

激光与光电子学进展

基于改进最小二乘法的 MEMS 振镜模型参数辨识

王紫蕊^{1,2,3}, 冯志辉^{1,2,3*}, 雷铭^{1,2,3}, 武泽^{1,2,3}¹中国科学院光电技术研究所, 四川 成都 610209;²中国科学院大学, 北京 100049;³中国科学院空间光电精密测量技术重点实验室, 四川 成都 610209

摘要 针对应用于激光雷达的电磁驱动微机电系统(MEMS)振镜数学模型建立的问题,采用机理分析法和输入输出法相结合的建模方法,建立了电磁驱动MEMS振镜的离散化模型,提出了一种带可变遗忘因子的递推最小二乘辨识电磁驱动MEMS振镜模型参数的方法。通过将遗忘因子动态化,解决了“数据饱和”的问题,更多的输入输出数据在参数辨识中发挥作用,提高了参数辨识的精度。对该方法进行仿真和实验验证,结果表明,带可变遗忘因子的递推最小二乘法辨识得到的模型相比于传统递推最小二乘法辨识得到的模型误差降低了9.2%。

关键词 光学微机电装置; 激光雷达; 可变遗忘因子; 参数辨识; 电磁驱动

中图分类号 TN209; TP13

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP223403

Parameter Identification of the MEMS Micromirror Model Based on Improved Least Squares Method

Wang Zirui^{1,2,3}, Feng Zhihui^{1,2,3*}, Lei Ming^{1,2,3}, Wu Ze^{1,2,3}¹Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, Sichuan, China;²University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;³Key Laboratory of Science and Technology on Space Optoelectronic Precision Measurement, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, Sichuan, China

Abstract Aiming at the problem of establishing the mathematical model of the electromagnetic-driven micro-electro-mechanical system (MEMS) micromirror applied to the laser radar, the discrete model of the electromagnetic-driven MEMS micromirror is established by combining the mechanism analysis method with the input-output method. A recursive least squares method with variable forgetting factor is proposed to identify the model parameters of electromagnetic-driven MEMS micromirror. By making the forgetting factor dynamic, the problem of “data saturation” is solved, so that as much input and output data as possible can play a role in parameter identification, and the accuracy of parameter identification is improved. Through the simulation and experimental verification of this method, the results show that the error of the model obtained by recursive least squares identification with variable forgetting factor is reduced by 9.2% compared with traditional recursive least squares identification.

Key words optical microelectromechanical devices; lidar; variable forgetting factor; parameter identification; electromagnetic-driven

1 引言

激光雷达系统是一种基于激光特有的高定向性,利用激光束回波信号来探测目标位置等特定信息的雷达系统,在国防军事^[1]、航天工程^[2]、汽车无人驾驶^[3]等领域有着广泛的应用。随着微机电系统(MEMS)技术的不断发展,基于MEMS的激光雷达呈现出小型化、固

态化和低成本的发展趋势,成为近年来研究的热点。

根据驱动原理, MEMS振镜可分为静电驱动、压电驱动、电热驱动和电磁驱动等四种不同的类型^[4]。为满足激光雷达大扫描角度、远探测距离、高分辨率的工作需求,对比上述四种不同驱动方式的特点,电磁驱动MEMS振镜具有反射镜面大、驱动电压低、偏转角度大、线性度好、响应速度快等优点,更适合应用于激光雷

收稿日期: 2023-01-05; 修回日期: 2023-02-10; 录用日期: 2023-03-07; 网络首发日期: 2023-03-10

通信作者: *fengzh@ioe.ac.cn

达。然而电磁驱动 MEMS 振镜在工作过程中会出现双轴耦合效应带来的扫描失真,工作不平稳,以及外振动干扰等问题,影响激光雷达的扫描精度。基于模型的闭环控制是解决这些问题的主要办法,考虑到激光雷达在长期工作过程中,受工作环境或者外界振动等因素的影响, MEMS 振镜的动态性能可能会发生变化,因此需要一个合适的在线建模方法来建立精确的振镜模型。

近年来,国内外已有许多学者对电磁驱动 MEMS 振镜的模型做了各种研究,如: Isikman 等^[5]根据振镜驱动的原理,从磁膜驱动器的动态偏转理论出发,提出了一种由软磁薄膜驱动的 MEMS 微反射镜的动态模型; Qin 等^[6]对硬磁性材料驱动的 MEMS 微镜,从通电线圈部分、硬磁膜磁致动器部分和扭转机械部分进行分析,得到硬磁微镜的数学模型。这类建模方法为机理分析法,即基于一定的物理定律,通过对振镜内部的结构关系及振镜镜面和线圈的具体设计参数进行分析计算,得到振镜模型。该方法虽然有利于分析各参数对振镜性能的影响,但并不适用于内部结构参数未知的 MEMS 振镜。除了机理分析法,还可通过输入输出法建模,即利用振镜系统的输入输出数据来进行建模,如: 李冠霖^[7]从频域的角度,通过分析振镜系统的 Bode 图,得到振镜模型。这类方法虽然不用事先知道振镜的内部结构参数,但不能用于振镜模型的在线辨识。还有一些学者将机理分析法和输入输出法相结合,即先对振镜进行机理分析,得到振镜系统的模型结构,再借助大量的输入输出数据辨识得到模型结构的具体参数,如: 吴少彦^[8]采用递推最小二乘法对分析得到的振镜模型进行参数辨识,但该文并未考虑传统递推最小二乘法在辨识过程中出现的“数据饱和”现象; Cao 等^[9]在分析得到的非线性动态模型结构基础上,采用不同加权因子的在线建模方案进行参数辨识; 张瞰等^[10]在线性模型结构的基础上,提出递推阻尼最小二乘-差分进化算法进行系统辨识,该方法虽然提高了参数辨识精度,但需要选择合适的群体大小、变异因子和交叉因子,并且计算复杂。

通过分析以上电磁驱动 MEMS 振镜模型建立方法的优点和不足,综合考虑实际所用振镜的工作特性、振镜模型在线辨识的需求以及参数辨识算法的复杂程度,本文在机理分析法和输入输出法相结合的基础上,采用带可变遗忘因子的递推最小二乘法,来辨识电磁驱动 MEMS 振镜模型参数。带可变遗忘因子的递推最小二乘法已在锂电池参数辨识^[11]和电机参数辨识^[12]等领域有了一定的应用研究,但是在 MEMS 振镜上的

应用研究较少。根据 MEMS 振镜的特点,提出了一种带可变遗忘因子的递推最小二乘法,通过引入动态变化的遗忘因子,一方面避免了传统递推最小二乘法在辨识过程中的“数据饱和”现象,保证更多的输入输出数据对参数估计结果起到一定的修正作用,另一方面在提高参数辨识精度的同时,解决了固定遗忘因子选择不当带来的参数辨识结果波动较大的问题。最后,通过仿真和实验证明了该方法的有效性。

2 电磁驱动 MEMS 振镜模型

本文研究的 MEMS 振镜为二维振镜,分为快轴和慢轴,考虑到振镜在激光雷达中实际应用时,快轴只能在谐振态下工作,工作频率比较高,因此一般只对慢轴进行分析^[13],故后续研究和介绍也主要针对振镜的慢轴。电磁驱动 MEMS 振镜主要由镜面、扭臂梁、永磁铁、振镜框架和驱动线圈组成。当驱动线圈上没有驱动信号时,振镜在镜面重力和扭臂梁弹力的作用下处于平衡状态;当在驱动线圈上施加驱动信号时,振镜开始工作,通电线圈在磁场中受到安培力的作用带动镜面产生位移形成偏转。流经线圈的电流越大,振镜所受到的安培力越大,振镜的转矩就越大,此时振镜镜面将受到安培力、自身重力、空气摩擦力以及扭臂梁弹力的作用,实现动态平衡,该状态下的力矩方程^[14]为

$$T_i(t) = J_m \ddot{y}(t) + \mu \dot{y}(t) + k_0 y(t), \quad (1)$$

式中: T_i 为 MEMS 振镜施加驱动信号时产生的驱动力矩; J_m 为振镜的有效转动惯量; μ 为摩擦阻尼系数; k_0 为振镜扭臂梁的弹簧系数; \ddot{y} 为振镜工作时的角加速度; \dot{y} 为振镜工作时的角速度; y 为振镜工作时的偏转角度。分析得知,振镜系统模型为二阶线性系统,对振镜模型进行离散化,得到对应的差分方程为

$$y(k) + \theta_1 * y(k-1) + \theta_2 * y(k-2) = \theta_3 * u(k-1) + \theta_4 * u(k-2), \quad (2)$$

式中: $u(k)$ 为振镜的第 k 次输入信号; $y(k)$ 为振镜的第 k 次输出信号; $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4$ 为待辨识的振镜结构参数。通过采用带遗忘因子的递推最小二乘法,对待辨识矩阵 $\theta = [\theta_1 \ \theta_2 \ \theta_3 \ \theta_4]$ 进行辨识,即可求出振镜模型。

3 带可变遗忘因子的递推最小二乘法

递推最小二乘法,常作为机电系统参数的辨识方法^[15],其原理是利用新的观测数据对上一次辨识得到的结果进行修正,从而递推出新的辨识结果,迭代公式^[16]如下

$$\begin{cases} \hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k) + \mathbf{K}(k+1) [y(k+1) - \boldsymbol{\phi}^T(k+1) \hat{\theta}(k)] \\ \mathbf{K}(k+1) = \frac{\mathbf{P}(k) \boldsymbol{\phi}(k+1)}{1 + \boldsymbol{\phi}^T(k+1) \mathbf{P}(k) \boldsymbol{\phi}(k+1)} \\ \mathbf{P}(k+1) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k+1) \boldsymbol{\phi}^T(k+1) \mathbf{P}(k)] \end{cases}, \quad (3)$$

式中： $\hat{\boldsymbol{\theta}}(k)$ 和 $\hat{\boldsymbol{\theta}}(k+1)$ 分别为第 k 次和第 $k+1$ 次的辨识结果； $\mathbf{K}(k+1)$ 为校正增益矩阵； $y(k+1)$ 为被测系统第 $k+1$ 次的输出观测值，即振镜的第 $k+1$ 次输出信号； $\boldsymbol{\phi}(k+1)$ 为系统第 $k+1$ 次输入输出信号的观测向量，即振镜第 $k+1$ 次的输入、输出信号值； \mathbf{I} 为单位矩阵； $\mathbf{P}(k+1)$ 、 $\mathbf{P}(k)$ 分别为第 $k+1$ 、 k 次误差的协方差矩阵^[17]。理论上，随着新数据的引入，不断地对辨识结果进行修正，参数估计的精度也在不断提高，但在实际应用中，传统的递推最小二乘法在辨识过程中会产生“数据饱和”现象，降低参数估计的精度。分析式(3)中的协方差 $\mathbf{P}(k+1)$ 等式^[18]可得

$$\mathbf{P}(k) - \mathbf{P}(k+1) = \frac{\mathbf{P}(k)\boldsymbol{\phi}(k+1)\boldsymbol{\phi}^T(k+1)\mathbf{P}(k)}{1 + \boldsymbol{\phi}^T(k+1)\mathbf{P}(k)\boldsymbol{\phi}(k+1)} \geq 0。 \quad (4)$$

式(4)表明随着迭代次数的增加， $\mathbf{P}(k)$ 将越来越小，这也将导致式(3)中校正增益矩阵 $\mathbf{K}(k)$ 越来越小，逐渐趋于0，即新采集的数据对参数估计矩阵 $\boldsymbol{\theta}$ 的修正能力下降。在对振镜模型参数进行辨识时，为了能持续激励振镜的所有模态，辨识信号采用频率和振幅随着时间衰减的正弦信号。如果采用传统的递推最小二乘法进行参数辨识，随着计算次数的增加，校正增益矩阵 $\mathbf{K}(k)$ 不断减小，逐渐趋于0，频率较低的观测数据对参数的修正作用将大大减弱甚至为零，则估计得到的参数准确性降低。因此在传统递推最小二乘法的基础上加入遗忘因子，带遗忘因子的递推最小二乘法的代价函数为

$$J = \sum_{k=1}^N \lambda^{N-k} \left[y(k+1) - \boldsymbol{\phi}^T(k+1)\hat{\boldsymbol{\theta}}(k) \right]^T \left[y(k+1) - \boldsymbol{\phi}^T(k+1)\hat{\boldsymbol{\theta}}(k) \right], \quad (5)$$

式中： N 为迭代总次数； λ 为遗忘因子。式(5)与传统递推最小二乘法的代价函数的不同之处在于增加了一个时变的遗忘系数 λ^{N-k} ，在迭代过程中最新时刻数据的系数为1，随着新数据加入， N 逐渐增大，原来第 k 个旧数据的遗忘系数不断减小，该数据发挥的作用也逐渐减弱，新数据发挥的作用增强，由此解决了传统递推最小二乘法中的“数据饱和”问题。在实践中发现，如果引入的遗忘因子是一个固定不变的值，那么选择一个合适的固定遗忘因子又会成为一个新的问题，如果遗忘因子选择不当，辨识结果会出现异常抖动，则得到的辨识结果参考意义不大。为了解决此问题，选择将遗忘因子随估计误差动态变化，所设计的 $\lambda(k)$ 表达式为

$$\lambda(k) = (1 - \alpha) + \frac{\alpha}{\beta \exp[\epsilon(k)]}, \quad (6)$$

$$\epsilon(k) = \left| y(k) - \boldsymbol{\phi}^T(k)\hat{\boldsymbol{\theta}}(k+1) \right|, \quad (7)$$

式中： α 、 β 为可调参数； $\epsilon(k)$ 为当前 k 时刻系统实际输出值和理论计算结果的差值。当 $\epsilon(k)$ 较大时，遗忘因子 λ 变得比较小，新数据对前一次辨识结果的修正作用增强；当 $\epsilon(k)$ 较小时，遗忘因子 λ 趋近于1。

带可变遗忘因子的递推最小二乘算法的迭代公式^[19]如下

$$\begin{cases} \hat{\boldsymbol{\theta}}(k+1) = \hat{\boldsymbol{\theta}}(k) + \mathbf{K}(k+1) \left[y(k+1) - \boldsymbol{\phi}^T(k+1)\hat{\boldsymbol{\theta}}(k) \right] \\ \mathbf{K}(k+1) = \frac{\mathbf{P}(k)\boldsymbol{\phi}(k+1)}{\lambda(k) + \boldsymbol{\phi}^T(k+1)\mathbf{P}(k)\boldsymbol{\phi}(k+1)} \\ \mathbf{P}(k+1) = \frac{1}{\lambda(k)} \left[\mathbf{I} - \mathbf{K}(k+1)\boldsymbol{\phi}^T(k+1)\mathbf{P}(k) \right] \end{cases}。 \quad (8)$$

4 仿真分析

为了验证该算法的有效性，对与电磁驱动 MEMS 振镜模型结构一致的数学模型进行仿真，利用仿真得到的输入输出数据进行参数辨识，数学模型为

$$z(k) = -1.5358 \cdot z(k-1) - 0.7812 \cdot z(k-2) + u(k-1) + 0.5562 \cdot u(k-2) + 0.001 \cdot v(k), \quad (9)$$

式中： $v(k)$ 为高斯白噪声。考虑到辨识信号为振幅和频率都随时间衰减的正弦信号，加入的噪声信号太大会直接淹没低频段的有效数据，所以对噪声信号乘以系数进行缩小。

辨识所用的输入信号是振幅和频率都随时间衰减的正弦信号，信号从 800 Hz 开始衰减，采样频率为 10 kHz。根据多次仿真结果选取参数 α 和 β 分别为

0.96 和 1。

利用参数辨识精度对传统的递推最小二乘算法和所提算法进行比较，辨识结果如表1所示，表中 a_1 、 a_2 、 b_1 、 b_2 分别依次表示式(9)的系数。通过比较发现：在相同的条件下，使用传统递推最小二乘算法对式(9)的未知参数进行辨识时，各参数的平均辨识误差为 0.013875；使用所提算法对该系统未知参数进行辨识时，各参数的平均辨识误差为 0.0019。相比于传统递

表 1 参数辨识仿真结果

Table 1 Simulation results of parameter identification				
Parameter	a_1	a_2	b_1	b_2
Actual value	1.5358	0.7812	1.0000	0.5562
Improved algorithm	1.5337	0.7820	0.9998	0.5558
Traditional algorithm	1.5173	0.7619	0.9988	0.5397

推最小二乘算法,所提算法的参数辨识精度更高。

5 电磁驱动 MEMS 振镜辨识

在仿真验证了算法的有效性后,利用该算法对实际振镜模型参数进行辨识。实验所用电磁驱动 MEMS 振镜如图 1 所示,振镜上集成有压阻传感器,可以将振镜偏转的角度值以电压的形式进行反馈,振镜参数如表 2 所示,图 2 和图 3 为实验方案和实验原理图。对开环状态下的振镜系统输入振幅和频率都随时间衰减的正弦信号,将 MEMS 振镜自带的压阻传感器输出的电压信号作为输出信号,通过对振镜的输入、输出信号分别采样(采样频率为 10 kHz),得到振镜的输入输出信号如图 4 所示,图 4(a)表示输入信号,图 4(b)表示输出信号。

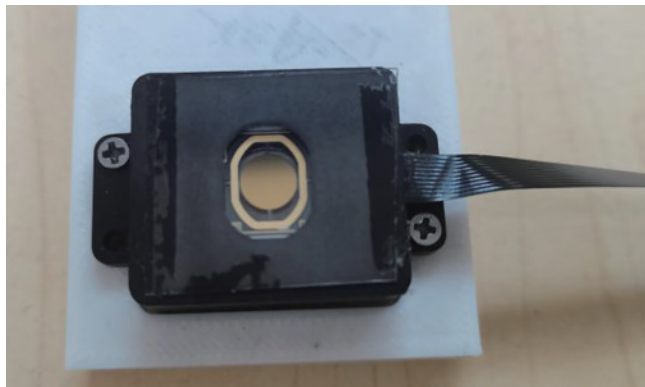


图 1 MEMS 振镜实物图

Fig. 1 Physical picture of the MEMS micromirror

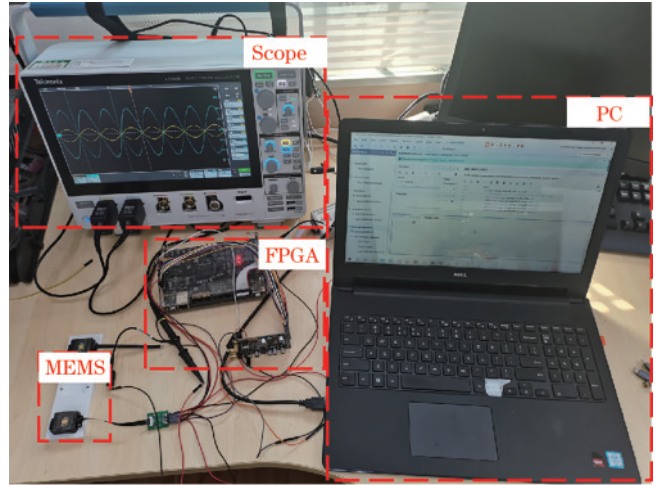
表 2 所用 MEMS 振镜参数

Table 2 Parameters of the MEMS micromirror

Parameter	Value
Effective mirror size /mm	6
Optical scanning angle /[(°)×(°)]	30×20
Working frequency	Fast axis 1.2 kHz, slow axis 0-800 Hz
Working voltage /V	±3

图 5 为传统递推最小二乘算法在辨识过程中校正增益矩阵 K 的大小,可以看到当辨识次数在 10000 次左右时, K 的值接近于 0, 10000 次以后的数据在辨识过程中发挥的作用大大减弱。图 6 为所提算法在辨识过程中校正增益矩阵 K 的大小,所提算法的整个辨识过程中,校正增益矩阵都发挥着一定的作用。 b_1 、 b_2 参数所对应的校正增益矩阵后面出现发散现象,是低频信号中噪声信号比较多导致的。

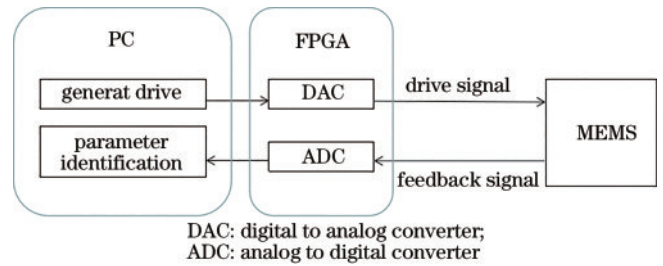
传统算法和所提算法参数辨识的收敛过程如图 7 和图 8 所示,虽然传统算法辨识的收敛过程波动比较小,但绝大多数数据因为“数据饱和”没有起到修正作用。所提算法辨识得到的振镜模型为



FPGA: field programmable gate array

图 2 实验方案

Fig. 2 Experimental plan



DAC: digital to analog converter; ADC: analog to digital converter

图 3 实验原理图

Fig. 3 Experimental schematic

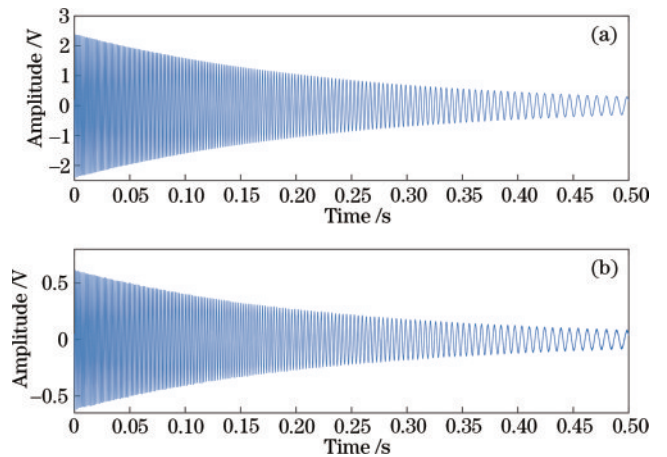


图 4 开环状态下振镜的输入、输出信号。(a)输入信号; (b)输出信号

Fig. 4 Input and output signal of the micromirror in the open-loop state. (a) Input signal; (b) output signal

$$G(z) = \frac{0.2972z - 0.1109}{z^2 - 0.427z + 0.1414} \quad (10)$$

为验证所提算法辨识得到的振镜模型的准确性,同时考虑到 MEMS 振镜在实际使用过程中通常工作在频率较低的频段,因此采集了振镜在 30、60、90、130 Hz 正弦信号下的输入输出数据,分别采用传统递推最小二乘算法和所提辨识算法两种方法辨识得到振镜模

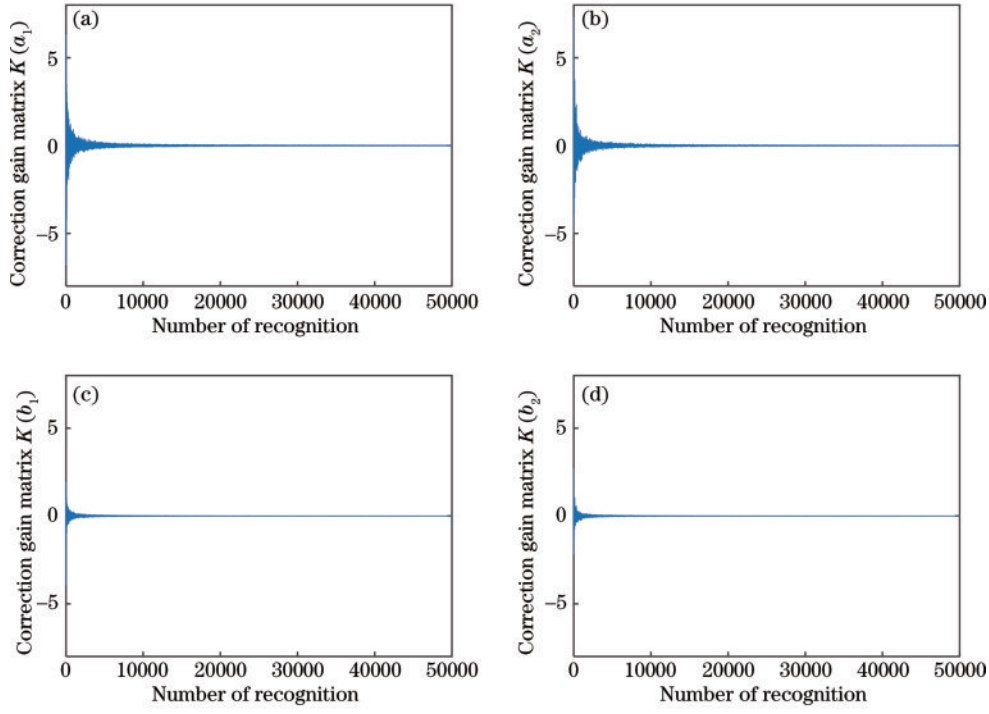


图 5 传统递推最小二乘法辨识过程中校正增益矩阵 \mathbf{K} 的大小。(a) $\mathbf{K}(a_1)$; (b) $\mathbf{K}(a_2)$; (c) $\mathbf{K}(b_1)$; (d) $\mathbf{K}(b_2)$
 Fig. 5 Size of the correction gain matrix \mathbf{K} in the identification process of the traditional recursive least squares algorithm.
 (a) $\mathbf{K}(a_1)$; (b) $\mathbf{K}(a_2)$; (c) $\mathbf{K}(b_1)$; (d) $\mathbf{K}(b_2)$

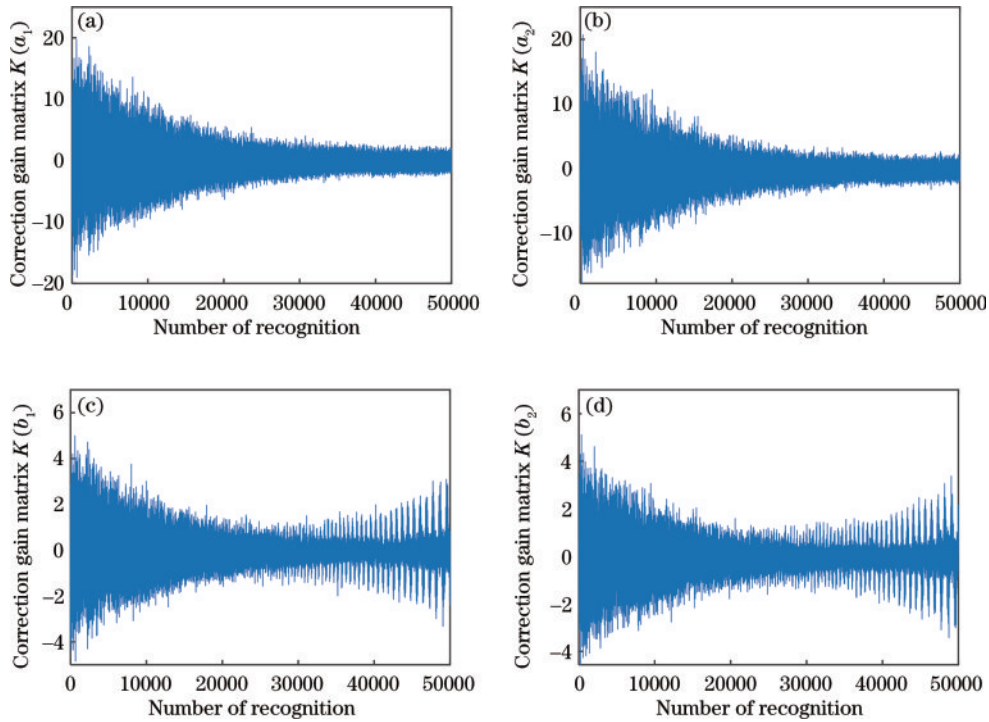


图 6 所提算法辨识过程中校正增益矩阵 \mathbf{K} 的大小。(a) $\mathbf{K}(a_1)$; (b) $\mathbf{K}(a_2)$; (c) $\mathbf{K}(b_1)$; (d) $\mathbf{K}(b_2)$
 Fig. 6 Size of the correction gain matrix \mathbf{K} in the identification process of the proposed algorithm.
 (a) $\mathbf{K}(a_1)$; (b) $\mathbf{K}(a_2)$; (c) $\mathbf{K}(b_1)$; (d) $\mathbf{K}(b_2)$

型,对得到的模型输入上述采集到的不同频率的输入信号,将模型的输出信号与振镜实际输出信号进行比较,用均方根误差(RMSE)作为评价指标。模型误差

结果如表 3 所示,与传统递推最小二乘法相比,所提改进算法的均方根误差平均降低了 9.2%。因此,所提出的改进算法能够达到更高的振镜模型参数精度。

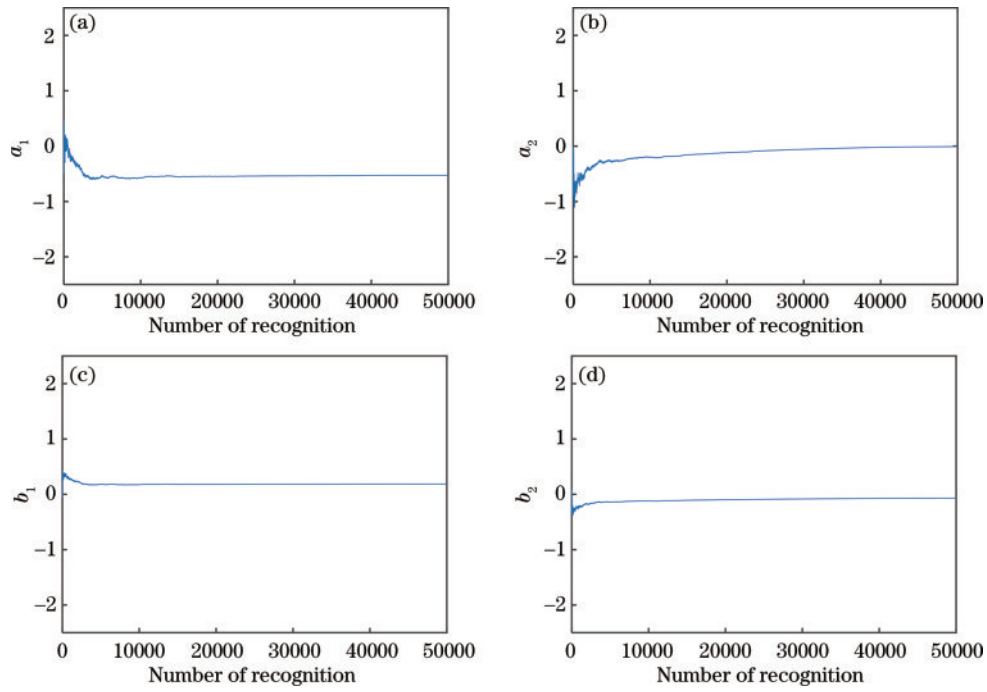


图 7 传统递推最小二乘算法参数辨识的收敛过程。(a) a_1 ; (b) a_2 ; (c) b_1 ; (d) b_2

Fig. 7 Convergence procedure of the estimated parameter identification of the traditional recursive least squares algorithm.

(a) a_1 ; (b) a_2 ; (c) b_1 ; (d) b_2

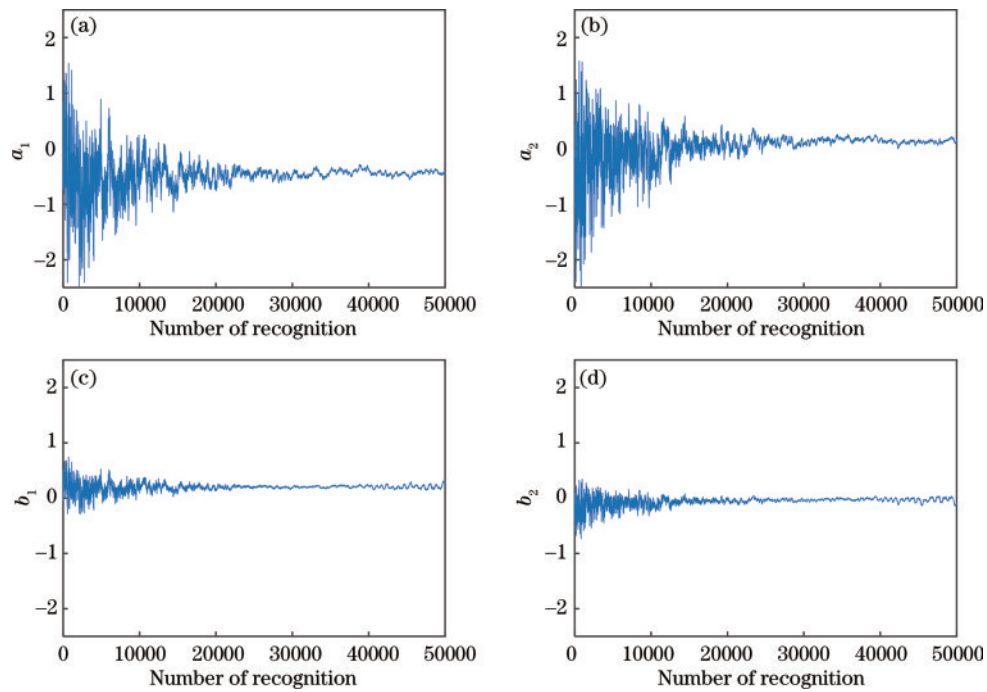


图 8 所提算法参数辨识的收敛过程。(a) a_1 ; (b) a_2 ; (c) b_1 ; (d) b_2

Fig. 8 Convergence procedure of the estimated parameter identification of the proposed algorithm. (a) a_1 ; (b) a_2 ; (c) b_1 ; (d) b_2

表 3 改进的算法与传统递推最小二乘算法之间的模型验证误差的比较

Table 3 Comparison of model validation errors between the improved algorithm and the traditional recursive least squares algorithm

Algorithm	RMSE			
	30 Hz	60 Hz	90 Hz	130 Hz
Improved algorithm	0.01122	0.01125	0.01131	0.01189
Traditional algorithm	0.01228	0.01250	0.01260	0.01291

6 结 论

本文围绕电磁驱动 MEMS 振镜模型展开研究。首先介绍了机理分析法下得到的振镜模型结构;其次在递推最小二乘算法的基础上进行改进,利用振镜实际输出值和理论计算结果的差值设计动态遗忘因子,提出了一种带可遗忘因子的递推最小二乘法辨识算法,实现了对电磁驱动 MEMS 振镜模型的参数辨识;最后通过仿真和实验证明了所提出的改进算法能有效解决传统递推最小二乘法出现的“数据饱和”问题,并且具有更高的参数辨识精度,相较于传统递推最小二乘法辨识得到的模型误差降低了 9.2%。

参 考 文 献

- [1] 龚威, 史硕, 陈博文, 等. 机载高光谱激光雷达成像技术发展与应用[J]. 光学学报, 2022, 42(12): 1200002.
Gong W, Shi S, Chen B W, et al. Development and application of airborne hyperspectral LiDAR imaging technology[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(12): 1200002.
- [2] 师恒, 高昕, 李希宇, 等. 火箭起飞段的激光主动融合轨迹测量技术[J]. 光子学报, 2022, 51(12): 1212001.
Shi H, Gao X, Li X Y, et al. Laser active fusion trajectory measurement technology in rocket take-off phase[J]. Acta Photonica Sinica, 2022, 51(12): 1212001.
- [3] 付秀华, 陈星聿, 檀承启, 等. 用于车载激光雷达导电滤光膜的研究[J]. 中国激光, 2022, 49(17): 1703101.
Fu X H, Chen X Y, Tan C Q, et al. Research on conductive filter film for vehicle-mounted lidar[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(17): 1703101.
- [4] 程进, 周顺, 徐乃涛, 等. 低成本二维激光扫描投影技术[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(1): 0123001.
Cheng J, Zhou S, Xu N T, et al. Low-cost two-dimensional laser scanning projection technology[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(1): 0123001.
- [5] Isikman S O, Urey H. Dynamic modeling of soft magnetic film actuated scanners[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2009, 45(7): 2912-2919.
- [6] Qin Y, Sun W J, Zuo P, et al. Modeling and closed loop control of a polymer composite-based hard-magnetic micromirror for optical switching applications[J]. Nonlinear Dynamics, 2018, 92(1): 59-74.
- [7] 李冠霖. 电磁驱动微镜的 H_∞ 控制及其应用[D]. 广州: 华南理工大学, 2016.
Li G L. H_∞ control and application of electromagnetically actuated micromirror[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2016.
- [8] 吴少彦. MEMS 微镜测控平台搭建及非线性补偿[D]. 上海: 上海师范大学, 2017.
Wu S Y. Construction of MEMS micro mirror measurement and control platform and nonlinear compensation[D]. Shanghai: Shanghai Normal University, 2017.
- [9] Cao Q M, Tan Y H, Dong R L, et al. A modeling method of electromagnetic micromirror in random noisy environment[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2020, 50(7): 2578-2587.
- [10] 张墩, 孟立新, 张立中, 等. 大尺寸电磁振镜的 RDLS-DE 算法辨识[J]. 激光杂志, 2022, 43(2): 7-14.
Zhang T, Meng L X, Zhang L Z, et al. Identification of large-size electromagnetic galvanometer based on RDLS-DE algorithm[J]. Laser Journal, 2022, 43(2): 7-14.
- [11] 谢文超, 赵延明, 方紫微, 等. 带可遗忘因子递推最小二乘法的超级电容模组等效模型参数辨识方法[J]. 电工技术学报, 2021, 36(5): 996-1005.
Xie W C, Zhao Y M, Fang Z W, et al. Variable forgetting factor recursive least squares based parameter identification method for the equivalent circuit model of the supercapacitor cell module[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(5): 996-1005.
- [12] 方桂花, 王鹤川, 高旭. 基于动态遗忘因子递推最小二乘法的永磁同步电机参数辨识算法[J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(1): 280-283.
Fang G H, Wang H C, Gao X. Parameter identification algorithm of permanent magnet synchronous motor based on dynamic forgetting factor recursive least square method [J]. Computer Applications and Software, 2021, 38(1): 280-283.
- [13] Hua Y, Wang S Y, Li B C, et al. Dynamic modeling and anti-disturbing control of an electromagnetic MEMS torsional micromirror considering external vibrations in vehicular LiDAR[J]. Micromachines, 2021, 12(1): 69.
- [14] 黄明成. 基于激光雷达的二维 MEMS 微镜驱动研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2018.
Huang M C. Research on driving two-dimensional MEMS micromirror based on lidar[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2018.
- [15] 朱炜, 芮筱亭. 压电执行器的 Bouc-Wen 模型在线参数辨识[J]. 光学精密工程, 2015, 23(1): 110-116.
Zhu W, Rui X T. Online parameter identification of Bouc-Wen model for piezoelectric actuators[J]. Optics and Precision Engineering, 2015, 23(1): 110-116.
- [16] 曾明如. 递推最小二乘法中数据饱和现象的一种消除方法[J]. 南昌大学学报(工科版), 1990, 12(2): 62-70.
Zeng M R. One method of eliminating the “data saturation” phenomenon in the recursive least squares method[J]. Journal of Nanchang University (Engineering & Technology), 1990, 12(2): 62-70.
- [17] 刘金琨, 沈晓蓉, 赵龙. 系统辨识理论与 MATLAB 仿真[M]. 北京: 电子工业出版社, 2013.
Liu J K, Shen X R, Zhao L. System identification theory and MATLAB simulation[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2013.
- [18] 谢明睿. 永磁同步电机磁链辨识及弱磁控制研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2021.
Xie M R. Research on flux identification and flux-weakening control of permanent magnet synchronous motor[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2021.
- [19] 金爱娟, 尹晨滨, 李少龙. 基于参数识别的同步电机滑模控制系统设计[J]. 农业装备与车辆工程, 2022, 60(4): 90-94.
Jin A J, Yin C B, Li S L. Design of synchronous motor sliding mode control system based on parameter identification[J]. Agricultural Equipment & Vehicle Engineering, 2022, 60(4): 90-94.