}) - \mathcal{H}(\mathbf{X})^k)$; 将求解得到的汉克矩阵排列的真实未知矩阵 $\mathcal{H}(\mathbf{M})$ 作为汉克矩阵排列的传感器补全数据 $\mathcal{H}(\mathbf{X}')$;

其中, $\|\cdot\|_F$ 表示F-范数, 参数 $\tau > 0$, \mathbf{Y} 表示拉格朗日乘子, $D_\tau(\cdot)$ 表示奇异值阈值软阈值操作, δ_k 表示参数, k 表示更新次数, $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示内积;

所述传感器补全数据为:

$$\mathbf{X}' = \mathcal{H}^{-1}(\mathcal{H}(\mathbf{X}'))$$

其中, $\mathcal{H}^{-1}(\cdot)$ 表示逆汉克化运算, \mathbf{X}' 表示传感器补全数据。

4. 一种终端, 其特征在于, 所述终端包括有存储器和一个以上的处理器; 所述存储器存储有一个以上的程序; 所述程序包含用于执行如权利要求1-2中任一所述的基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感数据丢失恢复方法的指令; 所述处理器用于执行所述程序。

5. 一种计算机可读存储介质, 其上存储有多条指令, 其特征在于, 所述指令适用于由处理器加载并执行, 以实现上述权利要求1-2任一所述的基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感数据丢失恢复方法的步骤。

基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感数据丢失恢复方法

技术领域

[0001] 本发明涉及丢失数据恢复技术领域,尤其涉及的是一种基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感数据丢失恢复方法。

背景技术

[0002] 结构健康监测技术被广泛应用于重要的超高层建筑和大跨度桥梁上,以确保结构的安全可靠。监测数据的采集与传输作为大型结构健康监测系统中的重要环节,采集数据的完整度与准确性直接影响结构安全性能的评估。在长期监测中,风力、腐蚀、设备老化、信号中断和干扰等各种因素容易造成传感器故障或者网络传输故障,使得部分采集数据丢失,导致对结构安全状况出现漏报或误报的情况,从而引起决策上的失误,甚至导致重大的事故灾害。

[0003] 为解决结构健康监测系统中数据丢失的问题,目前已有一些数据恢复方法,但是现有的数据恢复方法主要集中在单通道的数据恢复上,并局限于一些简单的数据丢失模式,如随机数据丢失(模式1,如图1中的a图所示)以及连续但不同步的数据丢失(模式2,如图1中的b图所示)。在实践中,传感器在某些极端条件下可能同时出现故障,导致连续和同步的数据丢失(模式3,如图1中的c图所示)。由于所有通道数据都是同步丢失的,这使得模式3的数据恢复与前两种数据丢失模式相比更具挑战性。

发明内容

[0004] 本发明要解决的技术问题在于,针对现有技术的上述缺陷,提供一种基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感数据丢失恢复方法,旨在解决现有的数据恢复方法难以处理不同模式下的数据丢失的问题。

[0005] 本发明解决问题所采用的技术方案如下:

[0006] 一种基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感数据丢失恢复方法,其中,所述方法包括:

[0007] 获取时间域上多通道的传感器数据;其中,所述传感器数据通过分布在建筑结构上的传感器采集得到,所述传感器数据存在时间域上连续丢失数据和/或多通道同步丢失数据,所述传感器数据在时间域上采样点的数量大于通道的数量;

[0008] 依次截取部分连续的时间域上的传感器数据,并在通道上扩展形成汉克矩阵排列的传感器数据;其中,所述汉克矩阵排列的传感器数据为低秩矩阵;

[0009] 对所述汉克矩阵排列的传感器数据中的丢失数据进行补全,得到汉克矩阵排列的传感器补全数据;

[0010] 根据所述汉克矩阵排列的传感器补全数据,得到时间域上多通道的传感器补全数据。

[0011] 所述的基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感数据丢失恢复方法,其中,所述汉克矩阵排列的传感器数据为:

$$[0012] \quad \mathcal{H}(\mathbf{X}) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 & \mathbf{x}_2 & \cdots & \mathbf{x}_{n_2} \\ \mathbf{x}_2 & \mathbf{x}_3 & \cdots & \mathbf{x}_{n_2+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{x}_{n_1} & \mathbf{x}_{n_1+1} & \cdots & \mathbf{x}_N \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{mn_1 \times n_2}$$

$$[0013] \quad \mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \quad \mathbf{x}_2 \quad \cdots \quad \mathbf{x}_n \quad \cdots \quad \mathbf{x}_N] = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} & \cdots & x_{1N} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} & \cdots & x_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} & \cdots & x_{mN} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{m \times N}$$

$$[0014] \quad n_1 + n_2 = N + 1$$

[0015] 其中, $\mathcal{H}(\mathbf{X})$ 表示汉克矩阵排列的传感器数据, $\mathcal{H}(\cdot)$ 表示汉克化运算, \mathbf{X} 表示时间域上多通道的传感器数据, \mathbf{x}_n 表示时域上第 n 个采样点的多通道的传感器数据, x_{mn} 表示时域上第 n 个采样点中第 m 个通道的传感器数据, m 表示通道的数量, N 表示在时间域上采样点的数量, \mathbb{R} 表示实数矩阵, n_1 表示截取连续的时间域上采样点的数量, n_2 表示截取的次数。

[0016] 所述的基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感数据丢失恢复方法, 其中, 所述汉克矩阵排列的传感器数据为:

$$[0017] \quad \mathcal{H}(\mathbf{X}) = \mathbf{E}_L \mathbf{\Gamma} \mathbf{E}_R^T$$

$$[0018] \quad \mathbf{E}_L = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_m & \mathbf{I}_m & \cdots & \mathbf{I}_m \\ \lambda_1 \mathbf{I}_m & \lambda_2 \mathbf{I}_m & \cdots & \lambda_r \mathbf{I}_m \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda_1^{n_1-1} \mathbf{I}_m & \lambda_2^{n_1-1} \mathbf{I}_m & \cdots & \lambda_r^{n_1-1} \mathbf{I}_m \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{mn_1 \times mr}$$

$$[0019] \quad \mathbf{\Gamma} = \begin{bmatrix} \mathbf{C} \mathbf{l}_1 \mathbf{p}_1^* \mathbf{y}_1 & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{C} \mathbf{l}_2 \mathbf{p}_2^* \mathbf{y}_1 & \cdots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{C} \mathbf{l}_r \mathbf{p}_r^* \mathbf{y}_1 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{mr \times r}$$

$$[0020] \quad \mathbf{E}_R = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ \lambda_1 & \lambda_2 & \cdots & \lambda_r \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda_1^{n_2-1} & \lambda_2^{n_2-1} & \cdots & \lambda_r^{n_2-1} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n_2 \times r}$$

$$[0021] \quad \text{rank}(\mathcal{H}(\mathbf{X})) = r$$

$$[0022] \quad r \ll \min(mn_1, n_2)$$

[0023] 其中, \mathbf{E}_L 、 \mathbf{E}_R 表示参数矩阵, $\mathbf{\Gamma}$ 表示对角矩阵, T 表示转置, \mathbf{I}_m 表示 $m \times m$ 的单位矩阵, $\lambda_r^{n_2-1}$ 、 $\lambda_r^{n_1-1}$ 表示特征值, \mathbf{C} 表示测量矩阵, \mathbf{l}_r 、 \mathbf{p}_r 表示特征向量, $[\cdot]^*$ 表示共轭转置, \mathbf{y}_1 表示参数, r 表示汉克矩阵排列的传感器数据的秩, $\text{rank}(\cdot)$ 表示求矩阵的秩的函数。

[0024] 所述的基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感数据丢失恢复方法, 其中, 所述对所述汉克矩阵排列的传感器数据中的丢失数据进行补全, 得到汉克矩阵排列的传感器补全数据, 包括:

[0025] 基于所述汉克矩阵排列的传感器数据, 求解凸优化问题, 得到汉克矩阵排列的传

感器补全数据;其中,所述凸优化问题为:

$$[0026] \quad \min_{\mathcal{H}(\mathbf{X})} \|\mathcal{H}(\mathbf{X})\|_*$$

$$[0027] \quad s.t. \quad P_{\Omega}(\mathcal{H}(\mathbf{X})) = P_{\Omega}(\mathcal{H}(\mathbf{M}))$$

$$[0028] \quad [P_{\Omega}(\mathcal{H}(\mathbf{X}))]_{i,j} = \begin{cases} \mathcal{H}(\mathbf{X})_{i,j}, & (i,j) \in \Omega \\ 0, & (i,j) \notin \Omega \end{cases}$$

$$[0029] \quad [P_{\Omega}(\mathcal{H}(\mathbf{M}))]_{i,j} = \begin{cases} \mathcal{H}(\mathbf{M})_{i,j}, & (i,j) \in \Omega \\ 0, & (i,j) \notin \Omega \end{cases}$$

[0030] 其中,min表示最小化函数, $\|\cdot\|_*$ 表示矩阵的核范数,s.t.表示服从于, $P_{\Omega}(\cdot)$ 表示投影算子, Ω 表示传感器数据的下标的集合, $\mathcal{H}(\mathbf{M})$ 表示汉克矩阵排列的真实未知矩阵, \mathbf{M} 表示真实未知矩阵, $\mathcal{H}(\mathbf{M})_{i,j}$ 表示汉克矩阵排列的真实未知矩阵中下标(i,j)上的元素, $\mathcal{H}(\mathbf{X})_{i,j}$ 表示汉克矩阵排列的传感器数据中下标(i,j)上的元素。

[0031] 所述的基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感数据丢失恢复方法,其中,所述凸优化问题通过奇异值阈值算法求解。

[0032] 所述的基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感数据丢失恢复方法,其中,所述传感器补全数据为:

$$[0033] \quad \mathbf{X}' = \mathcal{H}^{-1}(\mathcal{H}(\mathbf{X}'))$$

[0034] 其中, $\mathcal{H}^{-1}(\cdot)$ 表示逆汉克化运算, $\mathcal{H}(\mathbf{X}')$ 表示汉克矩阵排列的传感器补全数据, \mathbf{X}' 表示传感器补全数据。

[0035] 所述的基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感数据丢失恢复方法,其中,所述方法还包括:

[0036] 根据所述传感器补全数据,确定所述建筑结构的结构安全状况。

[0037] 一种基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感数据丢失恢复系统,其中,所述系统包括:

[0038] 获取模块,用于获取时间域上多通道的传感器数据;其中,所述传感器数据通过分布在建筑结构上的传感器采集得到,所述传感器数据存在时间域上连续丢失数据和/或多通道同步丢失数据,所述传感器数据在时间域上采样点的数量大于通道的数量;

[0039] 构建模块,用于依次截取部分连续的时间域上的传感器数据,并在通道上扩展形成汉克矩阵排列的传感器数据;其中,所述汉克矩阵排列的传感器数据为低秩矩阵;

[0040] 补全模块,用于对所述汉克矩阵排列的传感器数据中的丢失数据进行补全,得到汉克矩阵排列的传感器补全数据;

[0041] 恢复模块,用于根据所述汉克矩阵排列的传感器补全数据,得到时间域上多通道的传感器补全数据。

[0042] 一种终端,其中,所述终端包括有存储器和一个以上的处理器;所述存储器存储有一个以上的程序;所述程序包含用于执行如上任一所述的基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感数据丢失恢复方法的指令;所述处理器用于执行所述程序。

[0043] 一种计算机可读存储介质,其上存储有多条指令,其中,所述指令适用于由处理器加载并执行,以实现上述任一所述的基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感数据丢失恢复方法的步骤。

[0044] 本发明的有益效果:本发明将时间域上多通道的传感器数据在通道上扩展形成汉克矩阵排列的传感器数据,且汉克矩阵排列的传感器数据为低秩矩阵,再对所述汉克矩阵排列的传感器数据中的丢失数据进行补全,得到汉克矩阵排列的传感器补全数据,最后得到时间域上多通道的传感器补全数据。本发明所提出的方法能有效恢复不同模式下时间域上多通道的传感器数据的丢失数据,对多种数据丢失模式均具有较佳的恢复效果,且鲁棒性强。

附图说明

[0045] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明中记载的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0046] 图1是本发明实施例中三种数据丢失模式的示意图。

[0047] 图2是本发明实施例提供的基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感数据丢失恢复方法的第一流程示意图。

[0048] 图3是本发明实施例建筑结构和传感器安装位置的示意图。

[0049] 图4是本发明实施例提供的各传感器在随机数据丢失下的传感器补全数据和传感器数据的对比图。

[0050] 图5是本发明实施例提供的各传感器在连续但不同步数据丢失下的传感器补全数据和传感器数据的对比图。

[0051] 图6是本发明实施例提供的各传感器在连续并同步数据丢失下的传感器补全数据和传感器数据的对比图。

[0052] 图7是本发明实施例提供的基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感数据丢失恢复方法的第二流程示意图。

[0053] 图8是本发明实施例提供的终端的原理框图。

具体实施方式

[0054] 本发明公开了基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感数据丢失恢复方法,为使本发明的目的、技术方案及效果更加清楚、明确,以下参照附图并举实施例对本发明进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。

[0055] 本技术领域技术人员可以理解,除非特意声明,这里使用的单数形式“一”、“一个”、“所述”和“该”也可包括复数形式。应该进一步理解的是,本发明的说明书中使用的措辞“包括”是指存在所述特征、整数、步骤、操作、元件和/或组件,但是并不排除存在或添加一个或多个其他特征、整数、步骤、操作、元件、组件和/或它们的组。应该理解,当我们称元件被“连接”或“耦接”到另一元件时,它可以直接连接或耦接到其他元件,或者也可以存在中间元件。此外,这里使用的“连接”或“耦接”可以包括无线连接或无线耦接。这里使用的措

辞“和/或”包括一个或多个相关联的列出项的全部或任一单元和全部组合。

[0056] 本技术领域技术人员可以理解,除非另外定义,这里使用的所有术语(包括技术术语和科学术语),具有与本发明所属领域中的普通技术人员的一般理解相同的意义。还应该理解的是,诸如通用字典中定义的那些术语,应该被理解为具有与现有技术的上下文中的意义一致的意义,并且除非像这里一样被特定定义,否则不会用理想化或过于正式的含义来解释。

[0057] 发明人经过研究发现,结构健康监测中离散状态方程和观测方程可以表示为:

$$[0058] \quad x_{t+1} = Ax_t$$

$$[0059] \quad y_t = Cx_t$$

[0060] 其中, $x_t \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ 和 $y_t \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ 分别是时间 t 的状态变量和观测值, $t=1, 2, \dots, N$, N 表示在时间域上采样点的数量; $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 和 $C \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 分别表示状态转换矩阵和测量矩阵; m 表示系统上实现的传感器(通道)的数量。收集从时间 1 到时间 N 的所有观测值,可以得到原始的完整传感器数据 $Y \in \mathbb{R}^{m \times N}$ 。

$$[0061] \quad Y = [y_1 \quad y_2 \quad \dots \quad y_n \quad \dots \quad y_N] = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & \dots & y_{1n} & \dots & y_{1N} \\ y_{21} & y_{22} & \dots & y_{2n} & \dots & y_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{m1} & y_{m2} & \dots & y_{mn} & \dots & y_{mN} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{m \times N}$$

[0062] 其中, y_{mn} 表示由第 m 个传感器在时间 n 处测量的观测值。

[0063] 假设状态转换矩阵 A 可以对角化为:

$$[0064] \quad A = Q \Lambda Q^{-1}$$

[0065] 其中, $Q = [l_1 \quad l_2 \quad \dots \quad l_i \quad \dots \quad l_n]$ 是 $n \times n$ 矩阵, l_i 是状态转换矩阵 A 的特征向量; $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1 \quad \lambda_2 \quad \dots \quad \lambda_n)$ 是特征值矩阵, 特征值 $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_n$; 以及 $Q^{-1} = [p_1 \quad p_2 \quad \dots \quad p_i \quad \dots \quad p_n]^*$, p_i 是向量, 其中, $[\cdot]^*$ 表示共轭转置。

[0066] 则有: $y_{t+1} = Cx_{t+1} = CAx_t = CA^2x_{t-1} = CA^t x_1 = CQA^t Q^{-1} x_1 = \sum_{i=1}^n \lambda_i^t C l_i p_i^* x_1$ 。

[0067] 在动态系统中, 模式可能是高度衰减的 ($|\lambda_i| \approx 0$)、不直接测量 ($\|Cl_i\| \approx 0$) 或不被输入激励 ($|p_i^* x_1| \approx 0$), 则有: $y_{t+1} \approx \sum_{i=1}^r \lambda_i^t C l_i p_i^* x_1$, 其中, $r \ll \min(m, N)$ 。因此, 可以证明完整传感器数据 $Y \in \mathbb{R}^{m \times N}$ 是低阶矩阵, 且完整传感器数据 Y 的秩为 r 。由于完整传感器数据的这种低阶属性, 可以将其用于结构健康监测 (Structural Health Monitoring, SHM) 数据压缩。

[0068] 由于数据丢失, 无法观察到 Y 的某些元素。设 Ω 表示部分观测数据的指标集。则部分观察到的数据 M 可以表示为原始完整数据矩阵 Y 的子集, 即:

$$[0069] \quad M = P_{\Omega}(Y)$$

[0070] 其中, $M_{i,j}$ 定义为,

$$[0071] \quad M_{i,j} = \begin{cases} Y_{i,j}, & (i,j) \in \Omega \\ 0, & (i,j) \notin \Omega \end{cases}$$

[0072] 其中, $(i,j) \in \Omega$ 表示当且仅观察到 $M_{i,j}$ 时。

[0073] 丢失数据恢复的目标是基于部分观测的数据恢复丢失的数据 $P_{\Omega}(Y)$ 。当 Y 是低阶

(即 $r \ll \min(m, N)$)时,可以通过应用对应于以下优化问题的低阶MC(matrix completion, 矩阵补全)算法从部分观测数据中恢复它:

[0074] $\min \text{rank}(Y)$

[0075] s. t. $P_{\Omega}(Y) = P_{\Omega}(M)$

[0076] 然而,朴素的MC算法要求传感器的数量 m 必须比涉及的秩 r 大得多,即满足 $r \ll \min(m, N)$,这在许多SHM场景中可能得不到保证。在实践中,由于施工预算、数据采集系统的可用通道以及在运行期间无法到达测量位置,安装在目标建筑结构上的传感器的数量可能少于激励模式的数量。因此,一旦 $r > \min(m, N)$,则 Y 变为满秩,则无法恢复丢失的数据。

[0077] 本发明提供一种基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感数据丢失恢复方法,所述方法应用于结构健康监测领域的振动数据,如图2和图7所示,所述方法具体包括如下步骤:

[0078] 步骤S100、获取时间域上多通道的传感器数据;其中,所述传感器数据通过分布在建筑结构上的传感器采集得到,所述传感器数据存在时间域上连续丢失数据和/或多通道同步丢失数据,所述传感器数据在时间域上采样点的数量大于通道的数量;

[0079] 步骤S200、依次截取部分连续的时间域上的传感器数据,并在通道上扩展形成汉克矩阵排列的传感器数据;其中,所述汉克矩阵排列的传感器数据为低秩矩阵;

[0080] 步骤S300、对所述汉克矩阵排列的传感器数据中的丢失数据进行补全,得到汉克矩阵排列的传感器补全数据;

[0081] 步骤S400、根据所述汉克矩阵排列的传感器补全数据,得到时间域上多通道的传感器补全数据。

[0082] 具体地,在实际应用场景中,由于施工预算、数据采集系统的可用通道以及在运行期间无法到达测量位置等原因,安装在建筑结构上的传感器的数量较少,形成通道的数量也较少,而且传感器采集数据会发生数据丢失,尤其是使用无线传感器时,数据丢失会破坏了整个监测和评估过程的准确性。因此,需要对传感器采集的数据进行恢复,确保建筑结构监测和评估过程的准确性。

[0083] 由于传感器数据在时间域上具有多通道的特点,因此,可以将时间域上多通道的传感器数据采用矩阵表示,具体为:

$$[0084] \quad X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} & \cdots & x_{1N} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} & \cdots & x_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} & \cdots & x_{mN} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{m \times N}$$

[0085] 其中, X 表示时间域上多通道的传感器数据, x_{mn} 表示时域上第 n 个采样点中第 m 个通道的传感器数据, m 表示通道的数量, N 表示在时间域上采样点的数量, \mathbb{R} 表示实数矩阵。矩阵的列数表示时域上采样点的数量,矩阵的行数表示传感器的通道的数量,通常为传感器的数量。

[0086] 数据丢失分主要为随机数据丢失、连续但不同步的数据丢失以及连续和同步的数据丢失,三种数据丢失的数据恢复难度依次递增。如图1所示,圆圈表示未丢失数据,叉表示丢失数据。在随机数据丢失中,丢失数据是随机分布的,没有规律(例如, x_{22} 、 x_{41} 、 x_{33} 、 x_{53} 等数据丢失);在连续但不同步的数据丢失中,在时域上,连续一段时间内部分传感器采集的数据丢失(例如, x_{51} 、 x_{52} 、 x_{53} 等数据均丢失),另一部分传感器采集的数据未丢失(例如, x_{41} 、

x_{42} 、 x_{43} 等数据均未丢失)；在连续和同步的数据丢失中,连续一段时间内所有传感器采集的数据丢失(例如, x_{12} 、 x_{22} 、 x_{32} 、 \cdots 、 x_{m2} 以及 x_{13} 、 x_{23} 、 x_{33} 、 \cdots 、 x_{m3} 等数据均丢失)。尤其是在地震等灾害中,会发生连续一段时间内所有传感器采集的数据丢失的情况。针对存在时间域上连续丢失数据和/或多通道同步丢失数据的传感器数据,本申请方法具有较好的丢失数据恢复效果,尤其是针对恢复难度较大的同时存在时间域上连续丢失数据和多通道同步丢失数据的传感器数据,本申请方法可以对这一模式下丢失数据进行恢复。

[0087] 本申请强调的应用场景是实际应用场景,如图2所示,在实际应用场景下,通道的数量 m 较小,在时间域上采样点的数量 N 较大,即 $m < N$,传感器数据的秩 r 接近于通道的数量 m ,传感器数据的秩 r 并不是远小于通道的数量 m 或时间域上采样点的数量 N ,即不满足 $r \ll \min(m, N)$,则传感器数据不是低秩矩阵。通道的数量 m 通常为5-50。例如,采用20个传感器,形成20个通道。传感器包括:加速度计、应变计和位移计,传感器提供关于建筑结构行为的大量振动和损伤信息。通过对监测数据的进一步后处理,它能够跟踪现有建筑结构的健康状况,并提供早期预警,以防止结构故障和灾难。

[0088] 在得到时间域上多通道的传感器数据后,对传感器数据进行汉克化运算处理,得到汉克矩阵排列的传感器数据,使得汉克矩阵排列的传感器数据的行数增大,而列数减小。

[0089] 所述汉克矩阵排列的传感器数据为:

$$[0090] \quad \mathcal{H}(X) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 & \mathbf{x}_2 & \cdots & \mathbf{x}_{n_2} \\ \mathbf{x}_2 & \mathbf{x}_3 & \cdots & \mathbf{x}_{n_2+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{x}_{n_1} & \mathbf{x}_{n_1+1} & \cdots & \mathbf{x}_N \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{m n_1 \times n_2}$$

$$[0091] \quad X = [\mathbf{x}_1 \quad \mathbf{x}_2 \quad \cdots \quad \mathbf{x}_n \quad \cdots \quad \mathbf{x}_N] = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} & \cdots & x_{1N} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} & \cdots & x_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} & \cdots & x_{mN} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{m \times N}$$

$$[0092] \quad n_1 + n_2 = N + 1$$

$$[0093] \quad \mathbf{x}_n = [x_{1n} \quad x_{2n} \quad \cdots \quad x_{mn}]^T$$

[0094] 其中, $\mathcal{H}(X)$ 表示汉克矩阵排列的传感器数据, $\mathcal{H}(\cdot)$ 表示汉克化运算, X 表示时间域上多通道的传感器数据, \mathbf{x}_n 表示时域上第 n 个采样点的多通道的传感器数据, x_{mn} 表示时域上第 n 个采样点中第 m 个通道的传感器数据, m 表示通道的数量, N 表示在时间域上采样点的数量, \mathbb{R} 表示实数矩阵, n_1 表示截取连续的时间域上采样点的数量, n_2 表示截取的次数, T 表示转置。

[0095] 具体地,汉克矩阵排列的传感器数据的行数由 m 变为 $m n_1$,列数由 N 变为 n_2 。由于 $n_1 + n_2 = N + 1$,容易知道, $m n_1 > m$, $n_2 < N$ 。较佳的, n_1 和 n_2 两者趋近于相等,例如,当 N 为偶数时, $n_1 = N/2$, $n_2 = 1 + N/2$ 。当 N 为奇数时, $n_1 = n_2 = (N + 1)/2$ 。

[0096] 汉克矩阵排列的传感器数据为低秩矩阵,满足汉克矩阵排列的传感器数据的秩 r 远小于汉克矩阵排列的传感器数据的行数 $m n_1$,且汉克矩阵排列的传感器数据的秩 r 远小于汉克矩阵排列的传感器数据的列数 n_2 ,总之 $r \ll \min(m n_1, n_2)$ 。由于汉克矩阵排列的传感器数据为低秩矩阵,则汉克矩阵排列的传感器数据可以表示为:

$$[0097] \quad \mathcal{H}(\mathbf{X}) = \mathbf{E}_L \mathbf{\Gamma} \mathbf{E}_R^T$$

$$[0098] \quad \mathbf{E}_L = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_m & \mathbf{I}_m & \cdots & \mathbf{I}_m \\ \lambda_1 \mathbf{I}_m & \lambda_2 \mathbf{I}_m & \cdots & \lambda_r \mathbf{I}_m \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda_1^{n_1-1} \mathbf{I}_m & \lambda_2^{n_1-1} \mathbf{I}_m & \cdots & \lambda_r^{n_1-1} \mathbf{I}_m \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{mn_1 \times mr}$$

$$[0099] \quad \mathbf{\Gamma} = \begin{bmatrix} \mathbf{C} \mathbf{l}_1 \mathbf{p}_1^* \mathbf{y}_1 & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{C} \mathbf{l}_2 \mathbf{p}_2^* \mathbf{y}_1 & \cdots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{C} \mathbf{l}_r \mathbf{p}_r^* \mathbf{y}_1 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{mr \times r}$$

$$[0100] \quad \mathbf{E}_R = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ \lambda_1 & \lambda_2 & \cdots & \lambda_r \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda_1^{n_2-1} & \lambda_2^{n_2-1} & \cdots & \lambda_r^{n_2-1} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n_2 \times r}$$

$$[0101] \quad r \ll \min(mn_1, n_2)$$

$$[0102] \quad \text{rank}(\mathcal{H}(\mathbf{X})) = r$$

[0103] 其中, \mathbf{E}_L 、 \mathbf{E}_R 表示参数矩阵, $\mathbf{\Gamma}$ 表示对角矩阵, T 表示转置, \mathbf{I}_m 表示 $m \times m$ 的单位矩阵, $\lambda_r^{n_2-1}$ 、 $\lambda_r^{n_1-1}$ 表示特征值, \mathbf{C} 表示测量矩阵, \mathbf{l}_r 、 \mathbf{p}_r 表示特征向量, $[\cdot]^*$ 表示共轭转置, \mathbf{y}_1 表示参数, r 表示汉克矩阵排列的传感器数据的秩, $\text{rank}(\cdot)$ 表示求矩阵的秩的函数。

[0104] 由于汉克矩阵排列的传感器数据为低秩矩阵, 数据恢复问题可以被描述为一个低阶矩阵补全问题, 可以通过核范数最小化来解决, 因此可以采用低阶矩阵补全的方法对汉克矩阵排列的传感器数据中的丢失数据进行补全, 得到汉克矩阵排列的传感器补全数据。最后, 根据汉克矩阵排列的传感器补全数据, 得到时间域上多通道的传感器补全数据, 例如, 对汉克矩阵排列的传感器补全数据, 进行逆汉克化运算处理, 得到时间域上多通道的传感器补全数据。时间域上多通道的传感器补全数据与时间域上多通道的传感器数据相比, 两者在维度上是一样的, 例如, 时间域上多通道的传感器数据中通道的数量为 m , 时间域上采样点的数量为 N , 则时间域上多通道的传感器数据的维度为 $m \times N$, 那么时间域上多通道的传感器补全数据的维度也为 $m \times N$ 。

[0105] 具体地, 汉克矩阵排列的传感器数据 $\mathcal{H}(\mathbf{X})$ 作为结构化的低秩矩阵, 通过寻找具有最小秩约束且与部分观测数据一致的汉克矩阵来恢复丢失的数据, 从而形成以下优化问题:

$$[0106] \quad \min \quad \text{rank}(\mathcal{H}(\mathbf{X}))$$

$$[0107] \quad \text{s.t.} \quad P_\Omega(\mathcal{H}(\mathbf{X})) = P_\Omega(\mathcal{H}(\mathbf{M}))$$

$$[0108] \quad [P_\Omega(\mathcal{H}(\mathbf{X}))]_{i,j} = \begin{cases} \mathcal{H}(\mathbf{X})_{i,j}, & (i,j) \in \Omega \\ 0, & (i,j) \notin \Omega \end{cases}$$

$$[0109] \quad [P_\Omega(\mathcal{H}(\mathbf{M}))]_{i,j} = \begin{cases} \mathcal{H}(\mathbf{M})_{i,j}, & (i,j) \in \Omega \\ 0, & (i,j) \notin \Omega \end{cases}$$

[0110] 其中, $P_{\Omega}(\cdot)$ 表示投影算子, Ω 表示传感器数据的下标的集合, $\mathcal{H}(\mathbf{M})$ 表示汉克矩阵排列的真实未知矩阵, \mathbf{M} 表示真实未知矩阵, $\mathcal{H}(\mathbf{M})$ 表示汉克矩阵排列的真实未知矩阵, $\mathcal{H}(\mathbf{X})_{i,j}$ 表示汉克矩阵排列的传感器数据中下标 (i, j) 上的元素, $\mathcal{H}(\mathbf{M})_{i,j}$ 表示汉克矩阵排列的真实未知矩阵中下标 (i, j) 上的元素, $[P_{\Omega}(\mathcal{H}(\mathbf{M}))]_{i,j}$ 表示投影的汉克矩阵排列的真实未知矩阵中下标 (i, j) 上的元素, $[P_{\Omega}(\mathcal{H}(\mathbf{X}))]_{i,j}$ 表示投影的汉克矩阵排列的传感器数据中下标 (i, j) 上的元素, 表示,。

[0111] 值得注意的是, 上面的秩最小化问题是非凸的, 这是一个棘手的问题。为了使问题变得容易处理, 方程的凸松弛范式。

[0112] 步骤S300具体包括:

[0113] 步骤S310、基于所述汉克矩阵排列的传感器数据, 求解凸优化问题, 得到汉克矩阵排列的传感器补全数据。

[0114] 所述凸优化问题为:

$$[0115] \quad \min_{\mathcal{H}(\mathbf{X})} \|\mathcal{H}(\mathbf{X})\|_*$$

$$[0116] \quad s.t. \quad P_{\Omega}(\mathcal{H}(\mathbf{X})) = P_{\Omega}(\mathcal{H}(\mathbf{M}))$$

$$[0117] \quad [P_{\Omega}(\mathcal{H}(\mathbf{X}))]_{i,j} = \begin{cases} \mathcal{H}(\mathbf{X})_{i,j}, & (i, j) \in \Omega \\ 0, & (i, j) \notin \Omega \end{cases}$$

$$[0118] \quad [P_{\Omega}(\mathcal{H}(\mathbf{M}))]_{i,j} = \begin{cases} \mathcal{H}(\mathbf{M})_{i,j}, & (i, j) \in \Omega \\ 0, & (i, j) \notin \Omega \end{cases}$$

[0119] 其中, \min 表示最小化函数, $\|\cdot\|_*$ 表示矩阵的核范数, 具体为奇异值的和, $s.t.$ 表示服从于。

[0120] 具体地, 类似于向量的L1范数, 核范数是秩极小化问题的最紧凸替代。将汉克矩阵排列的传感器数据的数据补全问题, 转化为凸优化问题的求解问题, 具体为核范数最小化来求解, 汉克矩阵排列的传感器补全数据。

[0121] 凸优化问题的求解可以解释为在接近部分测量值 $\mathcal{H}(\mathbf{X})$ 的所有矩阵上搜索具有最小核范数的汉克尔矩阵 $P_{\Omega}(\mathcal{H}(\mathbf{M}))$ 的算法。然后, 这个凸优化问题可以用奇异值阈值 (SVT) 算法来实现, 因为它对于大规模数据来说容易实现并且高效。

[0122] SVT算法可以将凸优化问题正则化, 则有:

$$[0123] \quad \min_{\mathcal{H}(\mathbf{X})} \tau \|\mathcal{H}(\mathbf{X})\|_* + \frac{1}{2} \|\mathcal{H}(\mathbf{X})\|_F^2$$

$$[0124] \quad s.t. \quad P_{\Omega}(\mathcal{H}(\mathbf{X})) = P_{\Omega}(\mathcal{H}(\mathbf{M}))$$

[0125] 其中, $\|\cdot\|_F$ 表示F-范数, 参数 $\tau > 0$ 。当参数 $\tau \rightarrow +\infty$ 时, 上述最优化问题的最优解收敛到凸优化问题的最优解。构造上述最优化问题的拉格朗日函数:

$$[0126] \quad L(\mathcal{H}(\mathbf{X}), \mathbf{Y}) = \|\mathcal{H}(\mathbf{X})\|_* + \frac{1}{2} \|\mathcal{H}(\mathbf{X})\|_F^2 + \langle \mathbf{Y}, P_{\Omega}(\mathcal{H}(\mathbf{M})) - \mathcal{H}(\mathbf{X}) \rangle$$

[0127] 其中, Y 表示拉格朗日乘子, $L(\cdot)$ 表示拉格朗日函数, $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示内积。

[0128] 使用交替迭代方法求解凸优化问题,其迭代格式可以表述如下:

$$[0129] \quad \begin{cases} \mathcal{H}(\mathbf{X})^k = D_\tau(\mathbf{Y}^{k-1}) \\ \mathbf{Y}^k = \mathbf{Y}^{k-1} + \delta_k P_\Omega(\mathcal{H}(\mathbf{M}) - \mathcal{H}(\mathbf{X})^k) \end{cases}$$

[0130] 其中, $D_\tau(\cdot)$ 表示奇异值阈值软阈值操作, δ_k 表示参数, k 表示更新次数。

[0131] 奇异值阈值算法采用如下步骤进行:

[0132] 步骤A100、初始化 $\mathbf{Y}^0 = \mathbf{0}$;

[0133] 步骤A200、当 \mathbf{Y}^{k-1} 固定时,计算 $\mathcal{H}(\mathbf{X})^k$:

$$[0134] \quad \begin{aligned} \mathcal{H}(\mathbf{X})^k &= \arg \min_{\mathcal{H}(\mathbf{X})} \tau \|\mathcal{H}(\mathbf{X})\|_* + \frac{1}{2} \|\mathcal{H}(\mathbf{X})\|_F^2 + \langle \mathbf{Y}^{k-1}, P_\Omega(\mathcal{H}(\mathbf{X})) \rangle \\ &= \arg \min_{\mathcal{H}(\mathbf{X})} \tau \|\mathcal{H}(\mathbf{X})\|_* + \frac{1}{2} \|\mathcal{H}(\mathbf{X})\|_F^2 + \langle \mathcal{H}(\mathbf{X}), P_\Omega(\mathbf{Y}^{k-1}) \rangle; \\ &= D_\tau(\mathbf{Y}^{k-1}) \end{aligned}$$

[0135] 步骤A300、当 $\mathcal{H}(\mathbf{X})^k$ 固定时,用梯度下降来更新 \mathbf{Y} 。

[0136] 将求解得到的汉克矩阵排列的真实未知矩阵 $\mathcal{H}(\mathbf{M})$ 作为汉克矩阵排列的传感器补全数据 $\mathcal{H}(\mathbf{X}')$, \mathbf{X}' 表示传感器补全数据。

[0137] 所述传感器补全数据为:

$$[0138] \quad \mathbf{X}' = \mathcal{H}^{-1}(\mathcal{H}(\mathbf{X}'))$$

[0139] 其中, $\mathcal{H}^{-1}(\cdot)$ 表示逆汉克化运算。

[0140] 具体地,一旦求解得到汉克矩阵排列的传感器补全数据 $\mathcal{H}(\mathbf{X}')$,则执行逆汉克化运算,将 $\mathcal{H}(\mathbf{X}') \in \mathbb{R}^{m_1 \times m_2}$ 重塑为其原始 $m \times N$ 维度。

[0141] 在一种实现方式中,所述方法还包括:

[0142] S500、根据所述传感器补全数据,确定所述建筑结构的结构安全状况。

[0143] 具体地,由于恢复后的多通道传感器数据的完整性和准确度更高,因此本实施例采用恢复后的多通道传感器数据来判断建筑结构的结构安全状况/损伤状态,进而提高决策的准确性。

[0144] 本发明的优点在于:

[0145] 1.可以实现多通道的丢失数据恢复,而不需要提前指定稀疏基。

[0146] 2.可以解决多种常见的数据丢失模式,包括随机数据丢失(模式1),连续但不同步数据丢失(模式2)以及连续且同步数据丢失(模式3)。

[0147] 3.方案简单,计算效率高,鲁棒性强,适用范围广。

[0148] 为了证明本发明的技术效果,发明人利用在役加速度数据对本发明方法的恢复能力进行了评估。如图3所示,加速度计在铁塔上的部署情况:20个单轴加速度计分布在长轴和短轴方向上的8个区段,采样频率为50赫兹。沿短轴方向的10个加速度信号首先被用作地面实数,生成大小为 10×3000 的传感器数据。

[0149] 将原始信号中30%的数据点丢失来模拟实际数据丢失过程,并分别考虑以下不同的丢失模式:

[0150] 随机数据丢失(模式1):如图4所示,对于10个通道(通道a-通道j)中的每个通道,从3000个点中随机选择30%的监测数据并将其作为缺失数据删除。这意味着总共需要恢复 $3000 \times 30\% \times 10 = 9000$ 个加速度数据点。时间域中直观地比较时间域上多通道的传感器数据和时域上多通道的传感器补全数据。观察到,所有传感器补全数据都表现出与传感器数据的强一致性。它们在幅度和波形上几乎是重叠的,表明所有10个通道的加速度信号都得到了很好的重建。定量评估是基于从均衡器获得的均方根误差(RMSE)和皮尔逊相关系数(PCC)值。所有通道的RMSE值均小于 $3.1 \times 10^{-5} \text{m/s}^2$,PCC值大于0.9742。RMSE值和PCC值的平均值分别为 $2.1 \times 10^{-5} \text{m/s}^2$ 和0.9955。也就是说,在逐点丢失数据随机出现的情况下,该方法在恢复多通道加速度数据方面取得了较好的效果。

[0151] 连续但不同步数据丢失(模式2):如图5所示,在此模式中,数据以段的形式丢失,每个段包含50个监控数据点。在模式1中,每个通道的加速度数据的30%被剔除为丢失数据,并且连续数据丢失被模拟如下:考虑30%的丢失率和50个丢失段长度,每个通道有 $30\% \times 3000 \div 50 = 18$ 段连续丢失数据。随机选择连续缺失段的起点,并在不同频道之间变化。图5中的灰色长方形背景表示连续缺失数据段的位置。显然,每个通道的灰色长方形背景在不同的时间出现,表明缺失的位置没有同步。可以看出,恢复的加速度信号在整个时间跨度内与对应的原始完整信号匹配良好。与模式1相比,该场景的RMSE增加,PCC减少,但性能仍然令人满意。所有通道的均方根值均小于 $4.7 \times 10^{-5} \text{m/s}^2$,PCC值大于0.9477。平均值RMSE为 $3.1 \times 10^{-5} \text{m/s}^2$,PCC值0.9909。结果表明,该方法对环境激励下连续丢失的数据具有良好的恢复能力。

[0152] 连续并同步数据丢失(模式3):如图6所示,在极端条件下,所有传感器可能同时出现故障。因此,多通道信号共享相同的缺失分量,这使得数据恢复更具挑战性。为了反映这种情况,在这种模式中,数据点被认为是连续且同时丢失的。假设相同的数据丢失率为30%,相同的丢失段长度为50,则每个通道的丢失段数被确定为 $30\% \times 3000 \div 50 = 18$ 。与模式2不同,每个通道的丢失位置在模式3中保持不变。比较所有10个通道的传感器补全数据和传感器数据,灰色长方形背景表示连续丢失段的位置。但与模式2不同的是,灰色长方形背景区域同时出现,表明所有通道的数据同时丢失。直观地说,传感器补全数据在趋势和幅度上与传感器数据吻合得很好。就RMSE和PCC值而言,模式3呈现出相对较差的恢复性能,其次是模式2,然后是模式1。这是可以理解的,因为恢复连续和同步的丢失数据(模式3)是三个模式中最具挑战性的,而随机地逐点恢复丢失数据(模式1)相对容易。对于最不利的模式3,均方根误差平均值为 $3.5 \times 10^{-5} \text{m/s}^2$,平均均方根系数为0.9870,仍然较小,可以接受,具有较好的恢复效果。

[0153] 总之,本发明方法对丢失的结构健康监测数据都表现出了高度鲁棒性和准确的恢复能力。

[0154] 基于上述实施例,本发明还提供了一种基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感数据丢失恢复系统,所述系统包括:

[0155] 获取模块,用于获取时间域上多通道的传感器数据;其中,所述传感器数据通过分布在建筑结构上的传感器采集得到,所述传感器数据存在时间域上连续丢失数据和/或多

通道同步丢失数据,所述传感器数据在时间域上采样点的数量大于通道的数量;

[0156] 构建模块,用于依次截取部分连续的时间域上的传感器数据,并在通道上扩展形成汉克矩阵排列的传感器数据;其中,所述汉克矩阵排列的传感器数据为低秩矩阵;

[0157] 补全模块,用于对所述汉克矩阵排列的传感器数据中的丢失数据进行补全,得到汉克矩阵排列的传感器补全数据;

[0158] 恢复模块,用于根据所述汉克矩阵排列的传感器补全数据,得到时间域上多通道的传感器补全数据。

[0159] 所述系统还包括:

[0160] 判断模块,用于根据所述传感器补全数据,确定所述建筑结构的结构安全状况。

[0161] 基于上述实施例,本发明还提供了一种终端,其原理框图可以如图8所示。该终端包括通过系统总线连接的处理器、存储器、网络接口、显示屏。其中,该终端的处理器用于提供计算和控制能力。该终端的存储器包括非易失性存储介质、内存储器。该非易失性存储介质存储有操作系统和计算机程序。该内存储器为非易失性存储介质中的操作系统和计算机程序的运行提供环境。该终端的网络接口用于与外部的终端通过网络连接通信。该计算机程序被处理器执行时以实现基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感数据丢失恢复方法。该终端的显示屏可以是液晶显示屏或者电子墨水显示屏。

[0162] 本领域技术人员可以理解,图7中示出的原理框图,仅仅是与本发明方案相关的部分结构的框图,并不构成对本发明方案所应用于其上的终端的限定,具体的终端可以包括比图中所示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者具有不同的部件布置。

[0163] 在一种实现方式中,所述终端的存储器中存储有一个以上的程序,且经配置以由一个以上的处理器执行所述一个以上程序包含用于进行基于低秩汉克矩阵的结构健康监测传感数据丢失恢复方法的指令。

[0164] 本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程,是可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,所述的计算机程序可存储于一非易失性计算机可读存储介质中,该计算机程序在执行时,可包括如上述各方法的实施例的流程。其中,本发明所提供的各实施例中所使用的对存储器、存储、数据库或其它介质的任何引用,均可包括非易失性和/或易失性存储器。非易失性存储器可包括只读存储器(ROM)、可编程ROM(PROM)、电可编程ROM(EPROM)、电可擦除可编程ROM(EEPROM)或闪存。易失性存储器可包括随机存取存储器(RAM)或者外部高速缓冲存储器。作为说明而非局限,RAM以多种形式可得,诸如静态RAM(SRAM)、动态RAM(DRAM)、同步DRAM(SDRAM)、双数据率SDRAM(DDRSDRAM)、增强型SDRAM(ESDRAM)、同步链路(Synchlink)DRAM(SLDRAM)、存储器总线(Rambus)直接RAM(RDRAM)、直接存储器总线动态RAM(DRDRAM)、以及存储器总线动态RAM(RDRAM)等。

[0165] 应当理解的是,本发明的应用不限于上述的举例,对本领域普通技术人员来说,可以根据上述说明加以改进或变换,所有这些改进和变换都应属于本发明所附权利要求的保护范围。

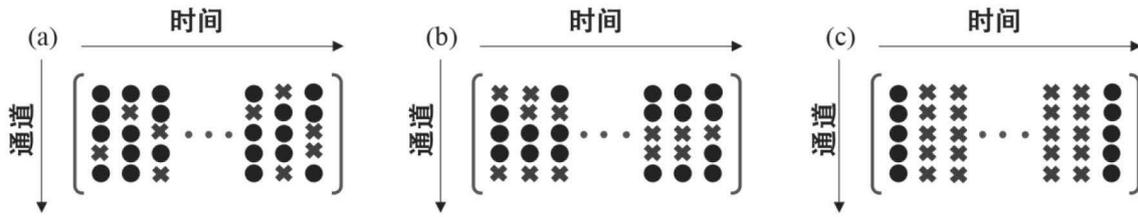


图1

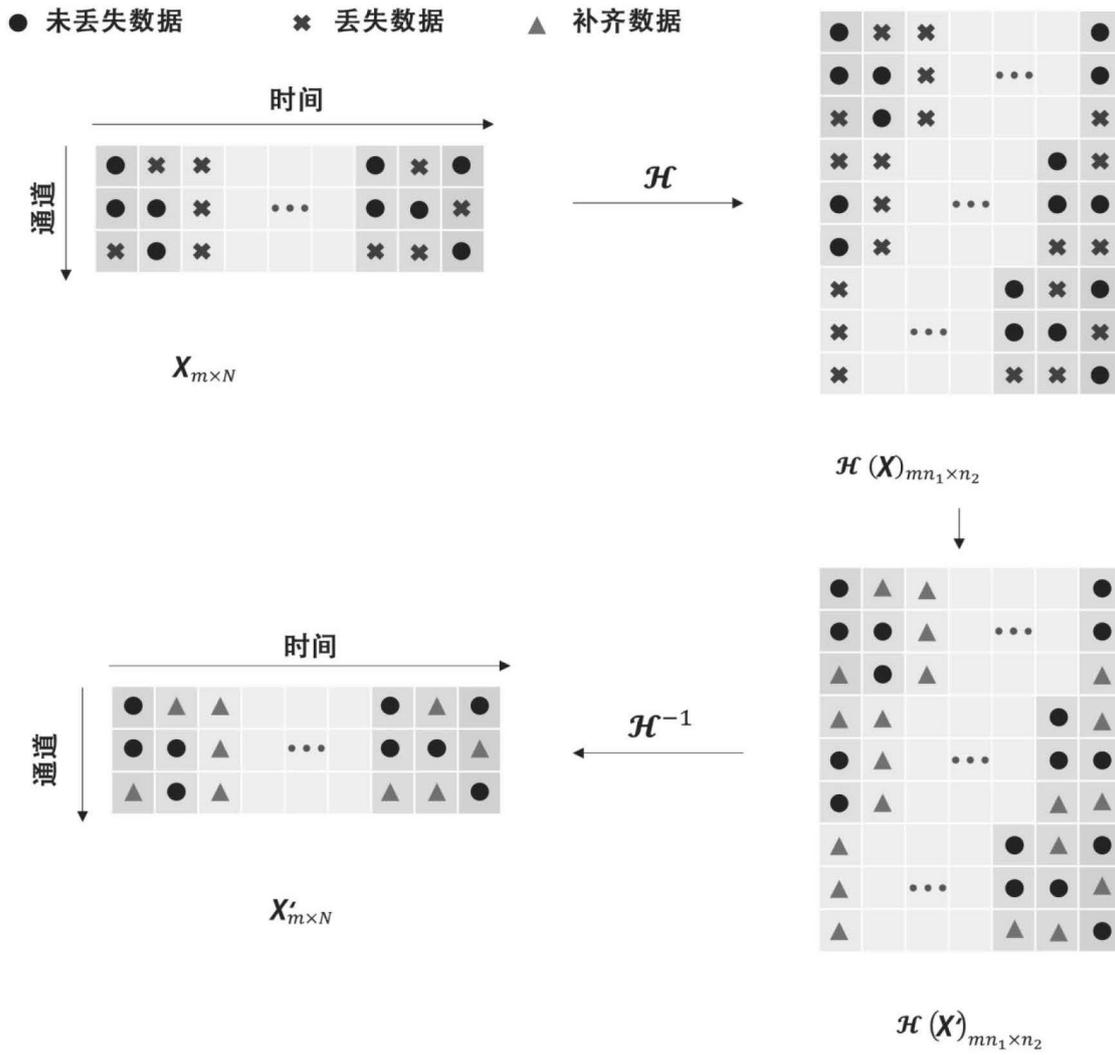


图2

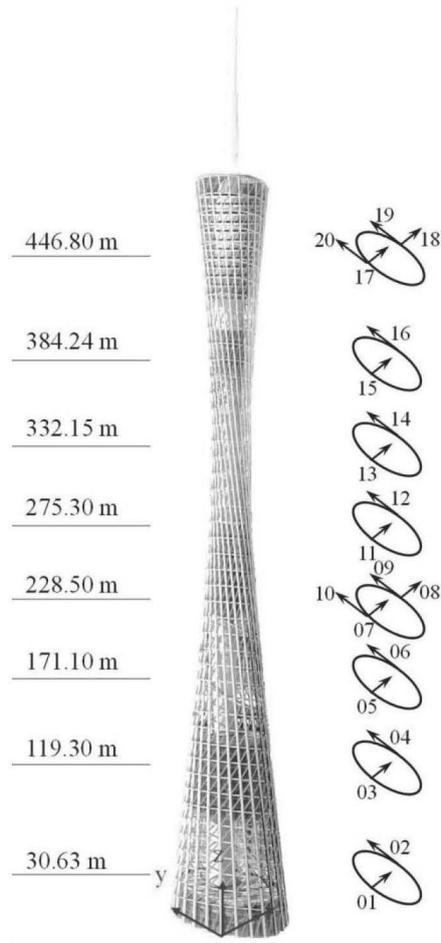


图3

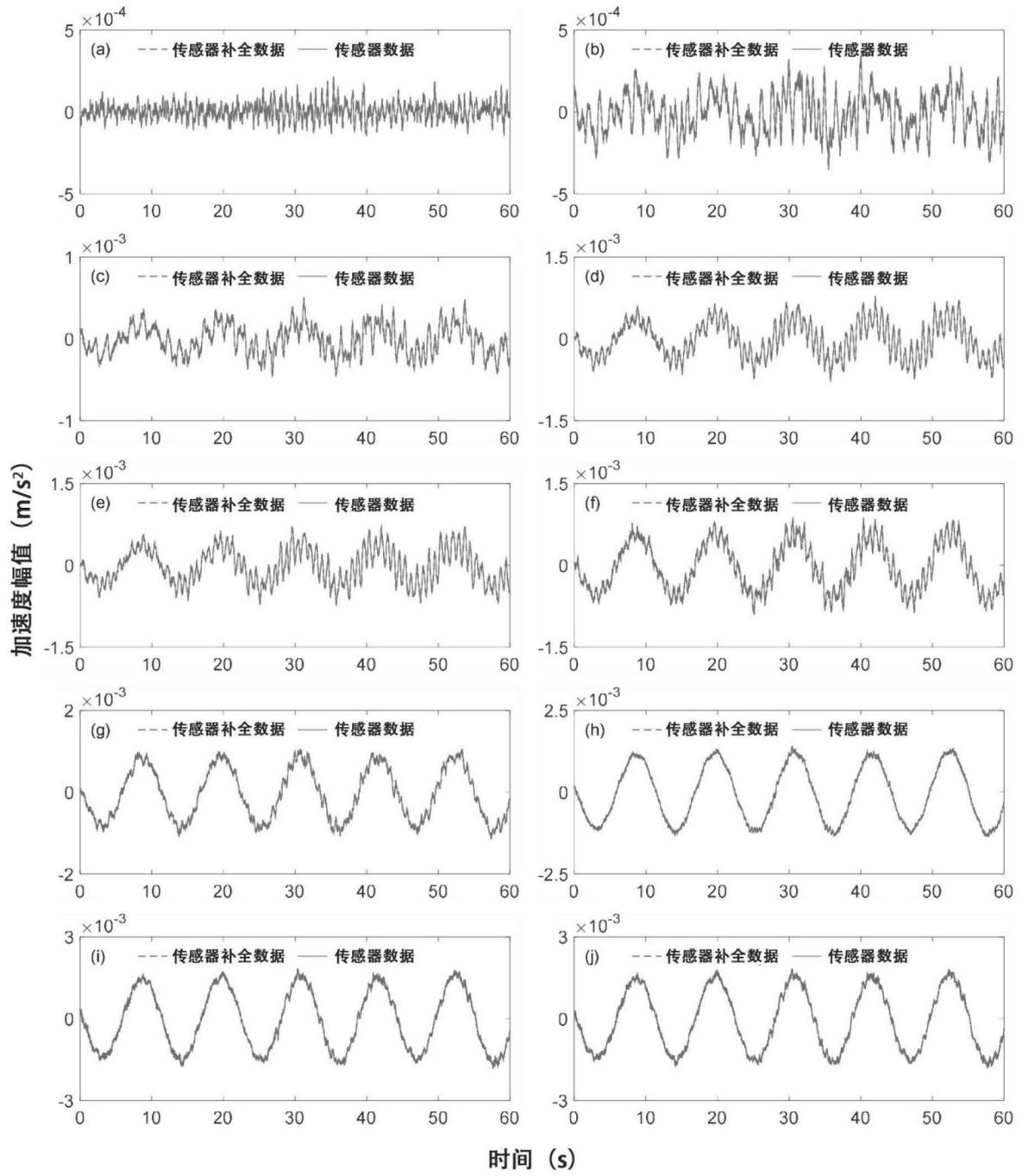


图4

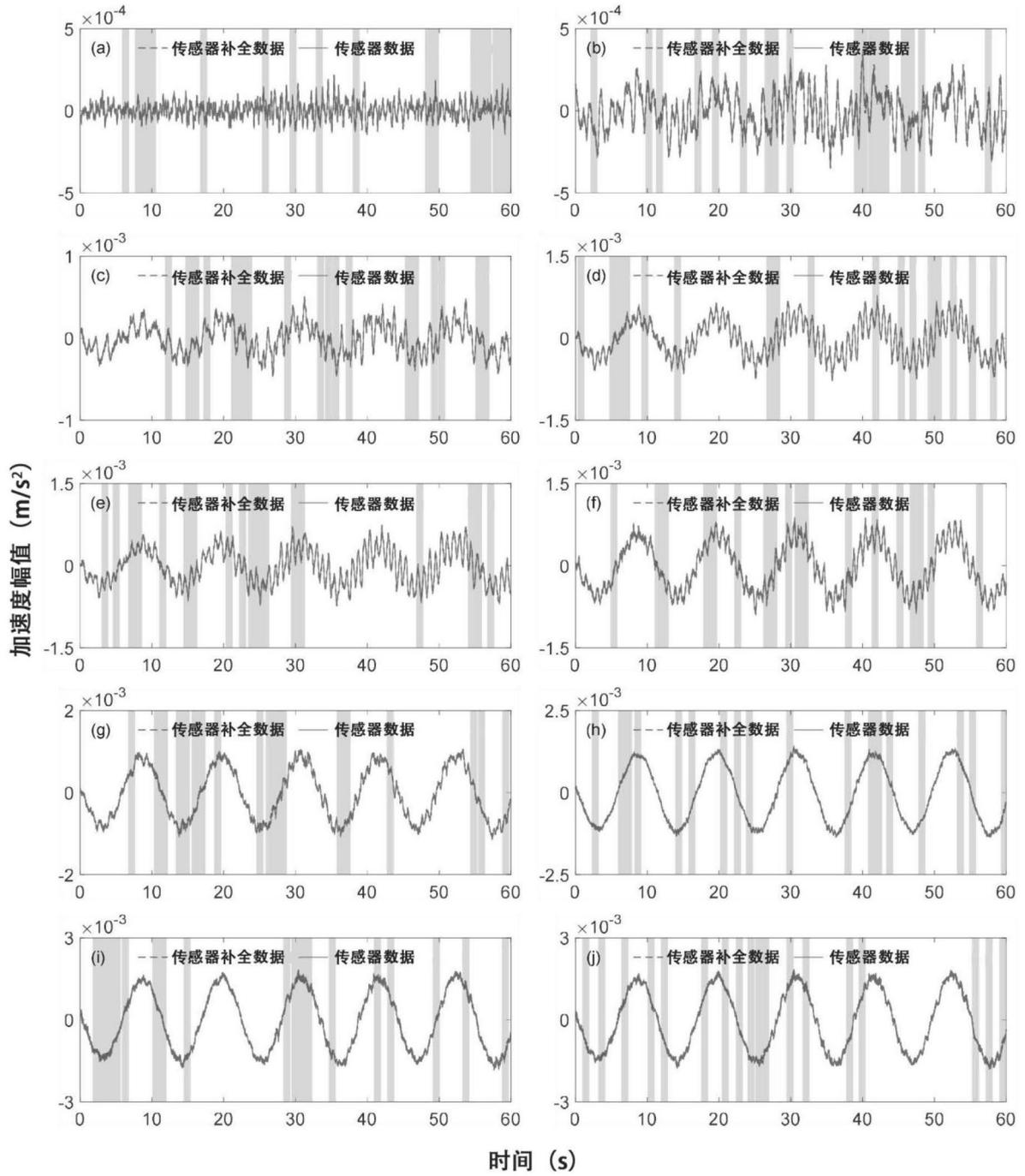


图5

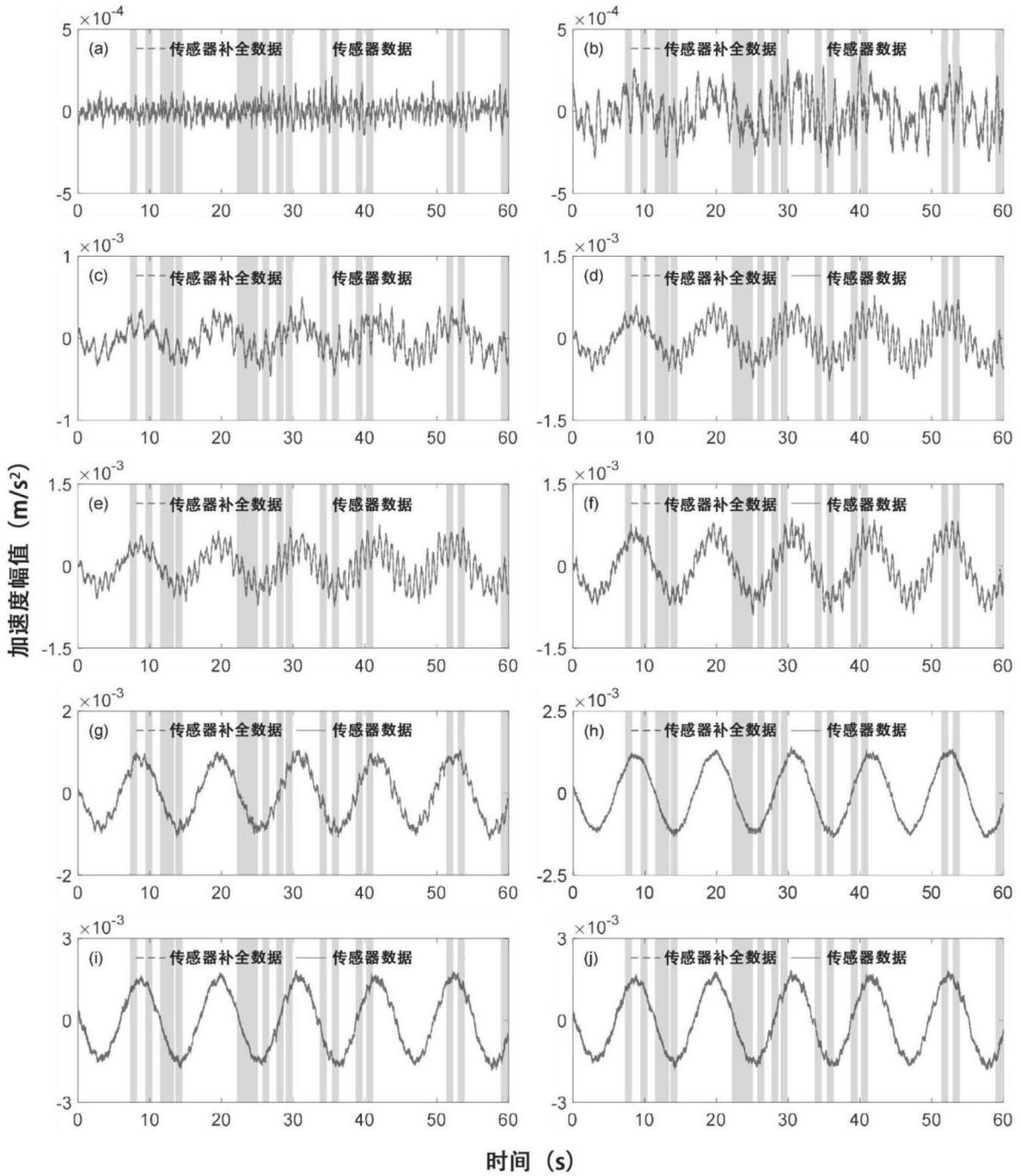


图6

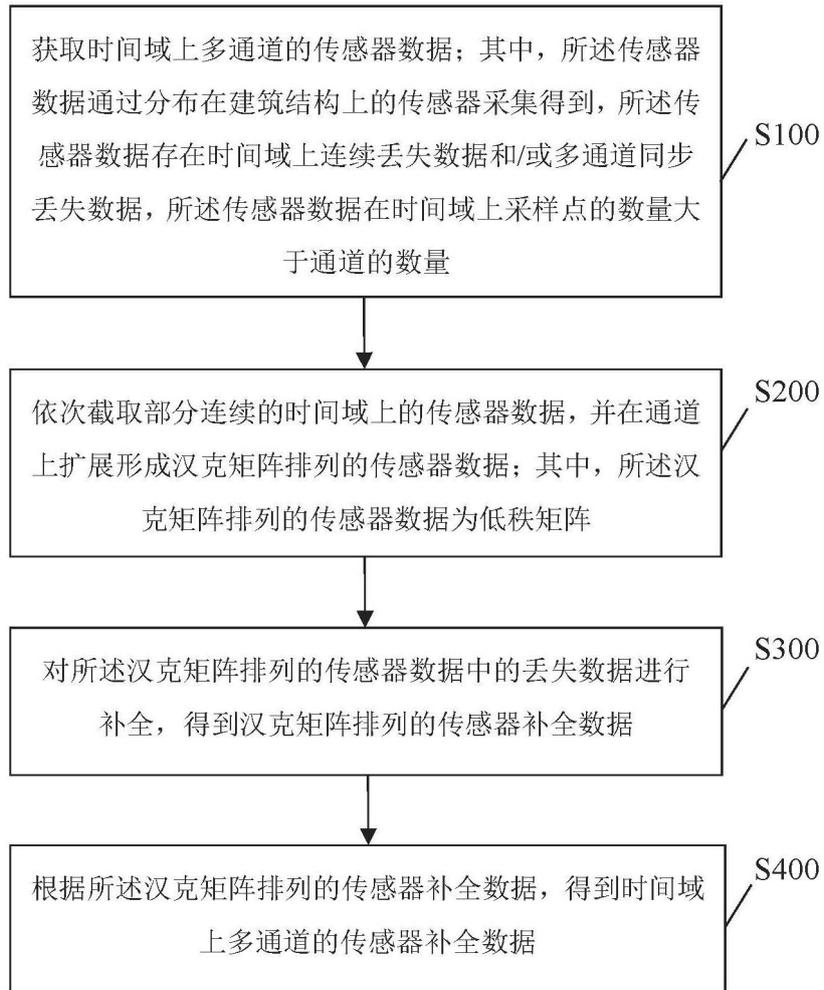


图7

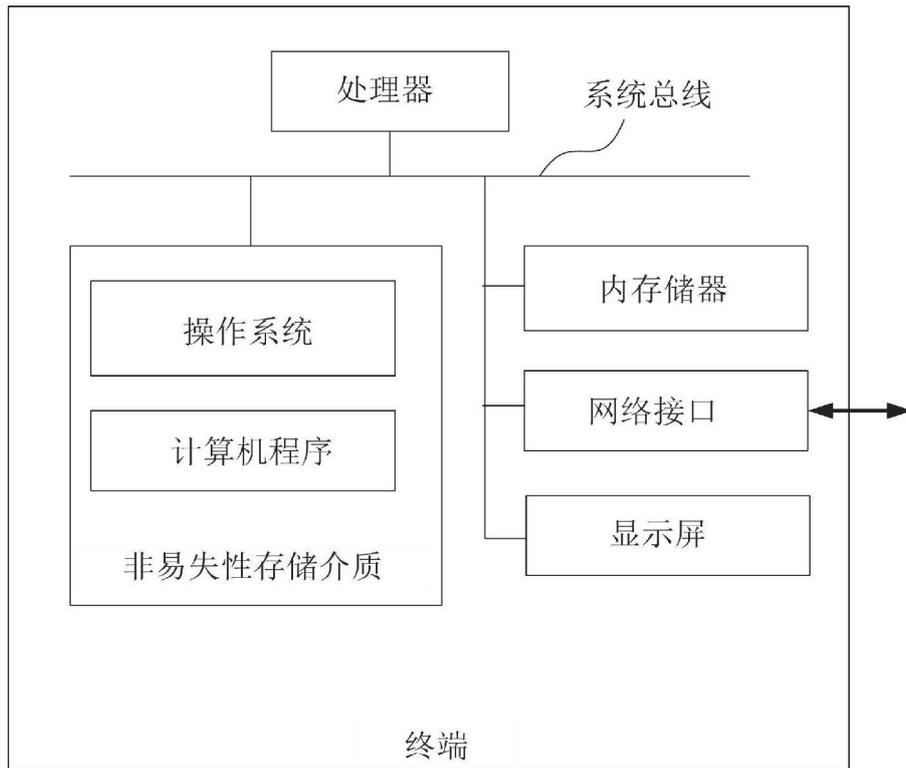


图8