

基于 PLS 的多维力传感器动态力反演研究

董建平 周兴林 朱攀

(武汉科技大学机械自动化学院 湖北 武汉 430081)

摘要 多维力传感器动态力反演时测量信号容易受噪声影响,导致被测信号失真,测量精度不高。针对这一问题,将偏最小二乘法应用于传感器被测量求解,建立时域反卷积求解模型,通过提取主要成分来减轻噪声影响,将被测信号作为模型系数辨识求解。采用交叉验证估计均方差的方法确定提取的成分数量,从而得到模型系数,最后重建得到传感器的各维动态力。偏最小二乘法有效避免了矩阵求解的病态问题,具有更好的鲁棒性。仿真结果表明,在较高噪声干扰的情况下,通过该方法依然能有效准确地实现输入信号的反演。

关键词 多维力传感器 反演 偏最小二乘法 成分提取 交叉验证

中图分类号 TP3 TH823

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2022.12.007

DYNAMIC FORCE INVERSION OF MULTI-DIMENSIONAL FORCE SENSOR BASED ON PARTIAL LEAST SQUARES

Dong Jianping Zhou Xinglin Zhu Pan

(College of Machinery and Automation, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, Hubei, China)

Abstract The measurement signal is easily affected by noise during the dynamic force inversion of the multi-dimensional force sensor, resulting in distortion of the measured signal and low measurement accuracy. To solve this problem, the partial least square method was applied to the sensor to be measured and solved. A time-domain deconvolution solution model was established, the main components were extracted to reduce the influence of noise, and the measured signal was used as the model coefficient identification solution. The method of cross-validation estimated mean square error was used to determine the number of extracted components, so as to obtain model coefficients, and reconstruct the dynamic force of each dimension of the sensor. Partial least square method effectively avoided the ill-conditioned problem of matrix solution and had better robustness. The simulation results show that, under the condition of high noise interference, the method can still effectively and accurately invert the input signal.

Keywords Multi-dimensional force sensor Inversion PLS Choose composition Cross validation

0 引言

传感器的被测量是通过测量信号的反演得到的。工业测试中静态或准静态力测量技术较为成熟,而关于动态测量技术的研究尚不完善^[1]。动态测量时被测量是与时间强相关的,利用静态的测量方法得到的结果不准确^[2]。

另外,根据测力分量数目的不同,传感器可以分为单维、多维。多维力传感器主要用于力与位置精密控

制领域,如在汽车轮胎接触应力测试^[3]、机械装置^[4]、医疗器械和机器人技术^[5]等方面,其在精密测控领域是不可或缺的。

实现多维力传感器动态测量需要经过动态标定和反演,反演是本文关注的重点。由于设计、制造和安装方面的限制,多维力传感器的弹性体(敏感元件)往往为一体结构,因此各维测力方向上会产生干扰,即存在维间耦合,这严重影响了传感器的测量精度,减轻或消除维间耦合是多维力传感器测量中急需解决的问题。目前学界存在两种解决思路,其一是从结构上消

除耦合误差^[6],这对传感器的制造和安装精度要求较高;其二是设计解耦系统,采用解耦算法减轻耦合误差的影响,提高测量精度^[7-8]。

实际测量中,数据都是带有噪声的,解算出的输入力与真实力之间存在偏差,多维力传感器的动态力反演需要减小耦合误差,据此,国内外学者做了一系列研究。徐科军等^[9]针对腕力传感器提出了不变性解耦,采用解耦网络实现解耦模型的降阶,通过简化运算减小误差,取得了良好效果。但这种方法有较大的限制性,对于非最小相位系统需要考虑模型的稳定性。同年,徐科军等^[10]进一步提出迭代动态解耦方法,对不变性动态解耦方法进行优化,能够较好地减轻耦合影响,但在求解高阶复杂系统时,构建解耦网络结构十分困难。宋国民等^[11]将传感器的传递函数转化为对角优势矩阵,从而弱化维间耦合的影响,实现近似解耦。夏秋等^[12]提出了基于独立成分分析(ICA)的多维力传感器解耦方法,表示经过独立成分分析,传感器的测量效果优于对角优势化补偿方法,能有效提高传感器的测量精度。国外关于动态反演的研究大多是采用滤波器。Eichstädt 等^[13]根据补偿滤波器的设计方法把数字反卷积滤波器分为 FIR 滤波器和 IIR 滤波器,以此来削弱噪声影响。瑞典学者 Hessling^[14]根据测量系统有理传递函数模型和数字滤波器模型得到被测量。

本文采用偏最小二乘法(Partial Least Squares, PLS)对被测量进行反演,通过交叉验证选取参数,利用均方差筛选主成分,从而减轻测量噪声的影响,设计的两个仿真算例表明,该方法能有效减轻噪声影响,提高测量精度,且解算过程稳定有效。

1 多维力传感器反演模型

多维力传感器的敏感元件工作在线性区域,在线性时不变(LTI)条件下,传感器测量系统可看作多输入多输出系统(MIMO)。线性时不变条件下的输入输出可以表示为卷积关系:

$$u_j(t) = \sum_{i=1}^p \int_0^t h_{ji}(\tau) f_i(t - \tau) d\tau \quad (1)$$

式中: $h_{ji}(t)$ 表示从第 i 个输入到第 j 个输出 $u_j(t)$ 通道的冲激响应函数,其中有 $i=0, 1, \dots, p$, 并且 $j=0, 1, \dots, q$ 。

其矩阵表达式为:

$$\mathbf{u}_j = \Delta t \sum_{i=1}^p \mathbf{H}_{ji} \mathbf{f}_i \quad (2)$$

式中: \mathbf{u}_j 为第 j 个输出的向量形式; \mathbf{f}_i 为第 i 个输入的向量形式; \mathbf{H}_{ji} 为与 $h_{ji}(t)$ 相对应的冲激响应核函数矩阵。

假设多维力传感器系统输入和输出分别为 f 和 u :

$$\mathbf{f} = [f_1, f_2, \dots, f_p]^T \quad (3)$$

$$\mathbf{u} = [u_1, u_2, \dots, u_q]^T \quad (4)$$

动态特性矩阵用 \mathbf{H} 来表示:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{11} & \mathbf{H}_{12} & \dots & \mathbf{H}_{1p} \\ \mathbf{H}_{21} & \mathbf{H}_{22} & \dots & \mathbf{H}_{2p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{H}_{q1} & \mathbf{H}_{q2} & \dots & \mathbf{H}_{qp} \end{bmatrix} \quad (5)$$

MIMO 系统可表示为:

$$\mathbf{u} = \mathbf{H}\mathbf{f} \quad (6)$$

上述方程的求解通常是不适定的,对测量过程中的扰动十分敏感,求解过程中容易出现矩阵的病态问题。为避免求解的病态问题,可将传感器的动态力反演看作作用位置已知的载荷识别问题,对传感器输入量的反演即为模型的系数辨识。

可采用建立回归模型,将输入量 f 作为传感器系统的参数进行识别的方法来获得输入信号的近似解,通过优化使其可以表达真实信号的特征,具有更好的稳定性。

2 偏最小二乘算法

偏最小二乘(Partial Least Squares, PLS)是一种利用潜在变量对观测变量集之间的关系进行建模的广泛方法。它包括回归和分类任务以及降维技术和建模工具。所有偏最小二乘方法的基本假设是,观测数据是由一个系统或过程产生的,该系统或过程是由少量潜在(非直接观测或测量)变量驱动的。利用 PLS 将观测到的数据投影到其潜在结构中是建模的核心^[15]。将 PLS 用于求解式(6),当 \mathbf{u} 为一维变量时,PLS 可以视为一个正则化的最小二乘拟合^[15]。

PLS 与其他方法的不同之处在于 PLS 对 $\mathbf{X}\mathbf{Y}^T$ 进行特征值分解,适用于解决变量之间的共线性较高的情况。PLS 将原始数据投射到更紧凑的潜在变量空间中,能够分析单个变量的重要性,建立自变量与因变量之间的关系,删除影响较小的变量,使模型包含最少的变量数,以此来实现弱化噪声影响的目的。且计算和执行简单,具有较好的稳定性^[16]。

2.1 算法原理

分别从自变量集合 \mathbf{X} 和因变量集合 \mathbf{Y} 中提取成分 \mathbf{t}_1 和 \mathbf{u}_1 ,使得 \mathbf{t}_1 和 \mathbf{u}_1 尽可能多地表达它们各自的数据信息,并且 \mathbf{t}_1 与 \mathbf{u}_1 和 \mathbf{X} 与 \mathbf{Y} 的相关系数取到最大值,将 \mathbf{X} 与 \mathbf{Y} 提取成分后的残余信息作为新的集合来提取 \mathbf{t}_2 和 \mathbf{u}_2 。对上述过程进行迭代,直到满足精度要

求。经过主要成分信息的提取,将次要信息去除,可最大程度地减轻或消除噪声影响,提高传感器的测量精度。

2.2 算法实现步骤

本文将 PLS 方法用于多维力传感器的动态反演,建立一个单变量的偏最小二乘回归模型(记为 PLS1^[16]),下面是 PLS1 的建模方法。

2.2.1 第一、二成分选择

将数据进行处理(减去均值、除以标准差)获得新的 X 和 Y 。分别从 X 和 Y 中选择第一成分 t_1 和 u_1 。

$$t_1 = Xp_1 \quad (7)$$

$$u_1 = Yq_1 \quad (8)$$

式中: p_1 和 q_1 分别为 X 和 Y 的第一个轴,即包含信息最多的方向,且 $\|p_1\| = 1, \|q_1\| = 1$ 。

提取出的成分 t_1 和 u_1 要最大程度地包含 X 和 Y 中的变异信息,且 t_1 对 u_1 有最大的解释能力^[17],即要求 $\text{Cov}(t_1, u_1)$ 达到最大。

分别求取 $X^T Y Y^T X$ 和 $Y^T X X^T Y$ 最大特征值对应的特征向量即可得 p_1 和 q_1 ,从而可得成分 t_1 ,本文中 $q_1 = 1, u_1 = Y$ 。分别建立回归方程有:

$$\begin{cases} X = t_1 p_1^T + X_1 \\ Y = t_1 r_1^T + Y_1 \end{cases} \quad (9)$$

式中: $p_1 = \frac{X^T t_1}{\|t_1\|^2}, r_1 = \frac{Y^T t_1}{\|t_1\|^2}$ 均为回归系数, X_1, Y_1 分别为 X 和 Y 的残差矩阵。

分别以残差矩阵 X_1 和 Y_1 作为新的 X 和 Y ,用上面的方法求得第二成分 t_2 。求取新的特征矩阵对应的特征向量 p_2 ,则:

$$t_2 = X_1 p_2 \quad (10)$$

建立 X_1 和 Y_1 对 t_2 的回归方程,有:

$$\begin{cases} X_1 = t_2 p_2^T + X_2 \\ Y_1 = t_2 r_2^T + Y_2 \end{cases} \quad (11)$$

式中: $p_2 = \frac{X_1^T t_2}{\|t_2\|^2}, r_2 = \frac{Y_1^T t_2}{\|t_2\|^2}$ 。

2.2.2 原始数据系数计算

同以上方法,可对第 h 成分 t_h 进行提取。 h 可采用交叉验证估计均方误差的方法获得。由上述方法不断计算可得:

$$\begin{cases} X = t_1 p_1^T + t_2 p_2^T + \cdots + t_h p_h^T + E \\ Y = t_1 r_1^T + t_2 r_2^T + \cdots + t_h r_h^T + F \end{cases} \quad (12)$$

式中: E 和 F 是残差矩阵^[18]。

式(12)的矩阵形式如下:

$$\begin{cases} X = TP^T + E \\ Y = TR^T + F = XPR^T + F = XB + F \end{cases} \quad (13)$$

式(13)即为 Y 关于 X 的回归方程,其中系数 $B = PR^T$ 。在算法计算过程中收集 P 和 R 的值就可以得到原始矩阵的系数,从而实现输入量的反演。

2.3 交叉验证

在通过偏最小二乘法建立模型时,成分参数的选择尤为重要,若 h 值选择过小,则不足以较为完整的表达数据信息;若 h 值选择过大,则会代入噪声信息。本文采用十折交叉验证(10-fold cross validation)的方法选取参数,方法如下:

将数据分为十等份,取出其中一份作为测试数据,其余九份数据作为训练数据,每次选择不同份的数据作为测试数据,交叉验证重复十次,并将十次交叉验证过程中训练数据对测试数据的识别准确率作为结果。

这种方法的优点在于,保证每个子集都参与训练且都被测试,有效降低泛化误差。本文通过十折交叉验证估计均方根误差,选取均方根误差最小的参数作为选取的成分数。

通过估计均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)的方法选择最佳的成分数目 h 。均方根误差用以评价数据的拟合状况,它的值越小,表明预测模型与真实模型的拟合程度越高, RMSE 定义为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (14)$$

式中: y_i 是真实值; \hat{y}_i 是预测值; n 是样本总数。

衡量模型是否适合训练数据的指标 R^2 定义为:

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST} \quad (15)$$

式中: $SSE = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2; SST = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$ 。 R^2 越接近 1,表明模型对数据的拟合越好。

3 仿真实验

通过仿真分析对本文提出的方法进行有效性验证。多维力传感器的两两通道间存在干扰,以文献[9]中一个二输入二输出系统为例进行仿真分析,其传递函数模型为:

$$\begin{cases} G_{11}(s) = \frac{600s + 25 \times 10^6}{s^2 + 1000s + 25 \times 10^6} \\ G_{21}(s) = \frac{400s + 6 \times 10^6}{s^2 + 960s + 2304 \times 10^4} \\ G_{12}(s) = \frac{500s + 4 \times 10^6}{s^2 + 864s + 2304 \times 10^4} \\ G_{22}(s) = \frac{700s + 2401 \times 10^4}{s^2 + 1176s + 2401 \times 10^4} \end{cases} \quad (16)$$

3.1 矩形脉冲动态力输入信号

为了验证 PLS 算法的有效性,将两个矩形脉冲信号作为多维力传感器的动态力输入,如图 1 所示,矩形脉冲信号具有非常丰富的频率信息,能够十分有效地验证算法的优化效果,得到的输出信号如图 2 所示。为输出信号添加 SNR 为 10 dB 的高斯白噪声,如图 3 所示。

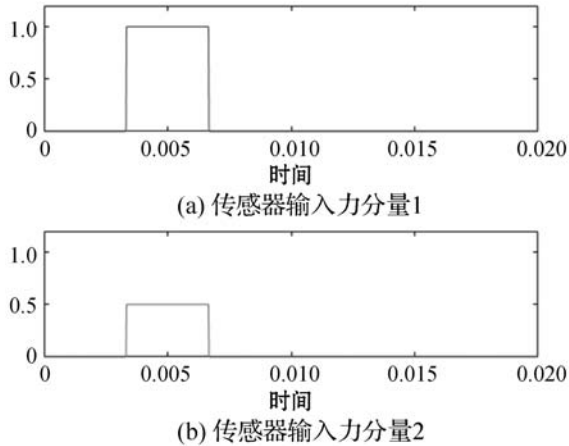


图 1 矩形脉冲动态力输入信号

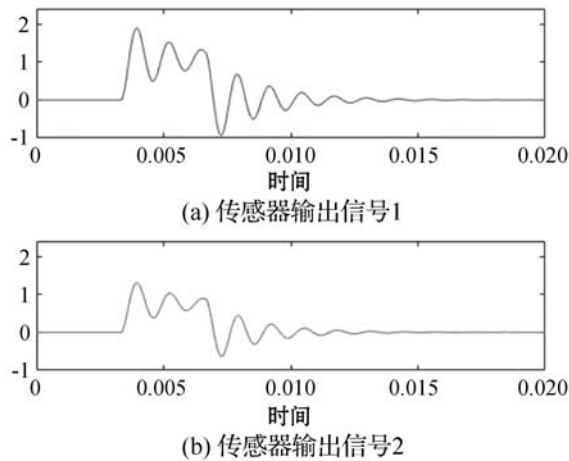


图 2 矩形脉冲信号的传感器输出信号

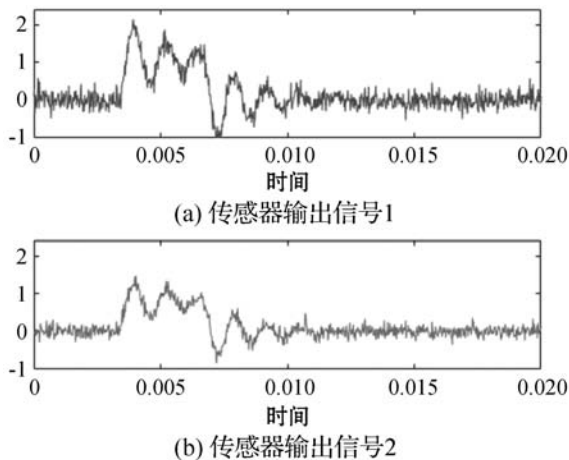


图 3 添加噪声后的输出信号

若不进行处理,直接通过输出信号反演输入信号,输入信号发生失真,得到的结果是无意义的,如图 4

所示。

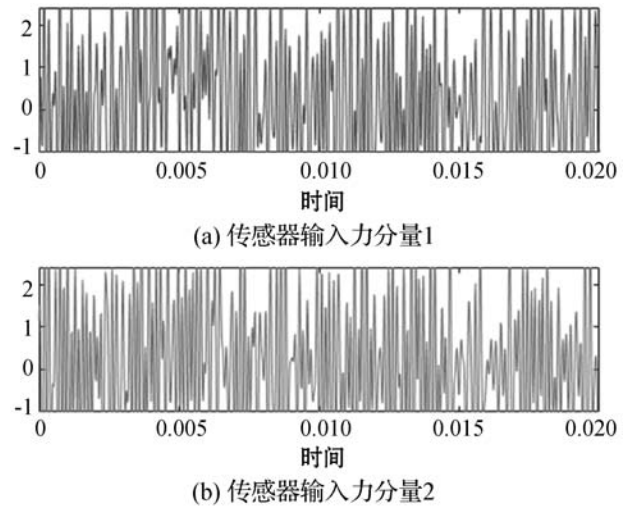


图 4 直接反演求解的输入信号

根据 2.2 节所述步骤,利用 PLS 算法来实现传感器动态力的重建,可通过交叉验证估计均方根误差的方法确定提取的成分数量 h ,如图 5 所示。可以看出,随着成分数的增加,均方差逐渐减小,从第四个成分数开始逐渐变缓,在 $h = 6$ 处均方差基本达到最小,满足参数要求,仿真结果如图 6 所示。

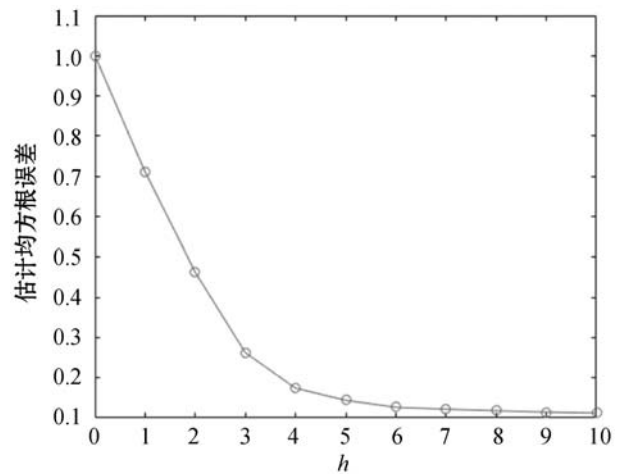


图 5 交叉验证选取成分数

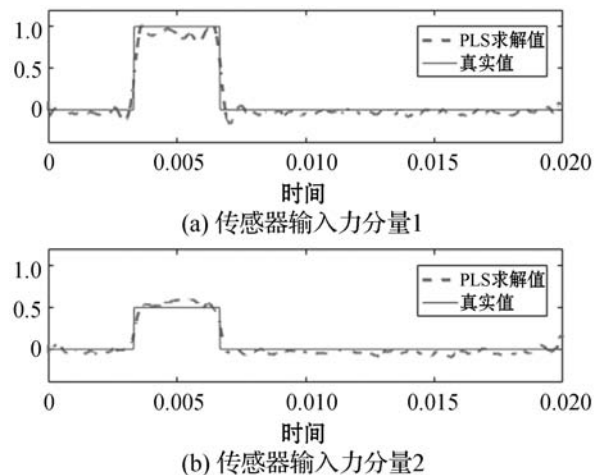


图 6 重建信号与真实信号对比

从 PLS 求解值与真实值的对比结果中可以看出,通过 PLS 算法得到的曲线与真实值趋势一致,围绕真实值上下轻微波动,这是由于矩形脉冲信号包含丰富的频率信息。相较于直接根据测量值反演被测量的结果,该方法具有明显的优势,求解值能够有效表达真实值。

3.2 双半正弦信号输入

将双半正弦信号作为传感器的输入信号,进一步验证 PLS 算法的有效性。如图 7 所示,分别以两个双半正弦信号作为输入信号。

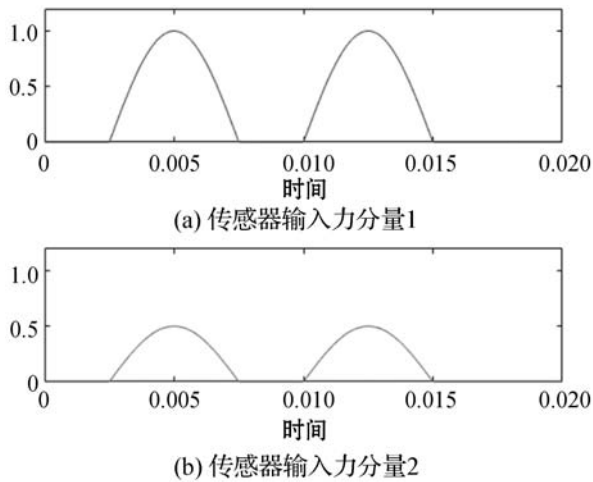


图 7 双半正弦输入信号

为输出信号添加信噪比为 10 dB 的高斯白噪声(图 8),由文中 2.3 节所述,利用十折交叉验证估计均方差,选取最小值以确保数据保留较高精度,如图 9 所示,从 h 为 3 时均方根误差变化较为平缓,当 $h=5$ 时均方根误差基本达到最小值,故选取参数为 5 既能表达大部分信息,又可避免噪声的影响。通过重建得到的输入信号与真实值对比结果如图 10 所示,可以看出,PLS 求解值能有效地表示真实值的特征。

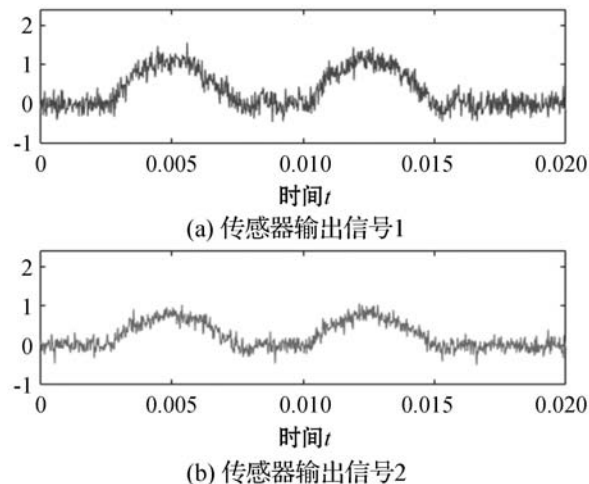


图 8 添加噪声后的输出信号

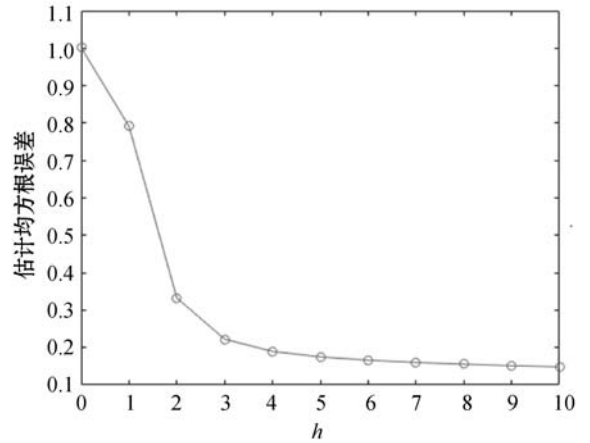


图 9 交叉验证选取成分数

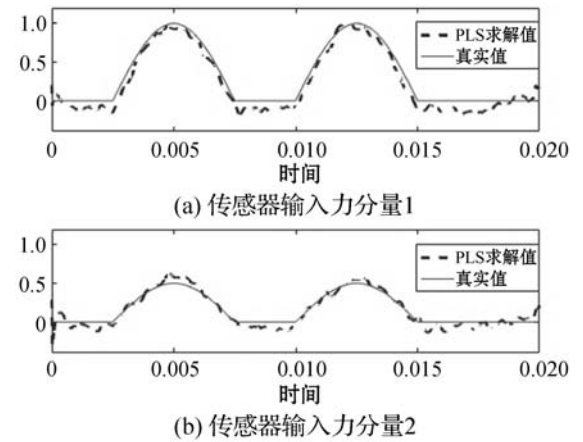


图 10 重建信号与真实信号对比

3.3 PLS 算法与 PCA 算法的比较

与 PLS 算法类似,主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)也是一种常用的降维去噪方法,因此 PCA 也可以用于多维力传感器的动态反演,这里把 PCA 算法与 PLS 算法得到的反演结果进行比较。

同样采用式(16)的传递函数模型进行仿真,分别利用 3.1 节的矩形脉冲信号和 3.2 节的双半正弦信号作为输入,为输出信号添加信噪比为 10 dB 的高斯白噪声后,通过 PCA 降噪实现传感器的动态反演,得到的 PCA 求解值与真实输入信号的对比如图 11 和图 12 所示。

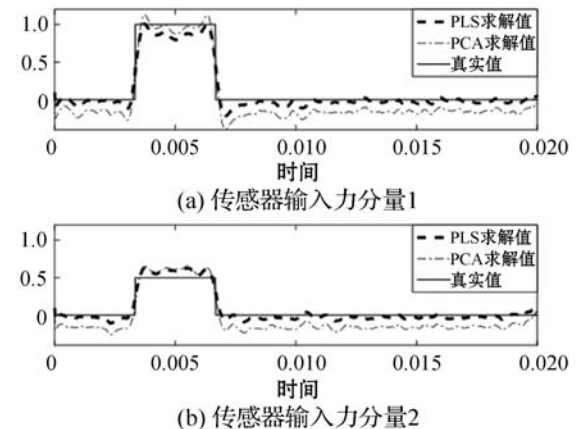


图 11 两种算法的矩形脉冲信号求解结果对比

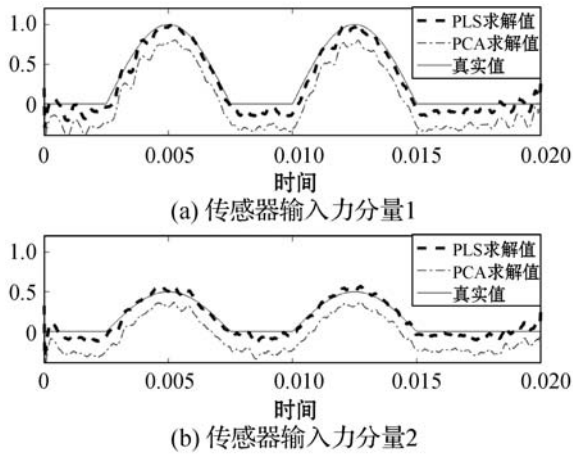


图 12 两种算法的双半正弦信号求解结果对比

可以看出,采用 PCA 实现多维力传感器的动态反演有一定的效果,但相较于 PLS 的求解效果反演精度不高,与真实值的偏离程度较大。原因是 PCA 降维过程中,因变量并没有参与主成分的构造,所以 PCA 无法保证同时指导预测自变量的方向和预测因变量。但 PLS 算法不仅能很好地概括自变量的信息,而且对因变量也有很强的解释能力。

4 结 语

本文针对多维力传感器在先验信息缺乏时的动态反演出现信号失真的问题,提出通过 PLS 算法提取有效成分来降低噪声对测量结果的影响。相较于传统求解过程中的矩阵病态问题,求解过程更加稳定。采用交叉验证估计均方差的方法选取参数,既保证了信息的完整性,又在最大程度上摒除噪声信息,保证求解精度。仿真结果表明,在受到信噪比为 10 dB 的高斯白噪声影响时,采用 PLS 方法依然能较准确地还原矩形脉冲和双半正弦脉冲,表明该方法的可行性和有效性。PLS 通过对数据的处理实现传感器的动态反演,相较于矩阵求解法更加稳健,抗干扰能力更强,甚至在与 PCA 方法的比较中也表现出更好的鲁棒性。

参 考 文 献

[1] 杨军,梁志国,燕虎,等. 欧洲动态计量技术发展[J]. 计测技术,2015,35(3):1-9,26.

[2] Bartoli C, Beug M F, Bruns T, et al. Traceable dynamic measurement of mechanical quantities: Objectives and first results of this European project[J]. International Journal of Metrology and Quality Engineering,2013,3(3):127-135.

[3] 周兴林,李俊,郭永兴,等. 基于光纤光栅的轮胎-路面三向力测量传感器设计[J]. 仪表技术与传感器,2018(10):9-13,26.

[4] Estevez P, Bank J M, Porta M, et al. 6 DOF force and

torque sensor for micromanipulation applications[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2012, 186: 86-93.

- [5] 钟晓玲,张晓霞. 面向机器人的多维力/力矩传感器综述[J]. 传感器与微系统,2015,34(5):1-4.
- [6] 陈玉龙,高峰,张建军,等. 新型并联解耦结构五维力传感器性能分析[J]. 仪器仪表学报,2004,25(5):669-671,693.
- [7] 王志军,王凯,刘宣佑. 六维力传感器解耦综述[J]. 机械工程与自动化,2018(2):220-221.
- [8] 张景柱,郭凯,徐诚. 六维力传感器静态解耦算法应用研究[J]. 传感器与微系统,2007,26(12):58-59,62.
- [9] 徐科军,殷铭. 腕力传感器动态补偿与解耦方法的研究[J]. 计量学报,1998,19(4):275-280.
- [10] 徐科军,李成. 多维力传感器迭代动态解耦方法[J]. 中国机械工程,1999,19(1):46-48.
- [11] 宋国民,张为公,翟羽健. 基于对角优势化补偿的传感器动态解耦研究[J]. 仪器仪表学报,2001(S2):165-167.
- [12] 夏秋,潘广香,卢淑群,等. 基于独立成分分析的多维力传感器静态解耦研究[J]. 蚌埠学院学报,2017,6(4):4-7.
- [13] Eichstädt S, Elster C, Esward T J, et al. Deconvolution filters for the analysis of dynamic measurement processes: a tutorial[J]. Metrologia, 2010, 47(5): 522-533.
- [14] Hessling P J. A novel method of evaluating dynamic measurement uncertainty utilizing digital filters[J]. Measurement Science and Technology, 2009, 20(5): 055106.
- [15] Rosipal R, Krämer N. Overview and recent advances in partial least squares[C]//Proceedings of the 2005 international conference on Subspace, Latent Structure and Feature Selection. Springer,2005.
- [16] Barker M, Rayens W. Partial least squares for discrimination[J]. Journal of Chemometrics,2003,17(3):166-173.
- [17] 尹力,刘强. 基于偏最小二乘回归(PLSR)方法的铣削力模型系数辨识研究[J]. 机械科学与技术,2005(3):21-24.
- [18] 吴琼,原忠虎,王晓宁. 基于偏最小二乘回归分析综述[J]. 沈阳大学学报,2007,19(2):33-35.

(上接第 12 页)

- [69] 孟祥武,梁弼,杜雨露,等. 基于位置的移动推荐系统效用评价研究[J]. 计算机学报,2019,42(12):2695-2721.
- [70] Bao J, Zheng Y, Mokbel M F. Location-based and preference-aware recommendation using sparse geo-social networking data[C]//Proceedings of the 20th International Conference on Advances in Geographic Information Systems. ACM, 2012.
- [71] Yin H, Zou L, Nguyen Q V H, et al. Joint event-partner recommendation in event-based social networks[C]//2018 IEEE 34th International Conference on Data Engineering(ICDE). IEEE Computer Society, 2018.