

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2023.03.008

基于随机子空间法的异步实测桥梁模态识别

汪涛¹, 任伟新^{1,2}, 杨栋¹, 贺文宇¹

(1. 合肥工业大学 土木与水利工程学院, 安徽 合肥 230009; 2. 深圳大学 滨海城市韧性基础设施教育部重点实验室(筹), 广东 深圳 518060)

摘要:针对工程结构模态参数测试时,多个测点之间的时间不同步采样导致识别出的振型结果不准确问题,文章提出基于随机子空间法的异步实测桥梁模态识别方法,通过误差函数值表征不同步数据在分析过程中产生的数值误差程度,以误差函数为最小值时所对应的时间作为估计的时间延迟,并以此延迟修正异步实测响应数据;利用随机子空间法对修正数据进行模态参数识别,通过有限元模拟和实验验证分别讨论模态识别时,桥梁不同测点异步采样对振型识别的影响,验证所提出的时间延迟识别方法的准确性和可行性。

关键词:时间延迟;随机子空间识别;模态识别;模态振型;异步采样

中图分类号:U441.3 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-5060(2023)03-0333-08

Asynchronously measured bridge modal identification based on stochastic subspace method

WANG Tao¹, REN Weixin^{1,2}, YANG Dong¹, HE Wenyu¹

(1. School of Civil and Hydraulic Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China; 2. Key Laboratory for Resilient Infrastructures of Coastal Cities of Ministry of Education, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China)

Abstract: In order to solve the problem of the inaccurate results of identified vibration modes caused by asynchronous sampling at multiple measuring points during the testing of the modal parameters of engineering structures, asynchronously measured bridge modal identification method based on stochastic subspace method is proposed. The numerical error degree generated by asynchronous data in the analysis process is represented by the error function value, and the time corresponding to the minimum error function is taken as the estimated time delay, and the asynchronously measured response data is corrected by this delay. Stochastic subspace method is used to identify the modal parameters of the corrected data. The influence of asynchronous sampling at different measuring points of the bridge on modal identification is discussed through finite element simulation and experimental verification respectively, which verifies the accuracy and feasibility of the proposed time delay identification method.

Key words: time delay; stochastic subspace identification (SSI); modal identification; modal shape; asynchronous sampling

模态参数反映工程结构固有的振动特性,每阶模态都具有特定的固有频率、阻尼比和模态振型。模态参数识别是结构动力设计及状态评估过

程中不可或缺的一环^[1-3]。数据驱动的随机子空间 (data-driven stochastic subspace identification, SSI-DATA) 法作为一种环境激励下的模态

收稿日期:2022-03-10; **修回日期:**2022-03-30

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51778204); 深圳市科技创新委员会资助项目(KQTD20180412181337494; ZDSYS20201020162400001; GJHZ20200731095802007)

作者简介:汪涛(1997—),男,安徽宿州人,合肥工业大学硕士生;
任伟新(1960—),男,湖南长沙人,博士,合肥工业大学教授,博士生导师;
贺文宇(1986—),男,江西萍乡人,博士,合肥工业大学教授,博士生导师。

参数识别方法,具有直接作用于时域数据(data driven)而不必将时域数据转换为相关函数或谱、识别精度高等特点,是一种被广泛应用的参数识别方法^[4-6]。SSI-DATA 法通常假设桥梁结构受到的激励为白噪声激励,采用矩阵的 QR 分解、奇异值分解(singular value decomposition, SVD)及最小二乘法等相关数学方法,识别离散后的系统状态空间矩阵,从而得到系统特性参数^[7-9]。

采用 SSI-DATA 法进行结构参数识别时,在模态识别过程中,实测数据的时间不同步可能直接导致识别结果出现偏差。时间不同步直接影响数据之间的相位信息,而相位信息是结构性能和损伤评估的重要指标。因此,利用 SSI-DATA 法对异步实测数据进行参数识别,模态振型识别会出现误差^[10]。对于异步实测数据的处理,一般是利用算法识别出异步数据之间的相对时间延迟,通过识别出的相对时间延迟来同步异步实测数据^[11]。目前,针对测得的异步数据进行时间同步算法处理的理论分析和实验十分有限^[10-12]。文献^[13]提出具有外部输入的自回归模型(auto-regressive model with exogenous input, ARX)和自回归移动平均向量(auto-regressive moving average vector, ARMAV)模型 2 个时间同步算法,前者用于输入信号和输出信号之间的时间同步,后者用于 2 个输出信号之间的时间同步;文献^[14]采用无线信号与参考有线信号之间的最小误差范数确定两者之间的时间延迟;文献^[15]运用无线和有线传感器数据之间的互相关函数估计时间延迟。上述研究成果大多仅用数值模拟方法进行验证,直接作用于实测异步数据的算法研究很少。本文在相关研究^[16-18]的基础上,提出一种采用状态空间模型识别不同位置处加速度之间时间延迟的方法。

本文通过仿真模拟和实验模拟对异步实测数据进行随机子空间识别,结果表明,在进行参数识别时,测点异步采样对频率识别结果影响较小,但是对振型识别结果影响较大,因此对结构进行工作模态参数识别时,应当考虑不同测点之间时间不同步的问题;利用时间延迟算法估计出异步实测数据之间相对时间延迟并进行修正,对修正数据进行随机子空间识别;振型的识别结果与理论振型相接近,验证了采用状态空间模型识别时间延迟方法的可行性。

1 异步数据模态参数识别理论基础

1.1 状态空间方程

随机子空间识别方法是以线性的离散状态空

间方程为基础的^[14-15],环境激励下的状态空间方程表达式为:

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

其中: k 为测点数; \mathbf{x}_k 为 n 维离散的状态向量, n 为自由度; \mathbf{y}_k 为 N 维输出向量, N 为响应点数; \mathbf{A} 为 $n \times n$ 阶系统矩阵,表示系统的动力特性; \mathbf{B} 为离散输入矩阵; \mathbf{C} 为 $N \times n$ 阶输出矩阵,描述结构内部状态如何转化为外部的测量值; \mathbf{D} 为 $N \times n$ 阶系数传递矩阵,描述系统输入对系统输出的直接作用关系; \mathbf{u}_k 为输入向量; \mathbf{w}_k 为建模误差或处理过程引起的噪声向量; \mathbf{v}_k 为传感器误差引起的噪声向量。 \mathbf{w}_k 、 \mathbf{v}_k 都是不可测量噪声,假设为零均值且互不相关。

对于环境激励下的工程结构,环境激励是不可测量的随机激励,其强度基本和噪声影响相似,无法将两者严格区分。因此,由(1)式整理得到随机子空间识别的基本方程为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A} \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k, \\ \mathbf{y}_k = \mathbf{C} \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (2)$$

1.2 模态参数分析

特征矩阵 \mathbf{A} 的特征值分解如下:

$$\mathbf{A} = \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\Phi}^{-1} \quad (3)$$

其中: $\boldsymbol{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_m)$, λ_m 为离散时间系统的特征值; $\boldsymbol{\Phi}$ 为系统的特征向量矩阵。

由 λ_m 可求得系统特征值 u_m , 计算公式为:

$$\lambda_m = e^{u_m \Delta t}, \quad u_m = \frac{1}{\Delta t} \ln \lambda_m \quad (4)$$

其中, Δt 为离散系统的时间间隔。

第 m 阶模态的振型可表示为:

$$\boldsymbol{\varphi}_m = \mathbf{C} \boldsymbol{\Phi}_m.$$

1.3 随机子空间算法

由上述分析和公式推导可知,仅需求得系统矩阵 \mathbf{A} 和输出矩阵 \mathbf{C} 即可进行模态参数识别^[15]。为计算 \mathbf{A} 和 \mathbf{C} , 将结构所有测点的响应数据组成 $2li \times j$ 的 Hankel 矩阵,并将其行空间分解为“过去”和“将来”2 个行空间,即

$$\mathbf{H}_{0,2i-1} = \frac{1}{\sqrt{j}} \begin{bmatrix} h_0 & h_1 & \cdots & h_{i-1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ h_{i-1} & h_i & \cdots & h_{i+j-2} \\ h_i & h_{i+1} & \cdots & h_{i+j-1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ h_{2i-1} & h_{2i} & \cdots & h_{2i+j-2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{0,i-1} \\ \mathbf{H}_{i,2i-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{\text{past}} \\ \mathbf{H}_{\text{future}} \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中: h_i 为第*i*时刻所有测点的响应数据; \mathbf{H}_{past} 为 $li \times j$ 阶“过去”输出矩阵; $\mathbf{H}_{\text{future}}$ 为 $li \times j$ 阶“将来”输出矩阵。

对Hankel矩阵进行QR分解^[16-17],可将数据从 $2li \times j$ 缩减至 $li \times j$,极大减少数据量,加快程序的运行。QR分解可表示为:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{\text{past}} \\ \mathbf{H}_{\text{future}} \end{bmatrix} = \mathbf{R}\mathbf{Q}^T = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{11} & \mathbf{0} \\ \mathbf{R}_{21} & \mathbf{R}_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_1^T \\ \mathbf{Q}_2^T \end{bmatrix} \quad (6)$$

将Hankel矩阵中的“将来”输出矩阵向“过去”输出矩阵的行空间进行正交投影,得到投影矩阵 \mathbf{O}_i ,即

$$\mathbf{O}_i = \mathbf{H}_{\text{past}} / \mathbf{H}_{\text{future}} =$$

$$\mathbf{H}_{\text{future}} \mathbf{H}_{\text{past}}^T (\mathbf{H}_{\text{past}} \mathbf{H}_{\text{past}}^T)^+ \mathbf{H}_{\text{past}} = \mathbf{R}_{21} \mathbf{Q}_1^T,$$

其中, \cdot^+ 表示矩阵 \cdot 的广义逆矩阵。

对 \mathbf{O}_i 进行SVD分解,有

$$\mathbf{O}_i = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V} =$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{U}_1 & \mathbf{U}_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{S}_1 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{S}_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{V}_1^T \\ \mathbf{V}_2^T \end{bmatrix} \approx \mathbf{U}_1 \mathbf{S}_1 \mathbf{V}_1^T \quad (7)$$

SVD分解后,由矩阵 \mathbf{S}_1 的秩可确定系统阶次。

另外,对于可观测矩阵 $\mathbf{\Gamma}_i$ 、卡尔曼滤波状态向量矩阵 $\hat{\mathbf{X}}_i$ 及 \mathbf{O}_i ,有以下定理:

$$\mathbf{O}_i = \mathbf{\Gamma}_i \hat{\mathbf{X}}_i =$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{C} \\ \mathbf{CA} \\ \vdots \\ \mathbf{CA}^{i-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{x}_i & \hat{x}_{i+1} & \cdots & \hat{x}_{i+j-1} \end{bmatrix} \quad (8)$$

则由(7)式、(8)式可得:

$$\mathbf{\Gamma}_i = \mathbf{U}_1 \mathbf{S}_1^{1/2}, \quad \hat{\mathbf{X}}_i = \mathbf{\Gamma}_i^+ \mathbf{O}_i.$$

采用最小二乘法,可知:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{A} \\ \mathbf{C} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{x}_{i+1} \\ \mathbf{y}_i \end{bmatrix} \hat{x}_i^+,$$

至此,即可识别出系统矩阵和输出矩阵。

1.4 时间延迟识别

时间延迟识别算法步骤如下:

(1) 选取一个测点的实测加速度响应信号作为参考信号,其时间轴固定不变;其余测点的加速度响应信号作为平移信号,平移信号的时间轴以一定的时间间隔 Δt 进行平移。

(2) 将参考信号和平移信号组成输出向量,构建相应的状态空间模型,针对不同的平移时刻,采用SSI-DATA法计算出状态矩阵 \mathbf{A} 和输出矩阵 \mathbf{C} 。

(3) 在随机子空间识别过程中,通过投影矩阵和可观测矩阵计算得到状态矩阵 \mathbf{X}_k ,通过状态矩阵和输出矩阵计算得到输出向量的预测值。

(4) 将实测输出向量 \mathbf{Y}_k 与预测输出向量 \mathbf{Z}_k 相减,可得预测误差向量 \mathbf{e}_k ,通过计算 \mathbf{e}_k 的误差函数 D ,将预测误差向量转化成可视的数值表达。

(5) 重复步骤(1)~步骤(4),可得到不同时刻对应的误差函数值,当误差函数值为最小值时,对应的时间段即为参考信号与平移信号之间实际时间延迟。

误差函数 D 表达式^[13]为:

$$D = \det \left(\frac{1}{N_0} \sum_{k=1}^{N_0} \mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T \right) \quad (9)$$

$$\mathbf{e}_k = \mathbf{Y}_k - \mathbf{Z}_k \quad (10)$$

其中, N_0 为数据样本数。

1.5 异步数据模态参数识别

得出不同测点之间的实际时间延迟 ΔT 后,在已知采样频率 f_s 的条件下,对结构初始的异步实测响应数据进行修正处理,得到修正后的结构响应数据 \mathbf{Y} ,再利用随机子空间法对 \mathbf{Y} 进行模态参数识别。

2 数值算例

本文以简支梁为例进行数值仿真模拟,利用高斯白噪声模拟环境激励,采用随机子空间法处理结构动力响应,识别模态参数。简支梁的具体参数如下:桥长 $L=10$ m,单位长度质量 $m^*=7800$ kg/m,弹性模量 $E=21$ GPa。采用50个等长欧拉梁单元进行数值模拟,节点数为51。对信号采样点进行编号,如图1所示(其中1号、9号测点位于两端支座处)。

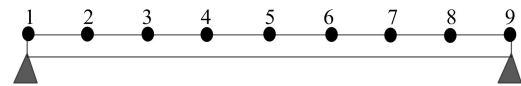


图1 简支梁响应测点布置

2.1 数值模拟工况1

对于简支梁的响应数据采集进行如下处理:第1组测点(2号、3号、4号采样点)同步采样,1 s后第2组测点(5号、6号采样点)同步采样,2 s后第3组测点(7号、8号采样点)同步采样,信号采集时间为50 s,采样频率为400 Hz。采集简支梁的加速度响应后,利用随机子空间法对结构前3阶振型和自振频率进行识别。

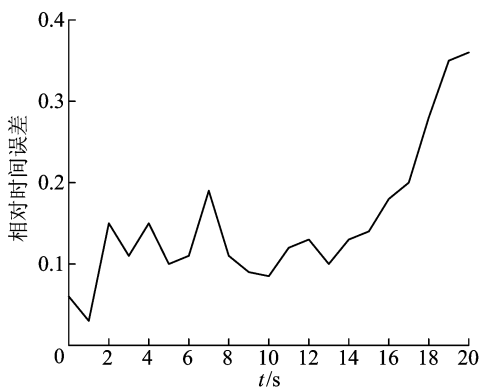
首先利用异步实测数据稳定图确定模型系统阶次,然后得到识别频率和识别振型。

数值模拟工况1异步数据的频率识别结果见表1所列。

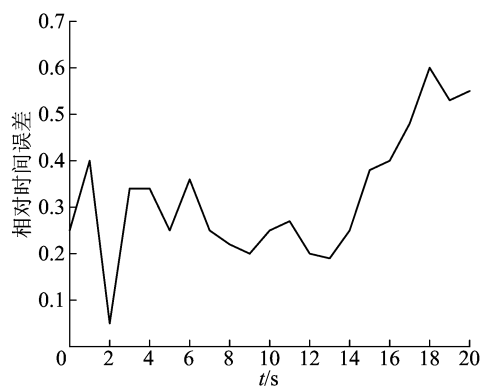
表 1 数值模拟工况 1 异步数据频率识别结果 单位:Hz

阶次	第 1 阶	第 2 阶	第 3 阶
自振频率	7.051 1	28.117 0	58.557 0
识别频率	7.025 3	27.684 0	58.472 0

从表 1 可以看出,结构的自振频率与随机子空间的异步数据识别结果较为接近,可认为异步实测数据对结构频率的识别结果影响不大。采用时间延迟算法对 3 组测点之间的相对时间延迟进行识别;时间轴总长度为 50 s,理论上时间延迟识别的范围应在-50~50 s 之间,为快速识别测点之间的信号延迟,本文将时间间隔取为 1 s;选取 20 s 的时间范围对误差函数进行识别。3 组测点之间相对时间误差的识别结果如图 2 所示。



(a) 第 1 组和第 2 组测点之间的时间延迟



(b) 第 1 组和第 3 组测点之间的时间延迟

图 2 数值模拟工况 1 的时间延迟识别曲线

由图 2 可以确定第 1 组和第 2 组测点之间的实际时间延迟为 1 s,第 1 组和第 3 组测点之间的实际时间延迟为 2 s。采样数据为 400 Hz,1 s 相对时间延迟对应 400 个数据样本。对异步响应数据进行修正可以得到修正数据,利用修正数据稳定图确定模型系统阶次,然后得到识别频率和识别振型。修正数据频率识别结果见表 2 所列。

通过对比表 1、表 2 的识别频率可知,异步数据的识别频率和修正数据的识别频率与结构自振

频率较接近,且差异不显著。

表 2 数值模拟工况 1 修正数据频率识别结果 单位:Hz

阶次	第 1 阶	第 2 阶	第 3 阶
自振频率	7.051 1	28.117 0	58.557 0
识别频率	7.032 0	28.293 0	58.463 0

为了对比异步数据和修正数据对结构振型识别的影响,利用随机子空间法分别对异步实测数据和修正后的异步实测数据进行振型识别,前 3 阶振型识别结果如图 3 所示。

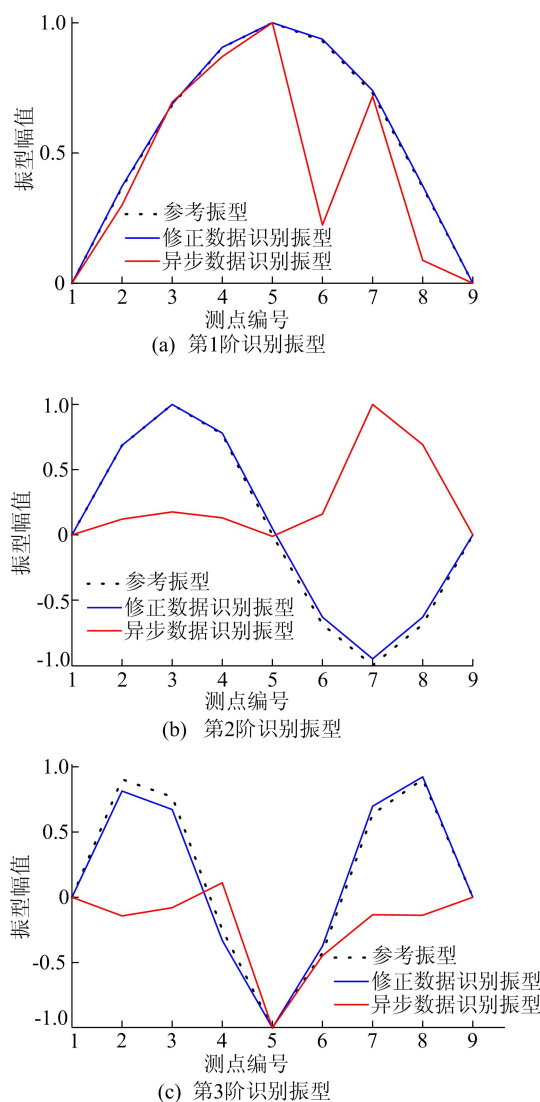


图 3 数值模拟工况 1 的前 3 阶振型识别结果

图 3 中,参考振型是指利用有限元软件计算与信号采样点相同位置处的结构振型。从图 3 可以看出:利用随机子空间法对异步实测数据进行识别时,识别振型与参考振型的误差较大,两者不能很好地拟合;相同情况下利用随机子空间法对

修正后的异步数据进行识别,振型识别结果与参考振型的误差较小,两者可以很好地拟合。

2.2 数值模拟工况 2

对于简支梁的响应数据采集进行如下处理:第 1 组测点(2 号、3 号、4 号采样点)同步采样,3 s 后第 2 组测点(5 号、6 号、7 号、8 号采样点)同步采样,采集完成后对各测点信号均加入信噪比为 20 dB 的白噪声,采样频率为 400 Hz,信号采集时间为 50 s。采集简支梁的加速度响应后,利用随机子空间法对结构前 3 阶振型和自振频率进行识别。首先利用异步实测数据稳定图确定模型系统阶次,然后得到识别频率和识别振型。

数值模拟工况 2 异步数据的频率识别结果见表 3 所列。

阶次	第 1 阶	第 2 阶	第 3 阶
自振频率	7.051 1	28.117 0	58.557 0
识别频率	7.021 6	27.864 1	57.685 0

从表 3 可以看出,结构的自振频率与随机子空间法异步数据识别结果较为接近,可认为异步实测数据对结构频率的识别结果影响不大。采用时间延迟算法对 2 组测点间的相对时间延迟进行识别;时间轴总长度为 50 s,同样地,为快速识别测点间的信号延迟,时间间隔取为 1 s;选取 20 s 的时间范围对误差函数进行识别。

数据模拟工况 2 第 1 组和第 2 组测点之间相对时间误差的识别结果如图 4 所示。

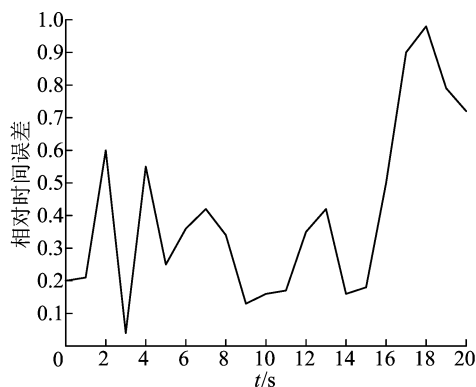


图 4 数值模拟工况 2 的时间延迟识别曲线

由图 4 可估计第 1 组和第 2 组测点之间的实际时间延迟为 3 s。采样数据为 400 Hz,3 s 相对时间延迟对应 1 200 个数据样本。同样地,对异步响应数据进行修正得到修正数据,利用修正数

据稳定图确定模型系统阶次,然后得到识别频率和识别振型。

修正数据频率识别结果见表 4 所列。

阶次	第 1 阶	第 2 阶	第 3 阶
自振频率	7.051 1	28.117 0	58.557 0
识别频率	7.020 3	27.863 3	57.954 0

从表 4 可以看出,结构自振频率与随机子空间法识别结果较为接近。

利用随机子空间法分别对异步实测数据和修正后的异步实测数据进行振型识别,前 3 阶振型识别结果如图 5 所示。

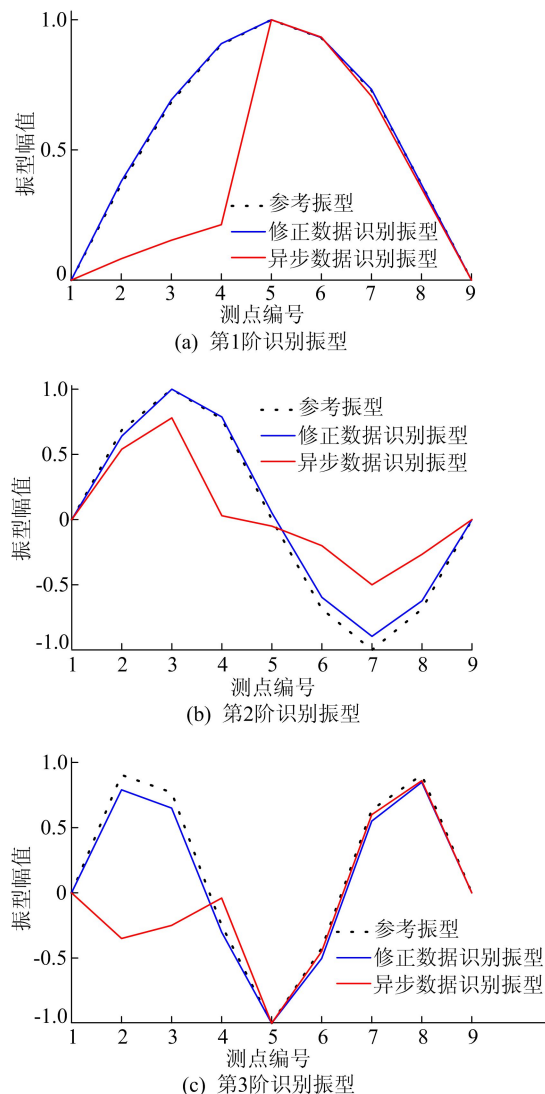


图 5 数值模拟工况 2 的前 3 阶振型识别结果

从图 5 可以看出:利用随机子空间法对异步实测数据进行识别时,识别振型与参考振型的误差较大,不能很好地拟合;相同情况下对修正后的

异步数据进行识别, 振型识别结果与参考振型的误差较小, 可以很好地拟合。

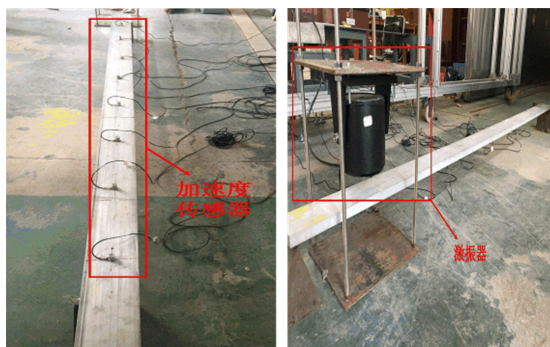
工况 2 相对于工况 1 添加了噪声干扰, 对比表 2、表 4 可知: 2 种不同工况的频率识别结果均与结构自振频率相近, 识别结果可以满足后续研究的需要; 工况 1 的频率识别结果更优于工况 2 的频率识别结果。因此噪声在一定程度上会影响结构模态识别的结果。

综上所述, 在加入噪声的情况下, 利用时间延迟识别算法可以准确识别出异步数据时间延迟, 该时间延迟识别算法具有一定的抗噪性, 但对有噪声工况下的修正数据进行模态识别时, 识别结果会受到一定程度的影响。

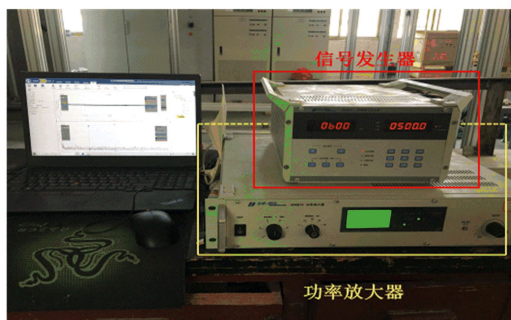
3 实验验证

3.1 实验装置与方法

实验模拟中以简支梁为例, 实验装置图片如图 6 所示。



(a) 简支梁测点及激振器布置



(b) 信号采集接收装置

图 6 实验装置图片

在 2 个支座中间等间距布置 8 个加速度传感器采集结构响应, 从左至右分别标记为 1~8 号传感器, 利用东华 DH40200 型号激振器模拟白噪声对简支梁进行激励, 采用 DHDAS 动态信号采集分析系统采集结构动力响应。

简支梁基本参数如下: 长度 $L=3$ m, 单位长

度质量 $m^*=8.37$ kg/m, 弹性模量 $E=7.2$ GPa。

在实验模拟中采用 2 种模态识别方法: ① 频域方法中的峰值法; ② 随机子空间法。对实验模拟结果进行分析时, 将峰值法识别结果作为频率参考值, 将随机子空间法的识别结果与频率参考值进行对比。简支梁传感器分组如下: 1~4 号传感器为第 1 组测点, 5~8 号传感器为第 2 组测点。第 1 组测点首先进行信号采集, 5 s 后第 2 组测点进行信号采集, 采样频率均为 1 000 Hz, 信号采集时间为 30 s。

3.2 实验模拟异步实测数据识别

首先通过异步实测数据稳定图确定结构阶次, 然后利用随机子空间法得到识别频率和识别振型。实验模拟异步数据的频率识别结果见表 5 所列。

表 5 实验模拟异步数据频率识别结果 单位: Hz

模态识别方法	第 1 阶	第 2 阶	第 3 阶
峰值法	6.835 0	30.273 0	58.593 0
随机子空间法	6.863 0	30.175 0	58.528 0

从表 5 可以看出, 峰值法和随机子空间法的频率识别结果较为接近。

为识别出不同测点之间的实际时间延迟, 采用时间延迟算法分别对 2 组测点进行相对时间延迟识别。时间轴总长度为 30 s, 理论上时间延迟识别的范围应在 $-30 \sim 30$ s 之间, 为快速识别测点之间的信号延迟, 时间间隔取为 1 s; 选取 10 s 的时间范围对误差函数进行识别。简支梁实验第 1 组和第 2 组测点之间相对时间误差的识别结果如图 7 所示。由图 7 可估计第 1 组和第 2 组测点之间的实际时间延迟为 5 s。

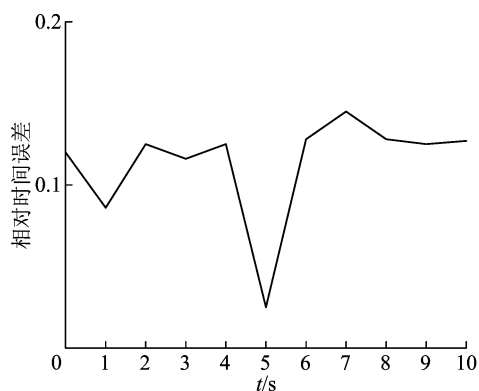


图 7 简支梁实验的时间延迟识别曲线

3.3 实验模拟修正数据识别

识别出不同测点之间估计的时间延迟后, 对结构响应数据进行修正, 对修正后的异步实测数

据进行识别,由修正数据的稳定图确定模型系统阶次后得到识别频率和识别振型。修正数据频率识别结果见表6所列。

表7 实验模拟修正数据频率识别结果 单位:Hz

模态识别方法	第1阶	第2阶	第3阶
峰值法	6.835 0	30.273 0	58.593 0
随机子空间法	6.849 0	30.260 0	58.548 0

从表6可以看出,峰值法和随机子空间法的频率识别结果较为接近,因此随机子空间法可以比较精确地识别出结构修正后的异步实测数据前3阶自振频率。

利用随机子空间法分别对异步实测数据和修正后的异步实测数据进行振型识别,前3阶振型识别结果如图8所示。

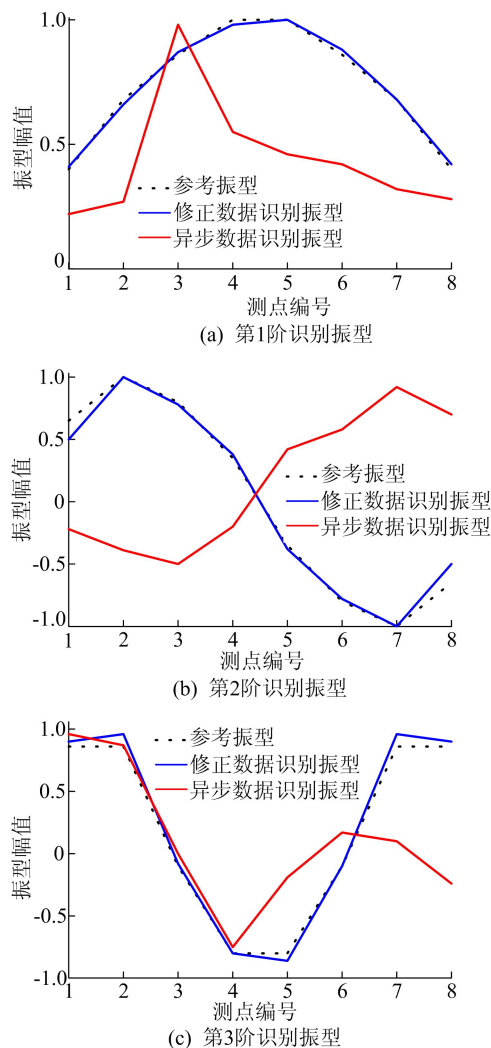


图8 实验模拟前3阶振型识别结果

图8中,参考振型为峰值法识别结果。从图8可以看出:利用随机子空间法对异步实测数

据进行识别时,识别振型与参考振型的误差较大,不能很好地拟合;相同情况下对修正后的异步数据进行识别,振型识别结果与参考振型的误差较小,可以很好地拟合。

4 结 论

利用随机子空间法识别桥梁模态参数时,通常直接对测点的实测响应数据进行处理,当不同测点的结构响应数据为异步采样时,会对结构的振型识别产生较大影响。本文在随机子空间识别的基础上,提出一种识别不同测点之间时间延迟的方法,分别利用有限元模拟和实验模拟对该方法进行验证。数值模拟与实验模拟结果均表明,当结构不同测点为异步采样时,对结构自振频率识别的影响较小,而对结构的振型识别影响较大。

采用本文提出的时间延迟识别算法对不同测点之间的时间延迟进行识别,估计出相对时间延迟后对异步实测数据进行修正,再对修正后的数据进行随机子空间识别。数值模拟和实验模拟结果表明,利用本文提出的时间延迟识别算法可以估计出不同测点之间的相对时间延迟,对异步实测数据进行修正后,利用随机子空间法可以识别出结构完整的振型。

[参 考 文 献]

- [1] 禹丹江. 土木工程结构模态参数识别[D]. 福州:福州大学,2006.
- [2] 任伟新. 环境振动系统识别方法的比较分析[J]. 福州大学学报(自然科学版),2001,41(6):80-86.
- [3] VAN OVERSCHEE P, DE MOOR B. Subspace identification for linear systems[M]. [S. l.]: Kluwer Academic Publishers, 1996: 14-20.
- [4] 林友勤,任伟新. 基于随机状态空间模型的工程结构损伤检测[J]. 振动工程学报,2007,21(6):599-605.
- [5] PEETERS B, DE ROECK G. Reference-based stochastic subspace identification for output-only modal analysis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 1999, 13(6): 855-878.
- [6] 陶杰. 基于随机子空间方法的结构模态分析及损伤识别[D]. 重庆:重庆大学,2009.
- [7] COOPER J E, DESFORGES M J, WRIGHT J R. Model parameter identification using an unknown coloured random input[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 1995, 9(6): 685-695.
- [8] 辛峻峰,王树青,刘福顺. 数据驱动与协方差驱动随机子空间法差异化分析[J]. 振动与冲击,2013,32(9):1-4.
- [9] 张笑华,任伟新,禹丹江. 结构模态参数识别的随机子空间

- 法[J]. 福州大学学报(自然科学版), 2005, 45(增刊 1): 46-49.
- [10] 杨蜜. 土木工程结构健康监测数据时间同步及结构模态分析[D]. 温州:温州大学, 2019.
- [11] 王伟东, 姜绍飞, 周华飞, 等. 江阴大桥船撞期间实测数据时间同步分析[J]. 振动与冲击, 2018, 37(14): 10-21.
- [12] KRISHNAMURTHY V, FOWLER K, SAZONOV E. The effect of time synchronization of wireless sensors on the modal analysis of structures [J]. *Smart Materials and Structures*, 2008, 17(5): 055018.
- [13] LEI Y, KIREMIDJIAN A S, NAIR K K, et al. Algorithms for time synchronization of wireless structural monitoring sensors[J]. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 2005, 34(6): 555-573.
- [14] LYNCH J P, WANG Y, LOH K J, et al. Performance monitoring of the Geumdang Bridge using a dense network of high-resolution wireless sensors[J]. *Smart Materials and Structures*, 2006, 15(6): 1561.
- [15] SHEN W A, LEI Y, HU L, et al. Feasibility of output-only modal identification using wireless sensor network: a quantitative field experimental study[J]. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2012, 8(11): 178-193.
- [16] YANG X M, YI T H, QU C X, et al. Modal identification of bridges using asynchronous responses through an enhanced natural excitation technique[J]. *Journal of Engineering Mechanics*, 2021, 147(12): 04021106.
- [17] LU L J, ZHOU H F, NI Y Q, et al. Output-only modal analysis for non-synchronous data using stochastic subspace identification [J]. *Engineering Structures*, 2021, 230: 111702.
- [18] KIM D, OH B K, PARK H S, et al. Modal identification for high-rise building structures using orthogonality of filtered response vectors[J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2017, 32(12): 1064-1084.

(责任编辑 张淑艳)

(下转第 307)

(2) 通过建立坐标系实现了对齿面轮廓误差的解耦, 在此基础上设计了补偿控制器。

(3) 对不同珩磨齿轮数和工件齿轮齿数的组合进行仿真和实验, 结果表明, 本文所提出的齿面轮廓误差补偿控制策略能一定程度上降低珩齿加工的齿面轮廓误差, 提高珩齿多轴控制系统的轮廓精度。

[参 考 文 献]

- [1] SUGYARTO E, TAKAHASHI Y. Impact of gear bias control on vehicle NVH[C]//ASME International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference. [S. l.]: ASME, 2013: V005T11A017.
- [2] HAN J, ZHU Y G, XIA L, et al. Modeling and adaptive compensation of tooth surface contour error for internal gearing power honing[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Manufacture*, 2019, 233(5): 1500-1514.
- [3] TIAN X Q, HAN J, XIA L. Precision control and compensation of helical gear hobbing via electronic gearbox cross-coupling controller[J]. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, 2015, 16(4): 797-805.
- [4] YAO B. An orthogonal global task coordinate frame for contouring control of biaxial systems [J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2012, 17(4): 622-634.
- [5] 李祥飞, 赵欢, 赵鑫, 等. 面向伺服动态特性匹配的轮廓误差补偿控制研究[J]. *机械工程学报*, 2017, 53(1): 150-156.
- [6] LI X, ZHAO H, XIN Z, et al. Contouring compensation control based on high accuracy contour error estimation for multi-axis motion systems[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2017, 93(5/6/7/8): 2263-2273.
- [7] YANG J X, YUSUF A. A generalized on-line estimation and control of five-axis contouring errors of CNC machine tools[J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2015(88): 9-23.
- [8] 韩江, 袁彬, 王东岭, 等. 内齿强力珩齿与蜗杆砂轮磨齿切削机理对比分析与实验研究[J]. *机械工程学报*, 2018, 54(11): 205-213.
- [9] 夏链, 沈荣康, 朱永刚, 等. 数控内齿珩齿强力珩齿拓扑修形方法研究[J]. *合肥工业大学学报(自然科学版)*, 2019, 42(12): 1585-1591.
- [10] 吴序堂. 齿轮啮合原理[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2009: 126-138.

(责任编辑 胡亚敏)