

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

彭道刚,赵晨洋,威尔江

(上海电力学院 自动化工程学院,上海 200090)

摘要:巡检机器人在未来将运用到工业和生活的各个领域,机器人运动系统辨识对控制系统特性研究具有重要意义。针对传统卡尔曼滤波的拟合度和线性化等方面的不足,采用卡尔曼滤波和最小二乘法相结合的系统辨识方案。由最小二乘法得到系统准模型,并转换为状态方程,作为卡尔曼滤波器预测估计器,对机器人运动系统进行辨识。实验采用巡检机器人输出的多组轮速样本数据进行验证,实验结果表明,提出的辨识方案与无准模型的卡尔曼滤波系统辨识方案相比,参数易选取、拟合度好、鲁棒性强。

关键词:系统辨识;卡尔曼滤波;机器人;准模型;最小二乘法

中图分类号:TP249 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqcd19286

Identification of Inspection Robot Motion System Based on Relatively Accurate Model Calibrated Kalman Filter

PENG Daogang, ZHAO Chenyang, QI Erjiang

(College of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

Abstract: The inspection robot will be used in every field of industry and life. The identification of robot motion system is of great importance to the study of control system characteristics. Aiming at the shortcomings of the traditional Kalman filter in the aspects of fitting and linearization, the Kalman filtering and the least square method were adopted to identify the system. The system relatively accurate model was obtained by the least square method and converted to the state equation. As a predictor of Kalman filter, the robot motion system was identified. The experiments were carried out by using a set of wheel speed samples data obtained by mobile robots. The experimental results show the Kalman filtering system identification scheme is easier to select, better fitting and robust than the model without relatively accurate model.

Key words: system identification; Kalman filter; robot; relatively accurate model; least square method

从近期行业发展趋势可以看出,巡检机器人在未来的各个领域将占有较大的市场。其中在发电厂、校园、工厂、变电站等场所的应用尤为广泛。针对巡检机器人在研发过程中轮速控制调试不便问题的解决方案进行了总结和归纳,首先对巡检机器人采用复合软硬件滤波和增量式PID初步调试,再采用系统辨识的方案对机器人输出的轮速数据进行实验建模,把此模型作为后续进一步深入研究的运动系统模型。

建立机器人运动模型的方法有理论分析法、实验分析法,或者将二者结合的方法。考虑到机器人运动系统的复杂性和不同路面环境下摩擦系数相差较大等因素,采用理论分析法进行机器人运动系统建模难度较大。实验法避免了考虑机器人电机内部工作机理,而只需要根据机器人控制器给定的轮速输入和输出的数据来拟合模型,具有简单、可靠、实用等优点,故采用实验方法对机器人运动系统进行建模^[1]。

基金项目:上海市“科技创新行动计划”社会发展领域项目(16DZ1202500);

上海市科学技术委员会工程技术研究中心项目(14DZ2251100)

作者简介:彭道刚(1977-),男,博士,教授,Email: pengdaogang@126.com

传统的模型辨识方法较多,常见的电机模型辨识方法有最小二乘法、卡尔曼(Kalman)滤波算法、极大似然法、模型参考自适应法和人工神经网络法等^[2-6]。Kalman滤波算法在运动控制领域应用极为广泛,其在平滑滤波和系统模型辨识等方面均具有简单、高效、鲁棒性强等特点。但是,当系统状态方程参量不可知的情况下,Kalman滤波算法中的预测模型则不精确,此时系统噪声 Q 参数需要根据经验选取,很难达到最佳拟合度。在研究大量国内外机器人运动控制系统和系统模型辨识的基础上,考虑到算法的复杂度、可行性和实用性等因素,选用具有无偏性、有效性和一致性的最小二乘法辨识机器人运动系统准模型,再将系统准模型融合到Kalman滤波算法中对机器人运动系统进行模型辨识^[7-10],最后通过实验验证该方案的拟合度和鲁棒性。

1 巡检机器人运动系统平台

实验测试的巡检机器人采用四轮驱动,其中以1组驱动轮为例进行研究。图1为巡检机器人运动系统辨识平台框图,巡检机器人控制平台由以STM32F407 ARM为主控芯片^[11]的遥控器、以STM32F103 ARM为核心的PID主控制器、2.4G无线通信模块、电机驱动器模块、霍耳测速传感器及复合滤波器等构成。

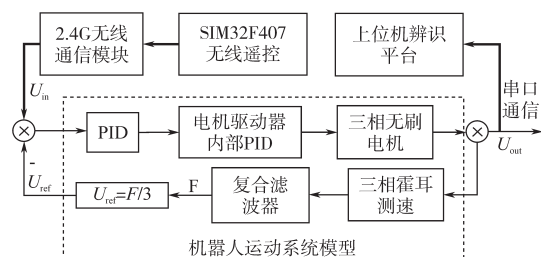


图1 机器人运动系统辨识平台框图

Fig.1 Block diagram of robot motion system identification platform

正常运行时,机器人处于自动巡检模式,无需手动干预。手持遥控器用于当出现异常情况时,手动遥控机器人进行相应的动作。主控制器用于接收遥控器的指令,通过对遥控器指令的解码得到速度信息,并将给定的速度信息经PID算法计算得到相应占空比的PWM波信号,该PWM波信号输出至电机驱动器模块。2.4G无线通信模块负责遥控器和电机驱动控制器之间的数据通信。

电机驱动器模块用于驱动三相无刷电机,三

相无刷电机内部集成了霍耳测速传感器,霍耳传感器输出脉冲信号传输至电机驱动器模块。由驱动器模块内部集成的控制器将速度信号转换成频率信号,经复合滤波器滤波后,该频率信号传输至机器人主控制器STM32F103。机器人主控制器采用捕获的方式采集频率信号,并将该频率信号折算成机器人轮速信号,通过串口将实时的机器人轮速数据传输至上位机作为运动系统辨识的数据来源。

2 巡检机器人运动系统模型辨识

融合最小二乘法的Kalman滤波算法辨识机器人运动系统模型,是将最小二乘法辨识的运动系统准模型作为辅助环节,将Kalman滤波算法作为运动系统的模型辨识主环节^[12-15]。图2为机器人运动系统模型辨识原理框图。

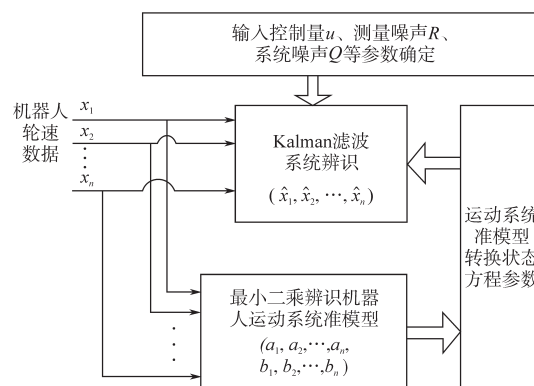


图2 机器人运动系统模型辨识原理框图

Fig.2 Principle block diagram of model identification for robot motion system

该系统模型辨识主要由最小二乘法准模型辨识器、状态方程转换环节、系统参量确定环节和Kalman滤波器等组成。机器人轮速数据作为机器人运动系统辨识输入数据,该数据在整个模型辨识器中有2处应用:1)作为最小二乘法辨识器输入,得到运动系统准模型;2)作为Kalman滤波器输入,得到各输入的估计输出数据。

2.1 运动系统准模型辨识

假设机器人运动系统准模型传递函数为

$$G(s) = \frac{\sum_{j=0}^m b_j s^j}{\sum_{i=0}^n a_i s^i} \quad n > m \quad (1)$$

式中: $G(s)$ 为系统传递函数; $a_1, a_2, \dots, a_n, b_1, b_2, \dots, b_n$ 为准模型待辨识参数; i, j 为传递函数阶次角标序号; m, n 分别为传递函数分子和分母多

项式最高阶次。

图3为采用最小二乘法辨识机器人运动系统准模型的原理示意图。其中, $x_1, x_2, \dots, x_n$ 为机器人轮速辨识样本数据值,

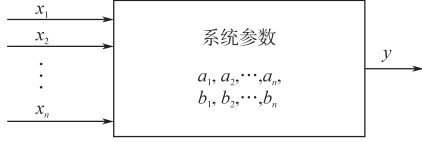


图3 机器人运动系统准模型辨识示意图

Fig.3 Schematic diagram of relatively accurate model identification for robot motion system

令

$$\theta_i = (a_i, b_i) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

且

$$b_k = 0 \quad k = m, m+1, \dots, n \quad (3)$$

则写成向量形式的表达式模型为

$$Y = X\theta \quad (4)$$

其中

$$Y = \begin{bmatrix} y(1) \\ y(2) \\ \vdots \\ y(m) \end{bmatrix} \quad \theta = \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \vdots \\ \theta_n \end{bmatrix} \quad X = \begin{bmatrix} x_1(1) & \cdots & x_n(1) \\ x_1(2) & \cdots & x_n(2) \\ \vdots & & \vdots \\ x_1(m) & \cdots & x_n(m) \end{bmatrix}$$

具体推导过程可以参见相关文献,最后可得:

$$\hat{\theta} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (5)$$

式中: $\hat{\theta}$ 为参数 θ 的最小二乘估计。

以机器人轮速为 60 r/min 时输出的数据为例,根据偶极子对和主导极点的相关概念可适当选取机器人运动系统传递函数模型阶次,一般在计算量较小的情况下可选择 3 阶模型作为机器人 Kalman 滤波器的准模型,经最小二乘法辨识可得:

$$a = [1 \quad -0.432 \quad -0.301 \quad -0.142] \quad (6)$$

$$b = [0 \quad 0.050 \quad 0.072 \quad 0.003] \quad (7)$$

将 a, b 代入式(1)中,得到机器人运动系统传递函数准模型为

$$G(s) = \frac{0.05s^2 + 0.07173s + 0.003417}{s^3 - 0.4321s^2 - 0.3008s - 0.1422} \quad (8)$$

假设系统的状态方程为

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu \\ y = Cx \end{cases} \quad (9)$$

式中: $\dot{x}$ 为状态变量一次导数; A, B, C 为状态变量系数矩阵; u 为系统输入变量; x 为系统的状态变量。

将式(8)转换为式(9)的状态方程,可得:

$$A = \begin{bmatrix} 0.432 & 0.301 & 0.142 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \\ C = [0.050 \quad 0.072 \quad 0.003]$$

2.2 融合机器人准模型的 Kalman 滤波辨识

机器人轮速输出数据存在输入噪声 W_k 和观测噪声 V_k ,如直接进行离散化计算,则得到的轮速与实际值之间必然存在偏差。将输入噪声和观测噪声考虑进状态方程和量测方程之中,机器人轮速动态噪声 W_k 和观测噪声 V_k 的统计关系为

$$E[W_k] = 0, \text{cov}[W_k, W_j] = E[W_k W_j^T] = Q_k \delta_{kj}$$

$$E[V_k] = 0, \text{cov}[V_k, V_j] = E[V_k V_j^T] = R_k \delta_{kj}$$

将系统离散化可得系统的离散化 n 维状态方程和 m 维量测方程:

$$\hat{x}_k|_{k-1} = \Phi_{k,k-1} x_{k-1} + \Gamma_{k,k-1} W_{k-1} \quad (10)$$

$$x_k = C_k x_k + V_k \quad (11)$$

式中: $\Phi_{k,k-1}$ 为机器人运动系统一步转移矩阵; $\Gamma_{k,k-1}$ 为机器人轮速动态噪声所对应的一步转移矩阵; W_{k-1} 为轮速动态噪声; C_k 为 $t = t_k$ 时刻的运动系统量测矩阵; V_k 为轮速输出观测噪声,为随机序列; x_k, y_k 分别为机器人在采样时刻 kT 的含噪声轮速 x 及滤波后的轮速真值 y ; T 为采样周期。

Kalman 滤波公式由滤波方程、增益方程、预报误差方差方程和滤波误差方差方程等组成,具体的公式推导和递推性质可参考相关文献。

将 2.1 节通过最小二乘法所得到的机器人准模型状态方程代入 Kalman 滤波器的状态方程和量测方程中,可得:

$$\Phi_{k,k-1} = A = \begin{bmatrix} 0.432 & 0.301 & 0.142 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad \Gamma_{k,k-1} = B = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \\ C_k = C = [0.050 \quad 0.072 \quad 0.003]$$

故得到机器人运动系统离散化的状态方程和量测方程为

$$\hat{x}_k|_{k-1} = \begin{bmatrix} 0.432 & 0.300 & 0.142 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \hat{x}_{k-1} + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} W_{k-1} \quad (12)$$

$$y_k = [0.050 \quad 0.072 \quad 0.003] x_k + V_k \quad (13)$$

3 实验研究

实验采样机器人轮速数据,通过串口上位机将采样多组数据保存在指定文档中,作为曲线拟合和系统辨识的样本数据。本实验验证 2 个内

容:1)同一组机器人轮速调节数据样本下,验证融合准模型的Kalman滤波辨识效果比无准模型的Kalman滤波辨识效果更佳;2)同一准模型参数下,验证有准模型的Kalman滤波对不同给定输入轮速辨识具有较强的辨识和预测效果,且系统噪声参数 Q 更易于调节。

3.1 融合准模型前后Kalman滤波轮速辨识对比

实验采用同一组机器人轮速调节样本数据,分别采用融合准模型的Kalman滤波和无准模型的Kalman滤波对运动系统进行模型辨识。辨识效果以辨识曲线图和辨识相关参量的对比进行验证,最终得到2种情况下的对比效果。

机器人运动系统准模型前文已述,模型系数 A, B, C 的值见式(9)。由于Kalman滤波算法中融合了准模型,可以将 Q 值适当取小,此处取 Q 值大小为0.015。当输入的机器人轮速为60 r/min时采集一组轮速调节数据,并将最小二乘拟合的准模型代入Kalman滤波器,绘制拟合曲线图,如图4所示。

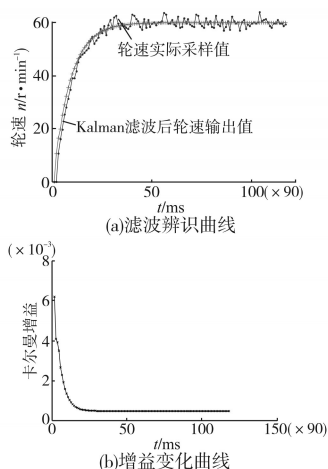


图4 融合准模型、 $Q=0.015$ 时Kalman滤波辨识曲线和增益变化曲线

Fig.4 The Kalman filter identification curves and gain variation curve under the fusion relatively accurate model and $Q=0.015$

当无准模型Kalman滤波辨识运动系统时,由于系统噪声较大,需要将 Q 值根据经验适当取大。此处根据多次试验取 $Q=2\ 000$,系数矩阵取:

$$\begin{cases} A = \begin{bmatrix} 1 & 0.3 & 0.1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \\ B = [1 \ 0 \ 0] \\ C = [-3.141\ 2e-13 \ 0.176\ 67 \ 0.040\ 405] \end{cases} \quad (14)$$

对运动系统进行辨识,辨识曲线图和Kalman滤波增益如图5所示。

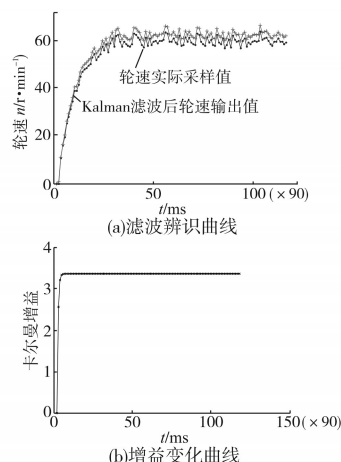


图5 无准模型、 $Q=2\ 000$ 时Kalman滤波辨识曲线和增益变化曲线

Fig.5 The Kalman filter identification curves and gain variation curve without the relatively accurate model and $Q=2\ 000$

从图4、图5对比可以看出,融合准模型的Kalman滤波系统辨识轮速曲线与实际轮速采样值基本重合。并且Kalman滤波增益呈减小趋势,最终恒定为一较小值,说明轮速辨识误差反馈量逐渐减小至较小恒定值,预测更侧重于准模型的输出结果。

而无准模型的Kalman滤波辨识的轮速曲线与实际轮速采样值之间虽然趋势相同,但两者之间存在一定的误差。且Kalman滤波增益由初始较小值逐渐递增至3~4之间,说明轮速辨识误差反馈量由初始较小值逐渐增加至较大的恒定值,融合准模型的Kalman滤波辨识结果说明更倾向于运动系统实际采样值。当系统噪声较大时,很可能由于系统累积误差造成辨识误差不断增大,直至最后模型无法使用。

表1为对融合准模型前后的Kalman滤波辨识定量分析。

表1 融合准模型前后的Kalman滤波辨识定量分析
Tab.1 Quantitative analysis of Kalman filtering identification before and after fusion of the relatively accurate model

	稳态均值/ (r·min ⁻¹)	稳态方差	上升时间/s
实际采样	59.843	2.695	4.914
融合准模型Kalman 滤波辨识($Q=0.015$)	59.908	6.144×10^{-6}	4.871
无准模型Kalman 滤波辨识($Q=2\ 000$)	62.449	2.769	5.123

从表1中可以看出,无准模型校准的Kalman滤波辨识出的轮速稳态均值较融合准模型的Kalman滤波辨识出的轮速稳态均值误差大,经准模型校准后拟合的稳态均值提升4.2%,稳态方差减小,上升时间误差减小0.68%。可见准模型校准的Kalman滤波辨识效果更好,而且参数调节方便,无需多次试凑系统噪声 Q 值。

3.2 融合准模型的Kalman滤波辨识鲁棒性验证

为验证融合准模型的Kalman滤波辨识较无准模型校准的Kalman滤波辨识鲁棒性更强,采用多组不同轮速和 Q 值进行辨识,并作出辨识曲线和关键参数定量分析表。

鲁棒性实验分为2个部分:1)相同机器人轮速样本,不同 Q 值对应的融合准模型Kalman滤波辨识曲线和无准模型的Kalman滤波辨识曲线对比图;2)不同机器人轮速样本,同一 Q 值对应的有准模型校准的Kalman滤波辨识和无准模型校准的Kalman滤波辨识曲线图。

3.2.1 Q 值选取鲁棒性验证

取转速为60 r/min的机器人轮速样本,图6为 Q 分别取不同值采用准模型校准Kalman滤波辨识该组样本,表2为相应的辨识关键量。图7为 Q 分别取不同值无准模型校准Kalman滤波辨识该组样本,表3为相应的辨识关键量列表。

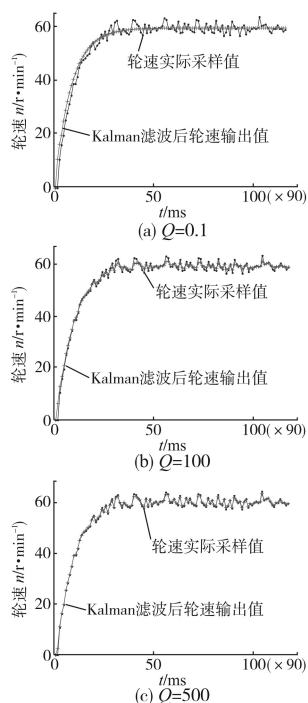


图6 不同 Q 值、准模型校准Kalman滤波辨识曲线
Fig.6 Kalman filtering identification curves with relatively accurate models calibration under the different Q values

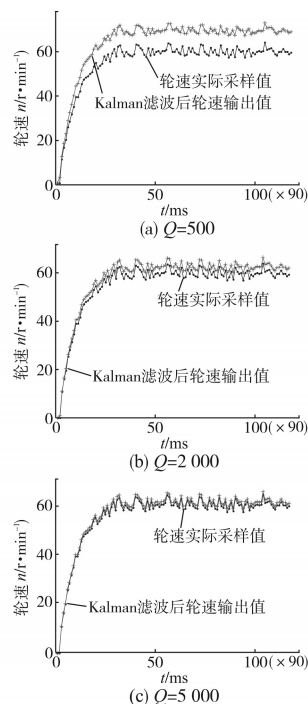


图7 不同 Q 值、无准模型校准Kalman滤波辨识曲线

Fig.7 Kalman filtering identification curves without relatively accurate models calibration under the different Q values

表2 不同 Q 值、准模型校准Kalman滤波辨识表

Tab.2 Kalman filter identification table for different Q values and with the relatively accurate model calibration

Q	稳态均值/($r \cdot \min^{-1}$)	稳态方差	上升时间/s
0.1	59.907	8.437×10^{-6}	4.870
100	59.851	5.856×10^{-1}	4.840
500	59.840	1.681	4.884

表3 不同 Q 值、无准模型校准Kalman滤波辨识表

Tab.3 Kalman filtering identification table for different Q values and without relatively accurate model calibration

Q	稳态均值/($r \cdot \min^{-1}$)	稳态方差	上升时间/s
500	68.752	4.956	5.632
2 000	62.449	2.769	5.124
5 000	60.973	2.556	5.001

由于无准确模型Kalman滤波需要大量样本点进行校准,为提高校准效率,根据经验直接采用较大的 Q 值进行运动系统辨识。其中,随机取系统状态方程系数矩阵见式(14)。

实验融合准模型校准的Kalman滤波算法选取的 Q 值分别为0.1,100,500;无准模型校准的Kalman滤波算法选取的 Q 值分别为500,2 000,5 000。样本范围较广,具有一定代表性。

从图6中可以看出,同一组样本下,在选取不同的系统噪声 Q 值时,样本辨识效果拟合度均较高。 Q 值越小则辨识出的模型输出轮速越光滑,

Q 值选取越大,辨识出的轮速与实际样本轮速值越接近。根据实际工程需求,选取不同的 Q 值得到不同的辨识模型。而从图 7 中可以看出,当 Q 值选取较小时,无准模型校准的 Kalman 滤波算法辨识出的运动系统模型与实际轮速样本存在较大差距;当 Q 值选取较大时,辨识器辨识出的模型更接近于样本值,而无法滤除噪声信号。

从表 1 中可以看出实际轮速样本的关键参量与表 2 和表 3 中的辨识得到的关键参量之间的关系,表 2 中不同 Q 值对应的是融合准模型校准的 Kalman 滤波算法,辨识出的轮速稳态均值与实际轮速样本均值较为接近。而表 3 中的关键参量数据对应的是无准模型的 Kalman 滤波,可以看出辨识所得的轮速稳态均值与实际样本的轮速稳态均值 59.843 r/min 相差较大,上升时间和稳态方差也较表 2 中的误差大。

通过以上分析可见,融合准模型校准的 Kalman 滤波器在 Q 值选取和性能方面均优于无准模型的 Kalman 滤波算法,具有更强的模型鲁棒性。

3.2.2 不同轮速模型鲁棒性验证

取 $Q=50$,采用多组不同轮速 n 输入的样本对准模型校准的 Kalman 滤波辨识进行运动系统辨识,辨识曲线图如图 8 所示,表 4 和表 5 分别为不同轮速对应的原始样本和辨识后轮速关键参量。

表 4 不同轮速原始样本表

Tab.4 Original sample table of different wheel speed

输入速度/($\text{r} \cdot \text{min}^{-1}$)	稳态均值/($\text{r} \cdot \text{min}^{-1}$)	稳态方差	上升时间/s
20	19.923	2.963	1.620
40	39.868	1.416	3.267
50	49.656	1.884	4.140
80	79.519	4.086	6.570

表 5 $Q=50$ 、准模型校准 Kalman 滤波辨识不同轮速样本表

Tab.5 Calibration Kalman filtering with relatively accurate model to identify different wheel speed samples at $Q=50$

输入速度/($\text{r} \cdot \text{min}^{-1}$)	稳态均值/($\text{r} \cdot \text{min}^{-1}$)	稳态方差	上升时间/s
20	19.951	5.743×10^{-1}	1.572
40	39.872	2.763	3.235
50	49.746	3.153×10^{-1}	4.060
80	79.598	4.211×10^{-1}	6.458

从图 8 中可以看出,实验选取的 4 组不同轮速样本经准模型校准的 Kalman 滤波算法辨识得到的轮速数据均具有较强的拟合度,表 4 和表 5 中不同轮速的稳态均值在拟合前后误差较小。而且从稳态方差可以看出,经辨识后的轮速数据稳态方差较小,系统噪声被较大程度地滤除。而

且从图 8 a 中可以看出,在机器人轮速调节时由于外界阻力作用产生一个较大的轮速毛刺,经辨识后的输出曲线毛刺较小。从稳态方差也可以看出 Kalman 滤波算法的效果,当 Q 值选取更小时将会得到更光滑的辨识曲线。

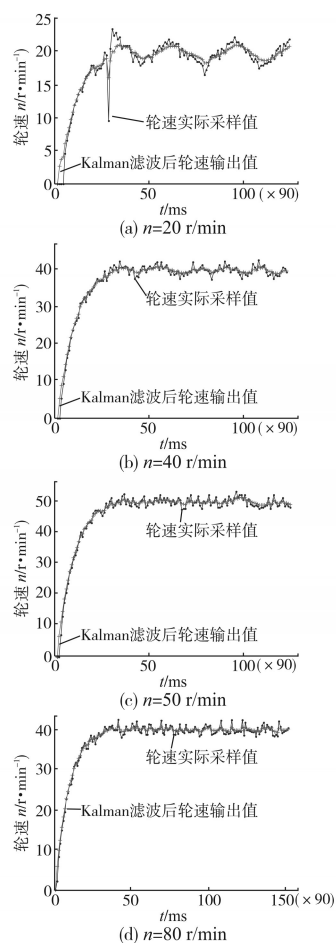


图 8 $Q=50$ 、准模型校准 Kalman 滤波辨识不同轮速样本曲线图

Fig.8 Calibration Kalman filtering with relatively accurate model to identify different wheel speed sample curves at $Q=50$

从表 4 和表 5 中的上升时间来看,辨识前后所得的上升时间几乎一致,说明融合准模型的 Kalman 滤波算法可以不失真地辨识出系统真实模型。

综上,根据曲线图和关键参数表的分析可得出,不同轮速下融合 Kalman 滤波算法能准确地辨识出机器人运动系统模型,具有较强的鲁棒性和较高的拟合度。

4 结论

本文是针对智能巡检机器人研发过程中遇到的轮速 PID 参数调节不便的问题作归纳、总结。

考虑到传统 Kalman 滤波器只在线性系统条

件下辨识效果较好,并且参数选取较为复杂等原因,故采用较为简便和鲁棒性较强的最小二乘法拟根据较准确的1组轮速采样值拟合出系统传递函数准模型。并将该准模型转化为Kalman滤波算法中的预测估计器,采用此较为精准的估计器对机器人运动系统进行校准,最后辨识出运动系统模型。

实验验证了融合准模型的Kalman滤波辨识器在 Q 值选取、拟合度、毛刺滤波、鲁棒性等方面均比无准模型的Kalman滤波辨识器具有优势。3.1节中选取大量实验样本,样本数据全面、具有代表性,并以不同条件下的辨识曲线图和辨识参量表进行逐一对比,定性、定量地验证融合准模型的Kalman滤波辨识出的系统模型精确性。从3.2节各组实验中可以得到,用准模型校准Kalman滤波辨识出的运动系统模型在 Q 值选取方面范围较广,且均有较高拟合度,使得Kalman滤波算法参数选择简便。由此可见,只需1组固定准模型进行校准,不同轮速输入的模型均具有较高的拟合度,可见在 Q 值和不同轮速输入方面具有较强的鲁棒性。

参考文献

- [1] Mercorelli P. A Decoupling Dynamic Estimator for Online Parameters Identification of Permanent Magnet Three-phase Synchronous Motors[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2012, 45(16): 757-762.
- [2] Rosen D M, Kaess M, Leonard J J. An Incremental Trust-region Method for Robust Online Sparse Least-squares Estimation[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2014, 30(5): 1091-1108.
- [3] Erazo K, Nagarajaiah S. An Offline Approach for Output-only Bayesian Identification of Stochastic Nonlinear Systems Using Unscented Kalman Filtering[J]. Journal of Sound & Vibration, 2017, 397(10): 222-240.
- [4] 龙亿,杜志江,王伟东. 基于人体运动意图卡尔曼预测的外骨骼机器人控制及实验[J]. 机器人, 2015, 37(3): 304-309.
- [5] Dolnsky K, Elikovsky S. Application of the Method of Maximum Likelihood to Identification of Bipedal Walking Robots[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2018, 26(4): 1500-1507.
- [6] 胡鹏飞,谢诞梅,熊扬恒. 一种基于白箱模型的人工神经网络参数辨识算法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(10): 2734-2741.
- [7] 黄涛,杨开明,杨进,等. 柔性结构的多输入多输出运动系统辨识方法[J]. 机械工程学报, 2016, 52(11): 42-49.
- [8] Li W, Vu V H, Liu Z, et al. Application of Adaptable Functional Series Vector Time-dependent Autoregressive Model for Extraction of Real Modal Parameters for Identification of Time-varying Systems[J]. Measurement, 2017, 103(12): 143-156.
- [9] Ahsan M, Choudhry M A. System Identification of an Airship Using Trust Region Reflective Least Squares Algorithm[J]. International Journal of Control Automation & Systems, 2017, 15(3): 1-10.
- [10] 刘正雄,鹿振宇,黄攀峰. 基于递推差分进化算法的空间机器人参数辨识[J]. 宇航学报, 2014, 35(10): 1127-1134.
- [11] 彭刚,袁兵. 基于双ARM Cortex架构的移动机器人控制器设计[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2013, 41(S1): 284-288.
- [12] Song D, Yang J, Dong M, et al. Kalman Filter-based Wind Speed Estimation for Wind Turbine Control[J]. International Journal of Control Automation & Systems, 2017, 15(3): 1-8.
- [13] Zhang J, Zhou B, Wei S, et al. Study on Sliding Mode Trajectory Tracking Control of Mobile Robot Based on the Kalman Filter[C]//IEEE International Conference on Information and Automation, 2016: 1195-1199.
- [14] Gautier M. Global Identification of Robot Drive Gains Parameters Using a Known Payload and Weighted Total Least Square Techniques[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2012, 45(16): 1389-1394.
- [15] 王志宏,王翔,吴益飞,等. 基于特征模型的PMSM调速系统离散自适应滑模控制[J]. 南京理工大学学报(自然科学版), 2015, 39(6): 637-642.

收稿日期:2018-07-11

修改稿日期:2018-10-12