

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210754

基于 RP-EKF 的无人机动力系统参数辨识*

沈跃,王德伟,孙志伟,沈亚运,刘慧

(江苏大学电气信息工程学院 镇江 212013)

摘要:针对无人机动力系统电池电压波动导致系统噪声大、辨识结果精度低的问题,本研究提出了一种基于反向预测-增广卡尔曼滤波(RP-EKF)的无人机动力系统参数辨识方法。首先构建增广参数矩阵,将压降噪声模型考虑入辨识环节,其次提出反向预测卡尔曼滤波算法,设定新息平方比阈值,计算原始预测新息平方与反向预测新息平方的比值,通过对比预测新息比与阈值完成过程噪声调整并实现估计模型修正。实验结果表明,本文提出的基于 RP-EKF 的参数辨识方法,平均误差为 39.22 rpm,均方根误差为 55.85 rpm,平均相对偏差为 0.85%,相比于最小二乘算法与卡尔曼滤波算法,本文方法辨识结果平均误差分别提高 41.51% 和 22.26%,均方根误差提高 49.63% 和 13.0%,平均相对偏差提高 41.7% 和 22.7%。本文提出的算法拥有更高的辨识精度。

关键词:系统辨识;动力系统参数辨识试验平台;RP-EKF

中图分类号: TH701 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 国家标准学科分类代码:510.80

Parameter identification of UAV power system based on RP-EKF

Shen Yue, Wang Dewei, Sun Zhiwei, Shen Yayun, Liu Hui

(School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: To address the serious battery voltage fluctuation of the UAV power system, which leads to the large system noise and the low accuracy of identification results, this study proposes a kind of UAV power system parameters identification method based on the reverse predicted-extended Kalman filter. Firstly, the voltage-drop noise model is considered into the noise identification by establishing the extended parameter matrix. Secondly, the reverse predicted Kalman filter algorithm is proposed. An innovation square of threshold value is set. The ratio of the original predicted innovation square and the reverse predicted innovation square ratio is calculated, which adjusts the process noise by comparing the predicted innovation ratio with threshold size. In this way, the estimation model of correction is realized. Experimental results show that the average error of the RP-EKF algorithm is 39.22 rpm, the root mean square error is 55.85 rpm, and the mean relative bias is 0.85%. Compared with the least square algorithm and the Kalman filter algorithm, the average error index values of the identification results using the proposed method of this study is improved by 41.51% and 22.26%, respectively. The root mean square error is improved by 49.63% and 13.0%, and the mean relative bias was improved by 41.7% and 22.7%. Results show that the proposed algorithm has higher identification accuracy than the traditional identification methods.

Keywords: system identification; power system parameter identification platform; RP-EKF

0 引言

随着机器人行业的快速发展,机器人控制精度要求也在不断提高。无人机具备飞行速度快、可靠性高、空间利用率高等特点,在植保、航拍、搜索救援、地质勘

查等领域均有着广泛应用。在长时间飞行过程中,无人机电池驱动电压会出现大幅度的波动,由于不同驱动电压状态下电机-电调动力响应性能差异较大,这些响应变化作为扰动引起了无人机系统动力参数的变化,增加了控制器的设计难度。无人机动力系统模型未知是影响控制难度的重要因素。因此,对电机-电调

收稿日期:2022-11-21 Received Date: 2022-11-21

* 基金项目:中国高校产学研创新基金(2021ZYB02002)项目资助

动力响应传递函数进行辨识,依据相应传递函数优化无人机电动力学模型^[1-2],补偿扰动影响,是改进无人机电动力系统性能的重要方法。

常见的系统辨识方法有最小二乘法 and 卡尔曼滤波^[3-8]算法等。针对电机模型辨识问题,国内外学者进行了大量研究,梁健强等^[9]等通过基于辅助变量递推最小二乘法对有色噪声下电机数学模型与开环传函进行辨识;吴金宇等^[10]针对无人机电动力系统,采用扩展的自回归模型进行辨识,但该试验采样时间短,样本少,辨识结果适应性差;Filatov 等^[11]采用自主设计的平台对电流-扭矩系数、电流-推力系数等参数进行辨识,但该辨识平台只能辨识电机稳态性能参数,无法获取电机动态特性,辨识结果难以应用在无人机动态飞行任务中;An 等^[12]采用直接辨识方法,辨识转速系统中线性项的参数,在辨识低转速小型电机的稳态特性时辨识效果良好。这些研究大多还是辨识无人机电动力系统稳态特性,或辨识结果适应性一般,难以直接实践应用。

针对上述问题,本文提出了基于反向预测^[13]-增广卡尔曼滤波(reverse predicted-extended Kalman filter, RP-EKF)的参数辨识算法,通过构建增广矩阵加入压降噪声模型辨识环节,同时不断对数据进行反向预测完成过程噪声调整,从而实现估计模型的修正^[14-15]。本文自主设计安装有推力、扭矩、转速与电压测量传感器的无人机电动力系统参数辨识平台^[16]。采用伪随机二进制序列^[17](pseudo-random binary sequence, PRBS)作为试验输入信号,测量 51~46 V 电压变化范围内电机推力、扭矩与转速数据,最终辨识出精确的无人机电动力系统模型。

1 动力系统建模

根据叶片元素理论与电机桨叶特性,桨叶推力-转速与扭矩-转速模型分别为:

$$T = C_p \rho \omega^2 D^4 \quad (1)$$

$$M = N_b \int_{r_0}^D \frac{2\pi^2 \rho C_{Lr} r^3}{R_{Dr}} m^2 dr \quad (2)$$

其中, T 为桨叶推力, C_p 为推力系数, ρ 为空气密度, D 为桨叶直径, ω 为电机转速, r 为沿桨叶径向的截取长度, C_{Lr} 为推力系数, R_{Dr} 为阻力系数, N_b 为扭矩系数, m 为桨叶轴向角速度, M 为桨叶扭矩。由于试验过程中空气密度变化量极小,可忽略试验过程中空气密度变化。本文将推力系数、空气密度与桨叶直径看作单一未知常量 C_T , 化简式(1)后可得:

$$T = C_T \omega^2 \quad (3)$$

同理,式(2)中所有常量可以整理为扭矩常量:

$$C_M = N_b \int_{r_0}^D \frac{2\pi^2 \rho C_{Lr} r^3}{R_{Dr}} dr \quad (4)$$

桨叶轴向角速度与电机转速呈正比关系,设比例系数为 k_ω , 即 $\omega = k_\omega \cdot m$, 设转速比例系数 $C'_M = \frac{1}{k_\omega^2} C_M$, 可得

桨叶扭矩与电机转速的简化模型:

$$M = C'_M \omega^2 \quad (5)$$

由式(3)与(5)可知桨叶推力和扭矩均与转速平方呈线性关系,本文给定输入信号,经试验获取输入输出数据,并通过辨识得到推力系数 C_T 和扭矩系数 C_M 分别为 $C_T = 2.9 \times 10^{-6}$, $C_M = 7.609 \times 10^{-8}$ 。

在电机控制过程中,输入 PWM 信号决定电机驱动电压,即决定电机转速大小。理想状况下在利用率 100% 时,电机转速与 PWM 成线性关系。实际控制过程中,由于电机带载,存在空气湿度影响等非线性因素,因此转速与输入信号模型为非线性关系。

本文电机采用基于 PI 控制的无刷直流电机调速系统^[17]。在该系统中, $G_I(s)$ 为电流环的控制器传递函数,此处假设为 PI 控制器,有 $G_I(s) = (K'_p + K'_i/s)$, $\beta(s)$ 为反馈回路传递函数, α 为速度信息反馈。

可得调速系统的传递函数为:

$$G(s) = \frac{K_i G_I(s) (K_i + K_p s)}{J L s^3 + J (R_s + G_I(s) \beta) s^2 + K_i M} \quad (6)$$

其中, $M = \alpha s + G_I(s) K_p s + G_I(s) K_p$

为方便计算,将式(6)中所有常量简化并得出易辨识的参数模型,经化简得:

$$G'(s) = \frac{es^2 + fs + g}{s^4 + as^3 + bs^2 + cs + d} \quad (7)$$

在控制过程中,转速期望大小取决于 PWM 波输入,设转速期望 ω^* 与 PWM 输入 W 为正相关线性关系,有 $\omega^* = k \cdot W$ 。根据该线性关系与式(6)得到辨识系统输入输出关系:

$$\omega = K \times \frac{es^2 + fs + g}{s^4 + as^3 + bs^2 + cs + d} \times W \quad (8)$$

其中, a, b, c, d, e, f, g, K 为未知参数, W 为期望脉宽输入。

2 基于 RP-EKF 的参数辨识算法

2.1 增广卡尔曼滤波算法

根据辨识系统的输入输出关系,令 $s = 2(z - 1)/t_{period}(z + 1)$, 对式(8)进行 Z 变换可得:

$$\omega = \frac{e'z^3 + f'z^2 + g'z + h}{z^4 + a'z^3 + b'z^2 + c'z + d'} \times W \quad (9)$$

其中, $a', b', c', d', e', f', g', h$ 为待辨识参数。

由于试验测量环节存在未知非线性因素,测量结果在辨识过程中受系统噪声与测量噪声两个因素干扰。本

文自主设计的测试平台结构稳定,传感器测量噪声范围已知,其中测量噪声中电池电压下降造成的压降噪声影响最大,试验过程中电压变化近似线性变化过程,符合正态分布 $\boldsymbol{\varepsilon}' \sim \mathbf{P}(0, R)$ 。

本文采用估计的压降噪声代替测量噪声序列,并将噪声以增广形式加入到辨识环节,设压降噪声 $\boldsymbol{\varepsilon}'(k)$ 为:

$$\boldsymbol{\varepsilon}'(k) = \begin{bmatrix} \frac{U(0)-U(1)}{U(0)} y_{avg} & \frac{U(0)-U(2)}{U(0)} y_{avg} & \cdots & \frac{U(0)-U(k)}{U(0)} y_{avg} \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中, $U(k)$ 为 k 时刻电压测量值, y_{avg} 表示转速测量平均值。

考虑测量噪声的情况下,根据式(9)与(10)得到系统的差分方程模型为:

$$\omega(k) = \sum_{i=1}^n a_i \omega(k-i) + \sum_{i=1}^n b_i W(k-i) + \sum_{i=1}^n c_i \boldsymbol{\varepsilon}'(k-i) + \boldsymbol{\varepsilon}'(k) \quad (11)$$

其中, $W(k)$ 和 $\omega(k)$ 分别为 k 时刻的输入值和输出测量值,系统噪声 q_k 与测量噪声 $\boldsymbol{\varepsilon}'_k$ 为独立的高斯白噪声序列,符合:

$$\begin{cases} E[q_k] = E[\boldsymbol{\varepsilon}'_k] = 0 \\ E[q_k q_k^T] = Q \\ E[\boldsymbol{\varepsilon}'_k \boldsymbol{\varepsilon}'_k^T] = R \\ E[q_k \boldsymbol{\varepsilon}'_k^T] = 0 \end{cases} \quad (12)$$

定义增广测量矩阵和参数矩阵分别为:

$$\begin{aligned} \mathbf{H}(k) &= [\omega(k-1) \quad \omega(k-2) \quad \omega(k-3) \quad \omega(k-4) \\ W(k-1) \quad W(k-2) \quad W(k-3) \quad W(k-4) \quad \varepsilon(k-1) \\ \varepsilon(k-2) \quad \varepsilon(k-3) \quad \varepsilon(k-4)] \end{aligned}$$

$$\mathbf{x}(k) = [a'_1 \quad a'_2 \quad a'_3 \quad a'_4 \quad b'_1 \quad b'_2 \quad b'_3 \quad b'_4 \quad c'_1 \quad c'_2 \quad c'_3 \quad c'_4]^T,$$

结合式(11)、(12)可以得到系统状态方程和测量方程:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{I}(k) \mathbf{x}(k) + \mathbf{q}(k) \\ \mathbf{y}(k) = \mathbf{H}(k) \mathbf{x}(k) + \boldsymbol{\varepsilon}(k) \end{cases} \quad (13)$$

其中, $\mathbf{x}(k)$ 为状态变量,建模过程由于系统噪声无法估计,故建立其估计模型:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}^-(k) = \hat{\mathbf{I}} \hat{\mathbf{x}}^-(k-1) \\ \mathbf{y}(k) = \mathbf{H}(k) \mathbf{x}(k) \\ \hat{\mathbf{x}}(k) = \hat{\mathbf{x}}^-(k) + \mathbf{k}_k (\mathbf{y}(k) - \mathbf{H}(k) \hat{\mathbf{x}}^-(k)) \end{cases} \quad (14)$$

其中, $\mathbf{k}_k$ 为卡尔曼增益, $\hat{\mathbf{x}}^-(k)$ 为 $\mathbf{x}(k)$ 在 k 时刻的先验估计值, $\hat{\mathbf{x}}(k)$ 为 $\mathbf{x}(k)$ 在 k 时刻的后验估计值。

假定系统协方差矩阵初值为单位矩阵 $\mathbf{P}(1) = \mathbf{I}$, 设定好系统噪声与测量噪声后可得到卡尔曼递推

方程:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}^-(k) = \hat{\mathbf{I}} \hat{\mathbf{x}}^-(k-1) \\ \mathbf{v}(k) = \mathbf{y}(k) - \mathbf{H}(k) \hat{\mathbf{x}}^-(k) \\ \mathbf{P}^-(k) = \mathbf{P}(k-1) + \mathbf{Q}(k-1) \\ \mathbf{S}(k) = \mathbf{H}(k) \mathbf{P}^-(k) \mathbf{H}^T(k) + \mathbf{R}(k) \\ \mathbf{k}_k = \frac{\mathbf{P}^-(k) \mathbf{H}^T(k)}{\mathbf{S}(k)} \\ \mathbf{P}(k) = (\mathbf{I} - \mathbf{k}_k \mathbf{H}(k)) \mathbf{P}^-(k) \\ \hat{\mathbf{x}}(k) = \hat{\mathbf{x}}^-(k) + \mathbf{k}_k (\mathbf{y}(k) - \mathbf{H}(k) \hat{\mathbf{x}}^-(k)) \\ \boldsymbol{\varepsilon}_v(k) = \mathbf{v}^T(k) \mathbf{S}^{-1}(k) \mathbf{v}(k) \end{cases} \quad (15)$$

式中: $\mathbf{v}(k)$ 为预测新息, $\mathbf{P}(k)$ 为 k 时刻后验估计误差的协方差, $\mathbf{P}^-(k)$ 为 $\mathbf{P}(k)$ 在 k 时刻的先验估计误差的协方差, $\mathbf{S}(k)$ 为新息协方差, $\boldsymbol{\varepsilon}_v(k)$ 为归一化新息平方。

通过迭代得出最优参数 $\hat{\mathbf{x}}(k)$, 使得辨识估计输出 $\hat{\mathbf{y}}(k)$ 与实际测量输出 $\mathbf{y}(k)$ 之间的误差最小:

$$\xi = \min \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \|\mathbf{y}(k) - \hat{\mathbf{y}}(k)\|^2 \quad (16)$$

2.2 反向预测增广卡尔曼滤波

在实际跟踪拟合过程中,除了本文已知的压降噪声以外,还存在有其他噪声,这些噪声会造成辨识结果出现不可预测的变化。针对这类问题,本文提出采用反向预测增广卡尔曼滤波法,通过将估计模型与实际模型进行比较,若未知噪声导致估计模型与实际发生偏移,则会造成反向估计值误差增大,通过将反向预测新息平方与实际新息平方比较,设置相应阈值,根据是否超出阈值来判断估计模型是否需要修正。

通过将 $k+1$ 时刻增广卡尔曼估计模型加入到反向预测环节,并对模型误差进行评估,最终完成模型调整。

k 时刻反向预测状态:

$$\tilde{\mathbf{x}}(k) = \hat{\mathbf{x}}(k+1) \quad (17)$$

k 时刻反向预测新息:

$$\tilde{\mathbf{v}}(k) = \mathbf{y}(k) - \mathbf{H}(k) \tilde{\mathbf{x}}(k) \quad (18)$$

根据反向预测信息计算得到 k 时刻反向预测的归一化新息平方:

$$\tilde{\boldsymbol{\varepsilon}}_v(k) = \tilde{\mathbf{v}}^T(k) \mathbf{S}^{-1}(k) \tilde{\mathbf{v}}(k) \quad (19)$$

设置反向预测信息比为:

$$\lambda = \frac{\tilde{\boldsymbol{\varepsilon}}_v(k)}{\boldsymbol{\varepsilon}_v(k)} \quad (20)$$

根据新息比对模型误差进行评估,设新息比阈值为 λ_{th} , 若 $\lambda > \lambda_{th}$, 则对 $k+1$ 时刻估计模型进行调整,则更新新息协方差为:

$$\mathbf{S}(k+1) = \mathbf{H}(k+1) \times [\mathbf{P}^-(k+1) + \lambda \mathbf{Q}(k)] \times \mathbf{H}^T(k+1) + \mathbf{R}(k+1) \quad (21)$$

并根据更新后的新息协方差更新式(15)中的卡尔曼增益和协方差等。

3 辨识平台系统设计

辨识平台由硬件模块与机械模块组成,如图1所示,硬件模块负责动力参数试验的数据采集与处理任务,机械模块保证试验期间平台稳定性。

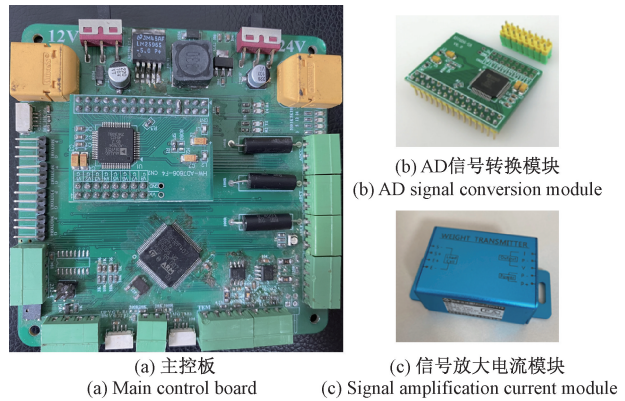


图1 数据采集处理系统
Fig. 1 Data acquisition and processing system

3.1 辨识系统硬件平台

无人机动力参数辨识^[18-20]系统由数据采集处理系统与机械平台部分组成,如图1所示。数据采集处理系统由两部分组成:信号转换模块与数据处理模块。信号转换模块分为AD信号转换模块、信号放大电流模块与转速测量模块,其中AD信号转换模块选用的是AD7606模块,负责采集电压、电流模拟信号并转换成数字信号;信号放大电流模块选用DY510变送器,将推力、扭矩传感器模拟信号转换为范围4~20 mA的电流信号;转速采集模块采用好盈hobbywing转速传感器,通过测量电机三相线的相电压变化并转换成PWM格式信号完成电机转速测量;数据处理模块采用自主设计的主控板,主控板基于STM32F407VGT6芯片,该芯片的最大时钟频率为168 MHz,可以满足试验的控制与最大数据传输速率要求。主控板使用SPI,485,232等串行通讯接口,采用定时器完成实时性高的控制与数据预处理任务,为提高传感器测量精度,主控板所用电子元器件均为高精度元器件。

参数辨识平台如图2所示。机械平台包括支撑架、铝板平台等机械固定器件,带桨电机模块以及主控板模块通过定制铝板平台与连接件安装在支撑架上,各电气元件间采用传动模块紧密相连,其中电机直线推力方向与测力元件保持平行,扭矩传感器与电机之间采取碳板的硬连接方式连接,以此来提高扭矩测量精度,采用分压电路并经过模数转换完成电池电压测量。为有效减少电机高速状态下由高频振动产生的机械噪声,所有元件部

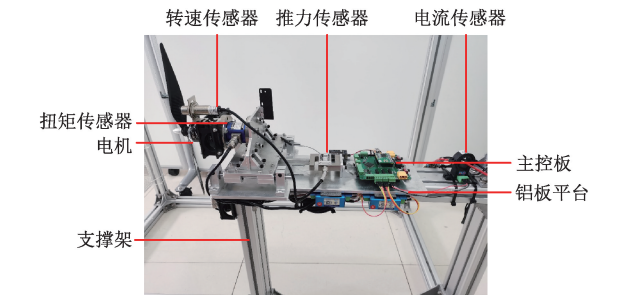


图2 无人机动力系统参数辨识平台
Fig. 2 Parameters identification platform of the UAV power system

均安装于5 cm×10 cm×100 cm的加粗型材上,平台底座所有铝材均采用骑马卡加固,减少电机旋转时产生的机械抖动,以提高平台稳定性。

试验使用的电机搭配0.56 m桨叶,最大推力范围120 N,扭矩4 N·m。针对该试验需求,本文设计的辨识平台可以兼容14~32寸桨叶及相应匹配的电机,支持最大240 N推力、10 N·m扭矩与51 V电压的测量,能够满足试验需求。基于无人机动力系统参数辨识系统实现电机控制与数据自动采集。上位机保存的数据通过MATLAB完成数据处理和辨识。

3.2 电气模块选型

为准确测量电机推力、扭矩信息,本文选取了高精度传感器模块,其中推力传感器与传感器规格如表1、2。

表1 推力传感器参数表 Table 1 Parameters of the tension sensor	
参数	数值
激励电压/V	5~15
输出电流/mA	4~20
最大推力/N	300
输入电阻/ Ω	350 ± 20
输出电阻/ Ω	350 ± 5
灵敏度/ $(\text{mV}\cdot\text{V}^{-1})$	2.0 ± 0.05

表2 扭矩传感器参数表 Table 2 Parameters of the torque sensor	
参数	数值
激励电压/V	5~15
输出电流/mA	4~20
最大扭矩/ $\text{N}\cdot\text{m}$	±10
精度/ $\%\text{F}\cdot\text{S}$	±0.1

目前常见的无人机采用的电机大多为无刷直流电机^[21-24],搭配相应电调与桨叶。其中桨叶的选择直接影响无人机最大载荷,电调的差异影响电机的效率与开环响应时间,从而影响无人机控制系统动态性能。本文选取的电机与电调具体参数如表 3 所示。

表 3 电机电调参数表

Table 3 Parameters of motor and ESC

电机型号	T-Motor V605 KV210 电机
最大推力/g	12 761
匹配电压/V	42~52
桨叶直径/m	0.56
桨叶螺距/m	0.19
电调最大电流/A	100
电调持续电流/A	80

4 无人机动力系统辨识试验

4.1 系统辨识输入信号

无人机飞行控制包含位置闭环、速度闭环、角度闭环以及角速度闭环,其中位置、速度与角度环的控制频率依赖于传感器之间的数据融合速度,控制器带宽普遍较低。角速度环控制直接采用陀螺仪反馈数据,其控制频率取决于电机响应速度,电机频带越宽,控制器性能越好。为了实现对电机系统的有效辨识,需要施加合适的激励信号,充分激励各个频段的系统输出响应信号。与传统的方波信号、扫频信号相比^[17],伪随机二进制序列(pseudo random binary sequence, PRBS)具有有效带宽高、易于设计、自相关特性好且是伪随机信号等优势,选作本文辨识系统的激励信号。

在辨识试验前,根据已经建立的系统模型选择合适的 PRBS 参数,从而设计出能够充分激励待辨识系统动态特性的辨识激励信号。PRBS 信号主要由 3 个参数组成:序列幅值 a ,移位脉冲周期 Δ 以及移位寄存器的级数 e ,根据移位寄存器级数可以得到循环周期为 $N = 2^e - 1$ 。PRBS 序列幅值仅有 $\pm a$ 两个值,幅值在对系统充分激励的情况下不宜过大或过小, a 过大会造成非线性噪声与系统噪声干扰,电机无法快速完成转速响应; a 过小无法覆盖飞行任务中电机的全部特性。电机满油门 2 048 的情况下,由于无人机飞行任务中的 PWM 变化通常在 1 200~2 000 范围内,这里电机输入 PWM 变化的最大范围为 $1\,600 \pm 400$,因此选择幅值 $a = 400$,采用低通滤波使得每次信号变化范围小于 40,使输入信号更为合理,并给试验输入信号加入幅值为 1 600 的直流分量令信号覆盖全部变化范围。

合理的脉冲周期选择能够使得激励信号在关注的频段范围内具备很高的功率,同时移位脉冲周期 Δ 不能小于系统采样时间 t_s ,一般取 t_s 的整数倍,本系统信号采样频率为 400 Hz,故此处选择脉冲周期 $\Delta = 2.5\text{ ms}$ 。

移位寄存器的级数影响频率分辨率,通过选择适当的 e 来使得分辨率能够覆盖系统模型的最低频率。

$$\frac{1}{N\Delta} \leqslant f_L$$

(22)

此处选择 f_L 为 0.1 Hz,则由式(22)可得 $N \geqslant 4\,000$,故选择 $b = 12, N = 4\,095$ 。

输入信号示意图及其幅频特性如图 3 所示。

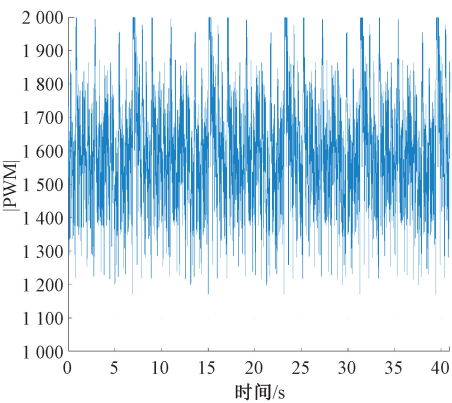


图 3 PRBS 信号示意图
Fig. 3 Diagram of PRBS signal

4.2 试验结果分析

给定输入信号为伪随机二进制序列,经试验获取输入输出数据,试验选取室内空旷场地,如图 4 所示,本试验共采集 169 500 个数据点,通过数据点的增加从而减少随机噪声的干扰,并采用本文算法完成动力系统参数辨识。

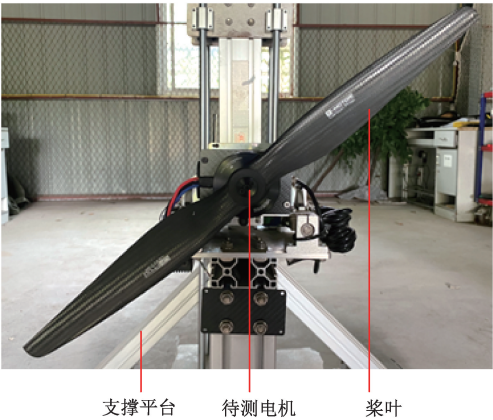


图 4 室内试验场地
Fig. 4 Laboratory test site

图 5 为基于 RP-EKF 的参数辨识输出与动力系统输出的比较,由前文可知输入信号变换范围为 1 200~2 000,测得对应电机转速变换范围为 3 600~6 000 rpm,由图 5 可以看出,辨识得到的动力系统模型可以较好的跟踪实际系统输出。待辨识参数结果如表 4 所示,为说明上述参数模型精度,本文将采用基于 RP-EKF 辨识算法的辨识结果与最小二乘算法和卡尔曼滤波算法进行对比,3 种辨识方法的结果如表 5 所示。

由表 5 可知,传统的最小二乘法均方根误差为 110.89 rpm,平均误差为 67.06 rpm,平均相对偏差为 1.46%,传统卡尔曼滤波算法的辨识结果均方根误差为 64.20 rpm,平均误差为 50.45 rpm,平均相对偏差为 1.10%。本文提出的 RP-EKF 辨识结果,其均方根误差为 55.85 rpm,平均误差为 39.22 rpm,平均相对偏差为 0.83%。综上所述,可以看出无论是平均误差或是均方根误差等指标,在与传统的最小二乘法和卡尔曼滤波算法的辨识结果对比后,本文方法获取的模型拟合结果的误差指标均是最小的。可见,在辨识电机转速模型时,本文提出的辨识算法可以明显提高辨识结果的可靠性。

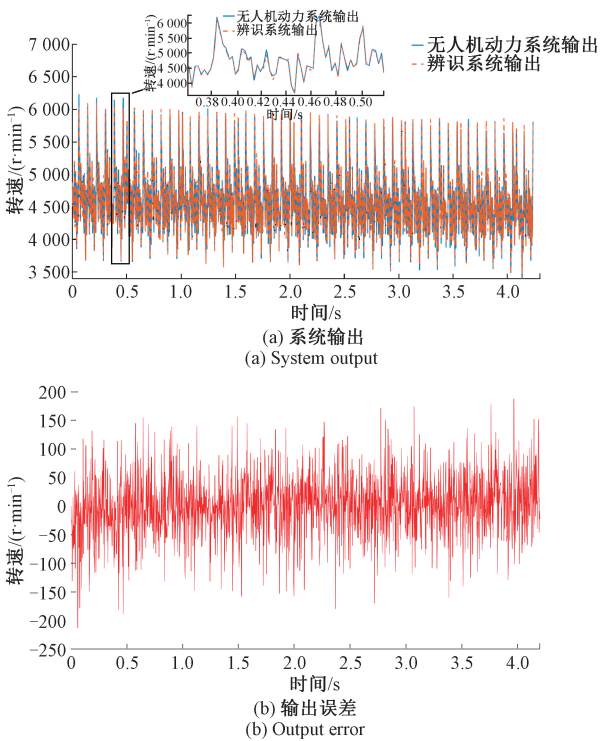


图 5 基于 RP-EKF 的参数辨识输出比较
Fig. 5 Parameter identification output comparison based on RP-EKF

表 4 基于 RP-EKF 的参数辨识结果

Table 4 Parameter identification results based on RP-EKF

参数	a'_1	a'_2	a'_3	a'_4	b'_1	b'_2	b'_3	b'_4	c'_1	c'_2	c'_3	c'_4
数值	0.526 3	0.008 1	0.266 9	0.090 4	0.038 0	0.146 6	0.136 5	0.533 0	-1.585 7	0.838 0	0.414 4	0.178 2

表 5 脉宽-转速辨识试验结果

Table 5 Pulse width-speed identification test results

数据类型	平均转速 4 580 rpm		
	均方根误差 /rpm	平均误差 /rpm	平均相对偏差 /%
最小二乘法	110.89	67.06	1.46
Kalman 滤波算法	64.20	50.45	1.10
RP-EKF 算法	55.85	39.22	0.83

5 结 论

本文针对长时间工作状态下电机-电调响应传递函数辨识环节受电池电压下降引起的压降噪声增大从而导致辨识精度低的问题,提出了一种基于 RP-EKF 的辨识算法,通过增广矩阵的形式将压降测量噪声添加到参数辨识环节,并采用反向预测的方式实时计算估计模型与

系统模型误差,根据预测新息比与阈值比较实现估计模型的动态调整,最终与最小二乘法和卡尔曼滤波算法进行比较。最终结果表明,本文提出的 RP-EKF 辨识结果,其均方根误差为 55.85 rpm,平均误差为 39.22 rpm,平均相对偏差为 0.83%,相比两种算法具有很大提升,验证了本文算法的有效性。

参考文献

[1] HASHIMOTO S, OGAWA T, ADACHI S, et al. System identification experiments on a large-scale unmanned helicopter for autonomous flight[C]. IEEE International Conference on Control Applications, 2000:850-855.

[2] SANCHEZ I L, CHAIREZ J M, ALCOCER R P, et al. Experimental parameter identifications of a quadrotor by using an optimized trajectory[J]. In IEEE Access, 2020,8: 167355-167370.

[3] 魏彤,郭蕊.自适应卡尔曼滤波在无刷直流电机系统辨识中的应用[J]. 光学精密工程, 2012, 20(10):

- 2308-2314.
- WEI T, GUO R. Application of adaptive Kalman filter in brushless dc motor system identification[J]. Optics and Precision Engineering, 2012, 20(10): 2308-2314.
- [4] 岳元龙, 陈亚南, 孙钦, 等. 基于有偏卡尔曼的多传感器数据融合研究[J]. 仪表技术与传感器, 2022(1): 82-86.
- YUE Y L, CHEN Y N, SUN Q, et al. Multi-sensor data fusion based on biased Kalman [J]. Instrument Technique and Sensor, 2022(1): 82-86.
- [5] 崔展博, 景博, 焦晓璇, 等. 基于联邦卡尔曼滤波器的容错组合导航系统设计[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(11): 143-153.
- CUI ZH B, JING B, JIAO X X, et al. Design of fault-tolerant integrated navigation system based on federated Kalman filter [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(11): 143-153.
- [6] 李立, 郑天悦, 黄世楼, 等. 基于扩展卡尔曼滤波的DFIG变流器控制系统参数辨识方法[J]. 电网与清洁能源, 2022, 38(12): 50-60.
- LI L, ZHENG T Y, HUANG SH L, et al. Parameter identification method of DFIG converter control system based on extended Kalman filter [J]. Power Grids and Clean Energy, 2022, 38(12): 50-60.
- [7] 余志鹏, 熊剑, 衷卫声, 等. 基于秩卡尔曼滤波的室内行人航位推算算法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(5): 214-220.
- YU ZH P, XIONG J, ZHONG W SH, et al. Kalman filter based on the rank of indoor pedestrian traffic prediction algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 9(5): 214-220.
- [8] SOUZA D A D, BATISTA J G, VASCONCELOS F J S, et al. Identification by recursive least squares with Kalman filter (RLS-KF) applied to a robotic manipulator[J]. In IEEE Access, 2021, 9: 63779-63789.
- [9] 梁健强, 吴金洲, 魏巍. 基于辅助变量的永磁同步直线电机系统辨识研究[J]. 微电机, 2021, 54(11): 52-57, 102.
- LIANG J Q, WU J ZH, WEI W. For the permanent magnet synchronous linear motor based on auxiliary variable system identification study [J]. Journal of Micromotor, 2021, 54(11): 52-57, 102.
- [10] 卢艳军, 吴金宇, 张晓东. 四旋翼飞行器动力系统模型参数辨识实验研究[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(4): 9-16.
- LU Y J, WU J Y, ZHANG X D. Experimental study on model parameter identification of quadrotor power system[J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(4): 9-16.
- [11] FILATOV D M, FRIEDRICH A I, DEVYATKIN A V. Parameters identification of thrust generation subsystem for small unmanned aerial vehicles [C]. 2017 IEEE II International Conference on Control in Technical Systems (CTS), 2017: 381-383.
- [12] AN S, XUE Z. Dynamic modeling and identification of electric power plant on agile UAVs [C]. 2019 Chinese Control And Decision Conference (CCDC), 2019: 1653-1657.
- [13] 李中志, 汪学刚. 基于反向预测卡尔曼滤波自适应算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(29): 137-139, 146.
- LI ZH ZH, WANG X G. Research on adaptive algorithm based on reverse prediction Kalman filter [J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(29): 137-139, 146.
- [14] 刘宁庄, 戴伟. 基于卡尔曼滤波的质量流量计误差修正算法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(15): 172-177.
- LIU N ZH, DAI W. Error correction algorithm of mass flowmeter based on Kalman filter [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(15): 172-177.
- [15] 彭道刚, 赵晨洋, 威尔江. 基于准模型校准卡尔曼滤波的巡检机器人运动系统辨识研究[J]. 电气传动, 2020, 50(4): 74-80.
- PENG D G, ZHAO CH Y, QI ER J. Motion system identification of inspection robot based on quasi-model calibration Kalman filter [J]. Electric Drive, 2020, 50(4): 74-80.
- [16] CHERON C, DENNIS A, SEMERJYAN V, et al. A multifunctional HIL testbed for multirotor VTOL UAV actuator [C]. Proceedings of 2010 IEEE/ASME International Conference on Mechatronic and Embedded Systems and Applications, 2010: 44-48.
- [17] 罗延钟, 陆占国, 孙国良, 等. M序列的功率谱密度分析, 兼论伪随机信号电法仪的抗干扰性[J]. 地球物理

- 学进展,2022,36(3):1-8.
- LUO Y ZH, LU ZH G, SUN G L, et al. Power spectral density analysis of M-sequence and anti-interference of pseudo-random signal electrometer [J]. Progress in Geophysics, 2022,36(3):1-8.
- [18] 闻成,谭敏哲,卢洁莹,等.具有柔性特性的机电伺服系统辨识[J].控制理论与应用,2022;1-10,[2023-04-23].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1240.TP.20211231.1324.038.html>
- WEN CH, TAN M ZH, LU J Y, et al. Mechanical and electrical servo system with flexible characteristics identification [J]. Control Theory and Application, 2022;1-10,[2023-04-23].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1240.TP.20211231.1324.038.html>
- [19] 朱显辉,高彬,师楠,等.基于Bezier曲线的薄膜太阳能电池参数逆最小二乘辨识[J/OL].太阳能学报;1-10[2023-02-08].DOI:10.19912/j.0254-0096.tynxb.2022-0142.
- ZHU X H, GAO B, SHI N, et al. Inverse least squares Identification of thin-film solar cell parameters based on Bezier curves [J/OL]. Journal of Solar Energy :1-10[2023-02-08].DOI:10.19912/j.0254-0096.tynxb.2022-0142.
- [20] 刘瑞娟,聂卓赟,邵辉,等.基于扩张状态观测器的迟滞非线性系统辨识[J].仪器仪表学报,2017,38(8):1970-1977.
- LIU R J, NIE ZH Y, SHAO H, et al. Hysteresis nonlinear system identification based on extended state observer [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38 (8):1970-1977.
- [21] 高文,肖海峰,马昭,等.无刷直流电机速度控制器改进策略研究[J].自动化技术与应用,2021,40(8):16-18,22.
- GAO W, XIAO H F, MA ZH, et al. Research on improving strategy of brushless DC motor speed controller [J]. Automation Technology and Application, 2021,40(8):16-18,22.
- [22] 闫德鑫,杨军,曾平红.基于Simulink的无刷直流电机调速系统仿真研究[J].南方农机,2020,51(21):199-200.
- YAN D X, YANG J, ZENG P H. Simulation research of brushless dc motor speed regulation system based on Simulink [J]. South Agricultural Machinery, 2020, 51(21):199-200.
- [23] 郭伟,张爱华,陈琛,等.无刷直流电机调速优化控制与仿真[J].计算机仿真,2015,32(10):360-364.
- GUO W, ZHANG AI H, CHEN CH, et al. Optimization control and simulation of brushless dc motor speed regulation [J]. Computer Simulation, 2015, 32 (10):360-364.
- [24] 吴雨林,李众.无刷直流电机的分数阶建模方法[J].计算机与数字工程,2022,50(2):453-457.
- WU Y L, LI ZH. Fractional order modeling method for brushless DC motor [J]. Computer and Digital Engineering,2022,50(2):453-457.

作者简介



沈跃(通信作者),1997年于江苏理工大学获得学士学位,2004年于江苏大学获得硕士学位,2012年于江苏大学获得博士学位,现为江苏大学教授,主要研究方向为无人驾驶、智能感知、深度学习、特种无人机等。

E-mail: shen@ujs.edu.cn

Shen Yue (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Jiangsu University of Science and Technology in 1997, and received his M. Sc. degree and Ph. D. degree both from Jiangsu University in 2004 and 2012, respectively. He is currently a professor at Jiangsu University. His research interests include unmanned driving, intelligent perception, deep learning and special UAV.