



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107703741 A

(43)申请公布日 2018.02.16

(21)申请号 201710770801.X

(22)申请日 2017.08.31

(71)申请人 上海电力学院

地址 200090 上海市杨浦区平凉路2103号

(72)发明人 彭道刚 威尔江 夏飞 关欣蕾

陈跃伟 王立力 赵晨洋 邱正

(74)专利代理机构 上海科盛知识产权代理有限

公司 31225

代理人 宣慧兰

(51)Int.Cl.

G05B 13/04(2006.01)

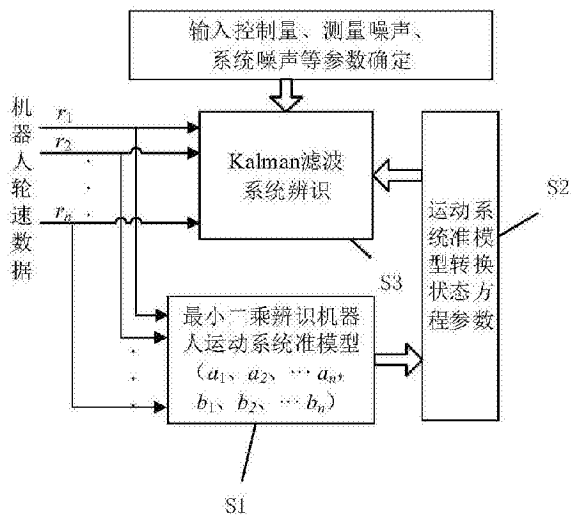
权利要求书2页 说明书8页 附图8页

(54)发明名称

基于准模型校准卡尔曼滤波的机器人运动系统辨识方法

(57)摘要

本发明涉及一种基于准模型校准卡尔曼滤波的机器人运动系统辨识方法,包括以下步骤: S1、通过最小二乘法辨识得到以机器人轮速采集数据为输入、以轮速设置值为输出的系统传递函数准模型; S2、将系统传递函数准模型转换为系统状态方程; S3、根据步骤S2的系统状态方程,得到包括系统离散化的卡尔曼滤波状态方程和量测方程的辨识模型。与现有技术相比,本发明较无准模型的卡尔曼滤波系统辨识方法,具有参数易选取、拟合度好、鲁棒性强等优点。



1. 一种基于准模型校准卡尔曼滤波的机器人运动系统辨识方法,其特征在于,包括以下步骤:

S1、通过最小二乘法辨识得到以机器人轮速采集数据为输入、以轮速设置值为输出的系统传递函数准模型;

S2、将系统传递函数准模型转换为系统状态方程;

S3、根据步骤S2的系统状态方程,得到包括系统离散化的卡尔曼滤波状态方程和量测方程的辨识模型。

2. 根据权利要求1所述的基于准模型校准卡尔曼滤波的机器人运动系统辨识方法,其特征在于,所述步骤S1中的系统传递函数准模型具体为:

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

其中, $G(s)$ 表示系统传递函数, a 、 b 分别表示准模型分母和分子的待辨识参数, i 、 j 分别表示传递函数分母和分子的阶次, m 、 n 分别表示传递函数分子和分母多项式的最高阶次。

3. 根据权利要求1所述的基于准模型校准卡尔曼滤波的机器人运动系统辨识方法,其特征在于,所述步骤S2中的系统状态方程包括一阶微分方程和输出方程,具体为:

$$\begin{cases} \dot{h} = Ah + Bu \\ z = Ch \end{cases}$$

其中, h 表示系统状态变量, \dot{h} 表示系统状态变量的一次导数, u 表示系统输入变量, z 表示系统输出变量, A 表示一阶微分方程中 h 的系数矩阵, B 表示一阶微分方程中 u 的系数矩阵, C 表示输出方程中 h 的系数矩阵。

4. 根据权利要求3所述的基于准模型校准卡尔曼滤波的机器人运动系统辨识方法,其特征在于,所述步骤S3中系统离散化的卡尔曼滤波状态方程和量测方程分别为:

$$\hat{r}_{k|k-1} = \Phi_{k,k-1} \hat{r}_{k-1} + \Gamma_{k,k-1} W_{k-1}$$

$$f_k = D_k r_k + V_k$$

其中, r_k 、 f_k 分别表示机器人在采样时刻 kT 的含噪声轮速及滤波后的轮速真值, T 表示采样周期, k 表示第 k 个采样周期, $\hat{r}_{k|k-1}$ 表示基于第 $k-1$ 个采样周期的第 k 个采样周期的含噪声轮速的最小二乘估计, \hat{r}_{k-1} 表示第 $k-1$ 个采样周期的含噪声轮速的最小二乘估计, $\Phi_{k,k-1}$ 表示机器人运动系统一步转移矩阵, $\Gamma_{k,k-1}$ 表示机器人轮速动态噪声所对应的一步转移矩阵, W_{k-1} 表示轮速动态噪声, D_k 表示第 k 个采样周期的运动系统量测矩阵, V_k 表示第 k 个采样周期的轮速输出观测噪声。

5. 根据权利要求4所述的基于准模型校准卡尔曼滤波的机器人运动系统辨识方法,其特征在于,所述系统状态方程与系统离散化的卡尔曼滤波状态方程和量测方程的参数分别具有以下数学关系:

$$\Phi_{k,k-1} = A$$

$$\Gamma_{k,k-1} = B$$

$D_k = C。$

基于准模型校准卡尔曼滤波的机器人运动系统辨识方法

技术领域

[0001] 本发明涉及智能巡检机器人系统模型辨识领域,尤其是涉及一种基于准模型校准卡尔曼滤波的机器人运动系统辨识方法。

背景技术

[0002] 从行业发展趋势可以看出,巡检机器人将在未来的各个领域占有较大的市场,其中在变电站、校园、工厂、军工、船舶等场所的应用尤为广泛。针对在研发过程中轮速控制调试不便相关问题提出的解决方案,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。

[0003] 建立机器人运动模型的方法有理论分析法、实验分析法,或者将两者结合的方法。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轮速数据来拟合模型,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较为方便。

[0004] 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,但传统卡尔曼滤波具有拟合度和线性化等方面的不足。

发明内容

[0005] 本发明的目的就是为了解决上述现有技术存在的缺陷而提供一种。

[0006] 本发明的目的可以通过以下技术方案来实现:

[0007] 一种基于准模型校准卡尔曼滤波的机器人运动系统辨识方法,包括以下步骤:

[0008] S1、通过最小二乘法辨识得到以机器人轮速采集数据为输入、以轮速设置值为输出的系统传递函数准模型;

[0009] S2、将系统传递函数准模型转换为系统状态方程;

[0010] S3、根据步骤S2的系统状态方程,得到包括系统离散化的卡尔曼滤波状态方程和量测方程的辨识模型。

[0011] 优选的,所述步骤S1中的系统传递函数准模型具体为:

$$[0012] \quad G(s) = \frac{\sum_{j=0}^m b_j s^j}{\sum_{i=0}^n a_i s^i} \quad (n > m)$$

[0013] 其中,G(s)表示系统传递函数,a、b分别表示准模型分母和分子的待辨识参数,i、j分别表示传递函数分母和分子的阶次,m、n分别表示传递函数分子和分母多项式的最高阶次。

[0014] 优选的,所述步骤S2中的系统状态方程包括一阶微分方程和输出方程,具体为:

$$[0015] \begin{cases} \dot{h} = Ah + Bu \\ z = Ch \end{cases}$$

[0016] 其中,h表示系统状态变量, \dot{h} 表示系统状态变量的一次导数,u表示系统输入变量,z表示系统输出变量,A表示一阶微分方程中h的系数矩阵,B表示一阶微分方程中u的系数矩阵,C表示输出方程中h的系数矩阵。

[0017] 优选的,所述步骤S3中系统离散化的卡尔曼滤波状态方程和量测方程分别为:

$$[0018] \hat{r}_{k|k-1} = \Phi_{k,k-1} \hat{r}_{k-1} + \Gamma_{k,k-1} W_{k-1}$$

$$[0019] f_k = D_k r_k + V_k$$

[0020] 其中, r_k 、 f_k 分别表示机器人在采样时刻kT的含噪声轮速及滤波后的轮速真值,T表示采样周期,k表示第k个采样周期, $\hat{r}_{k|k-1}$ 表示基于第k-1个采样周期的第k个采样周期的含噪声轮速的最小二乘估计, \hat{r}_{k-1} 第k-1个采样周期的含噪声轮速的最小二乘估计, $\Phi_{k,k-1}$ 表示机器人运动系统一步转移矩阵, $\Gamma_{k,k-1}$ 表示机器人轮速动态噪声所对应的一步转移矩阵, W_{k-1} 表示轮速动态噪声, D_k 表示第k个采样周期的运动系统量测矩阵, V_k 表示第k个采样周期的轮速输出观测噪声。

[0021] 优选的,所述系统状态方程与系统离散化的卡尔曼滤波状态方程和量测方程的参数分别具有以下数学关系:

$$[0022] \Phi_{k,k-1} = A$$

$$[0023] \Gamma_{k,k-1} = B$$

$$[0024] D_k = C。$$

[0025] 与现有技术相比,本发明具有以下优点:

[0026] 1、最小二乘法准模型校准的卡尔曼滤波相比于无准模型校准的卡尔曼滤波,辨识效果更好,Q值选取范围较广,参数调节方便,无需多次试凑系统噪声Q值。

[0027] 2、准模型校准的卡尔曼滤波在不同Q值和轮速输入条件下均得到较好的拟合效果,具有较强的模型鲁棒性。

附图说明

[0028] 图1为本发明的机器人运动系统辨识平台结构示意图;

[0029] 图2为本发明的方法流程框图;

[0030] 图3为本发明Q=0.015时准模型校准卡尔曼滤波的辨识曲线;

[0031] 图4为本发明Q=0.015时准模型校准卡尔曼滤波的增益变化曲线;

[0032] 图5为本发明Q=2000时无准模型校准卡尔曼滤波的辨识曲线;

[0033] 图6为本发明Q=2000时无准模型校准卡尔曼滤波的增益变化曲线;

[0034] 图7为本发明Q=0.1时准模型校准卡尔曼滤波的辨识曲线;

[0035] 图8为本发明Q=100时准模型校准卡尔曼滤波的辨识曲线;

[0036] 图9为本发明Q=500时准模型校准卡尔曼滤波的辨识曲线;

[0037] 图10为本发明Q=500时无准模型校准卡尔曼滤波的辨识曲线;

- [0038] 图11为本发明 $Q=2000$ 时无准模型校准卡尔曼滤波的辨识曲线；
- [0039] 图12为本发明 $Q=5000$ 时无准模型校准卡尔曼滤波的辨识曲线；
- [0040] 图13为本发明 $Q=50$ 、轮速为 $20\text{r}/\text{min}$ 时准模型校准卡尔曼滤波的辨识曲线；
- [0041] 图14为本发明 $Q=50$ 、轮速为 $40\text{r}/\text{min}$ 时准模型校准卡尔曼滤波的辨识曲线；
- [0042] 图15为本发明 $Q=50$ 、轮速为 $50\text{r}/\text{min}$ 时准模型校准卡尔曼滤波的辨识曲线；
- [0043] 图16为本发明 $Q=50$ 、轮速为 $80\text{r}/\text{min}$ 时准模型校准卡尔曼滤波的辨识曲线。

具体实施方式

[0044] 下面结合附图和具体实施例对本发明进行详细说明。本实施例以本发明技术方案为前提进行实施,给出了详细的实施方式和具体的操作过程,但本发明的保护范围不限于下述的实施例。

[0045] 本申请提出的基于准模型校准卡尔曼滤波的巡检机器人运动系统辨识方法,用于工业和生活中涉及安全的各个领域机器人的智能巡检,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卡尔曼滤波器等环节组成。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。

[0046] 实施例一

[0047] 图1所示为本实施例的巡检机器人运动系统辨识平台结构示意图,巡检机器人控制平台由STM32F407ARM为主控芯片的遥控器、以STM32F103ARM为核心的PID主控制器、2.4G无线通信模块、电机驱动器模块、霍尔测速传感器、复合滤波器等构成。

[0048] 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。

[0049] 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尔测速传感器,霍尔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,并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。

[0050] 如图2所示,一种基于准模型校准卡尔曼滤波的机器人运动系统辨识方法,包括以下步骤:

[0051] S1、通过最小二乘法辨识得到以机器人轮速采集数据为输入、以轮速设置值为输出的系统传递函数准模型;

[0052] S2、将系统传递函数准模型转换为系统状态方程;

[0053] S3、根据步骤S2的系统状态方程,得到包括系统离散化的卡尔曼滤波状态方程和量测方程的辨识模型。

[0054] 步骤S1中系统传递函数准模型具体为:

[0055]

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

[0056] 其中, $G(s)$ 表示系统传递函数, a 、 b 分别表示准模型分母、分子的待辨识参数, i 、 j 分别表示传递函数分母和分子的阶次, m 、 n 分别表示传递函数分子和分母多项式的最高阶次。

[0057] 设待估参数:

[0058] $\theta_i = (a_i, b_i), i = 1, 2, \dots, n$

[0059] 且:

[0060] $b_l = 0, l = m, m+1, \dots, n$

[0061] 则写成向量形式的传递函数准模型为:

[0062] $Y = X\theta$ [0063] 其中, Y 表示输出向量, X 表示输入向量。式中,

$$[0064] \quad Y = \begin{bmatrix} y(1) \\ y(2) \\ \vdots \\ y(m) \end{bmatrix}, \quad \theta = \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \vdots \\ \theta_n \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} x_1(1) \cdots x_n(1) \\ x_1(2) \cdots x_n(2) \\ \vdots \\ x_1(m) \cdots x_n(m) \end{bmatrix}$$

[0065] 其中, $y(m)$ 表示输出向量的第 m 个观测值, $x_n(m)$ 表示输入向量中第 m 组观测值的第 n 个值。

[0066] 根据最小二乘法相关推导过程可得:

$$[0067] \quad \hat{\theta} = (X^T X)^{-1} X^T Y$$

[0068] 式中, $\hat{\theta}$ 为待估参数 θ 的最小二乘估计。

[0069] 机器人轮速采集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两处应用: a、作为最小二乘法辨识器的输入, 得到运动系统准模型; b、作为卡尔曼滤波器的输入, 得到各输入的估计输出数据。

[0070] 本实施例中, 以机器人设置轮速为 60r/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 阶模型作为机器人卡尔曼滤波器的准模型, 经最小二乘法估计可得:

$$[0071] \quad a = [1 \quad -0.4321 \quad -0.3008 \quad -0.1422]$$

$$[0072] \quad b = [0 \quad 0.05 \quad 0.07173 \quad 0.003417]$$

[0073] 将 a 、 b 代入式 (1) 中得到系统传递函数准模型:

[0074]

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

[0075] 步骤 S2 中的系统状态方程包括一阶微分方程和输出方程, 具体为:

[0076]

$$\begin{cases} \dot{h} = Ah + Bu \\ z = Ch \end{cases} \quad (3)$$

[0077] 其中, h 表示系统状态变量, \dot{h} 表示系统状态变量的一次导数, u 表示系统输入变量, z 表示系统输出变量, A 表示一阶微分方程中 h 的系数矩阵, B 表示一阶微分方程中 u 的系数矩阵, C 表示输出方程中 h 的系数矩阵。将式(2)转换为式(3)的状态方程,可得式中:

$$[0078] \quad A = \begin{bmatrix} 0.4321 & 0.3008 & 0.1422 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad C = [0.05 \ 0.07173 \ 0.003417]$$

[0079] 将系统状态方程代入卡尔曼滤波器的状态方程和量测方程中,作为系统预测估计器进行系统辨识。

[0080] 步骤S3中系统离散化的卡尔曼滤波状态方程和量测方程分别为:

$$[0081] \quad \hat{r}_{k|k-1} = \Phi_{k,k-1} \hat{r}_{k-1} + \Gamma_{k,k-1} W_{k-1}$$

$$[0082] \quad f_k = D_k r_k + V_k$$

[0083] 其中, r_k 、 f_k 分别表示机器人在采样时刻 kT 的含噪声轮速及滤波后的轮速真值,其中, T 表示采样周期, k 表示第 k 个采样周期, $\hat{r}_{k|k-1}$ 表示基于第 $k-1$ 个采样周期的第 k 个采样周期的含噪声轮速的最小二乘估计, \hat{r}_{k-1} 第 $k-1$ 个采样周期的含噪声轮速的最小二乘估计, $\Phi_{k,k-1}$ 表示机器人运动系统一步转移矩阵, $\Gamma_{k,k-1}$ 表示机器人轮速动态噪声所对应的一步转移矩阵, W_{k-1} 表示轮速动态噪声, D_k 表示第 k 个采样周期的运动系统量测矩阵, V_k 表示第 k 个采样周期的轮速输出观测噪声。

[0084] 根据相关推导过程可得卡尔曼滤波公式的滤波方程、增益方程、预报误差方差方程和滤波误差方差方程等。

[0085] 通过最小二乘法所得到的机器人准模型状态方程代入卡尔曼滤波器的状态方程和量测方程中,可得:

$$[0086] \quad \Phi_{k,k-1} = A = \begin{bmatrix} 0.4321 & 0.3008 & 0.1422 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad \Gamma_{k,k-1} = B = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$[0087] \quad D_k = C = [0.05 \ 0.07173 \ 0.003417]$$

[0088] 从而得到包括系统离散化的卡尔曼滤波状态方程和量测方程的辨识模型:

$$[0089] \quad \hat{r}_{k|k-1} = \begin{bmatrix} 0.4321 & 0.3008 & 0.1422 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \hat{r}_{k-1} + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} W_{k-1}$$

$$[0090] \quad f_k = [0.05 \ 0.07173 \ 0.003417] r_k + V_k。$$

[0091] 实施例二

[0092] 本实施例对有准模型校准和无准模型校准的卡尔曼滤波在相同设定轮速下的辨识效果进行比较。

[0093] 采用同一组机器人轮速采样数据,分别采用有准模型校准的卡尔曼滤波和无准模型的卡尔曼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进行对比验证,最终得到两种情况下的对比效果。由于卡尔曼滤波算法中融合了准模型,可以将系统噪声参数Q值适当取小,本实施例中取Q值大小为0.015。当设定的机器人轮速为60r/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卡尔曼滤波器,绘制拟合曲线图,如图3所示,括号中“*90ms”表示横坐标轴的值乘以90ms为实际时间。图4所示为相应的增益变化曲线。

[0094] 当无准模型校准的卡尔曼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 $Q=2000$,系数矩阵 $A=[1 \ 0.3 \ 0.1; 1 \ 0 \ 0; 0 \ 1 \ 0]$ 、 $B=[1; 0; 0]$ 、 $C=[-3.1412e-13; 0.17667; 0.040405]$ 时对运动系统进行辨识。辨识曲线图和卡尔曼滤波增益分别如图5、图6所示。

[0095] 从图3、4可以看出,融合准模型的卡尔曼滤波系统辨识的轮速曲线与实际轮速采样值基本重合,且卡尔曼滤波增益呈减小趋势后恒定为一较小值,说明轮速辨识误差反馈量逐渐减小至较小恒定值,说明预测更侧重于准模型的输出结果。

[0096] 从图5、6可以看出,无准模型的卡尔曼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,且卡尔曼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有初始较小值逐渐增加至较大的恒定值,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。

[0097] 表1所示为对有无准模型校准的卡尔曼滤波辨识定量分析结果。

[0098] 表1有无准模型校准的卡尔曼滤波辨识定量分析结果

[0099]	稳态均值 (r/min)	稳态方差	上升时间 (s)
实际采样	59.843	2.695	4.914
准模型校准卡尔曼滤波 辨识 ($Q = 0.015$)	59.908	6.144×10^{-6}	4.871
[0100] 无准模型校准卡尔曼滤波 辨识 ($Q = 2000$)	62.449	2.769	5.123
效果改进	4.2%	——	-0.68%

[0101] 从表1中可以看出,无准模型校准的卡尔曼滤波辨识出的轮速稳态均值较有准模型校准的卡尔曼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%。可见准模型校准的卡尔曼滤波辨识效果更好,而且参数调节方便,无需多次试凑系统噪声Q值。

[0102] 实施例三

[0103] 本实施例对有准模型校准和无准模型校准的卡尔曼滤波辨识的鲁棒性进行比较,采用不同的Q值进行辨识,并作出辨识曲线和关键参数定量分析表。

[0104] 取转速为60r/min的机器人轮速样本,图7~9所示为Q分别取不同值时采用准模型校准卡尔曼滤波辨识该组样本的辨识曲线,表2为相应的辨识关键量。如图10~12所示,为Q

分别取不同值时无准模型校准卡尔曼滤波辨识该组样本的辨识曲线,表3为相应的辨识关键量列表。

[0105] 由于无准确模型卡尔曼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为 $A=[1 \ 0.3 \ 0.1; 1 \ 0 \ 0; 0 \ 1 \ 0]$ 、 $B=[1; 0; 0]$ 、 $C=[-3.1412e-13; 0.17667; 0.040405]$ 。

[0106] 本实施例中,准模型校准的卡尔曼滤波算法选取的Q值分别为0.1、100、500,无准模型校准的卡尔曼滤波算法选取的Q值分别为500、2000、5000,样本范围较广,具有一定代表性。

[0107] 从图7~9中可以看出,同一组样本下,虽选取不同的系统噪声Q值,但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,可以得到不同效果的辨识模型。而从图10~12中可以看出,当Q值选取较小时,无准模型校准的卡尔曼滤波算法辨识出的轮速曲线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。

[0108] 表2不同Q值、准模型校准卡尔曼滤波辨识参数表

[0109]	Q	稳态均值 (r/min)	稳态方差	上升时间 (s)
	0.1	59.907	8.437×10^{-6}	4.870
[0110]	100	59.851	5.856×10^{-1}	4.840
	500	59.840	1.681	4.884

[0111] 表3不同Q值、无准模型校准卡尔曼滤波辨识参数表

[0112]	Q	稳态均值 (r/min)	稳态方差	上升时间 (s)
	500	68.752	4.956	5.632
	2000	62.449	2.769	5.124
	5000	60.973	2.556	5.001

[0113] 表2和表3分别是有、无准模型校准的卡尔曼滤波算法在不同Q值条件下辨识出的系统模型主要参数表。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值对应的是准模型校准的卡尔曼滤波算法,辨识出的轮速稳态均值与实际轮速样本均值较为接近。表3中的关键参量数据对应的是无准模型的卡尔曼滤波,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59.843r/min相差较大,上升时间和稳态方差也较表2中的误差大。

[0114] 可见融合准模型校准的卡尔曼滤波器在Q值选取和性能方面均优于无准模型的卡尔曼滤波算法,具有更强的模型鲁棒性。

[0115] 实施例四

[0116] 本实施例对准模型校准卡尔曼滤波辨识在不同设定轮速下的模型鲁棒性进行验证。取 $Q=50$,采用多组不同设定轮速的样本进行准模型校准的卡尔曼滤波运动系统辨识,

图13~16所示为辨识曲线图,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。

[0117] 表4不同轮速原始样本表

	输入速度 (r/min)	稳态均值 (r/min)	稳态方差	上升时间 (s)
[0118]	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

[0119] 表5Q=50、准模型校准卡尔曼滤波辨识不同轮速样本表

	输入速度 (r/min)	稳态均值 (r/min)	稳态方差	上升时间 (s)
[0120]	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

[0121] 从图13~16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卡尔曼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。从图10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卡尔曼滤波算法的效果,当Q值选取更小时将会得到更光滑的辨识曲线。

[0122] 不同设定轮速的模型均具有较高的拟合度,可见准模型校准卡尔曼滤波在不同设定轮速方面具有较强的鲁棒性。

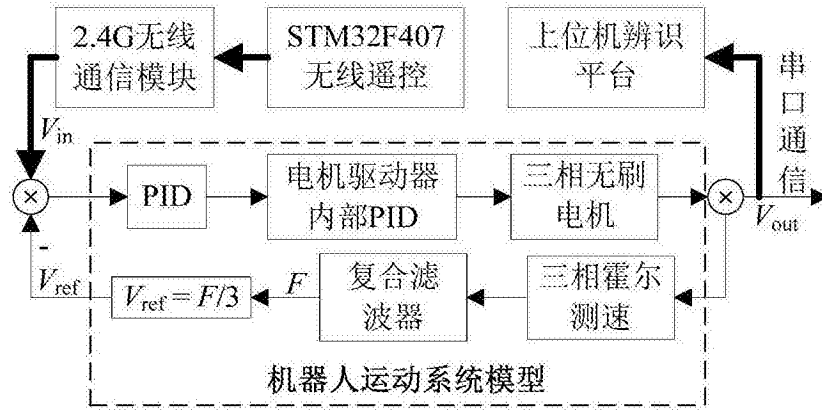


图1

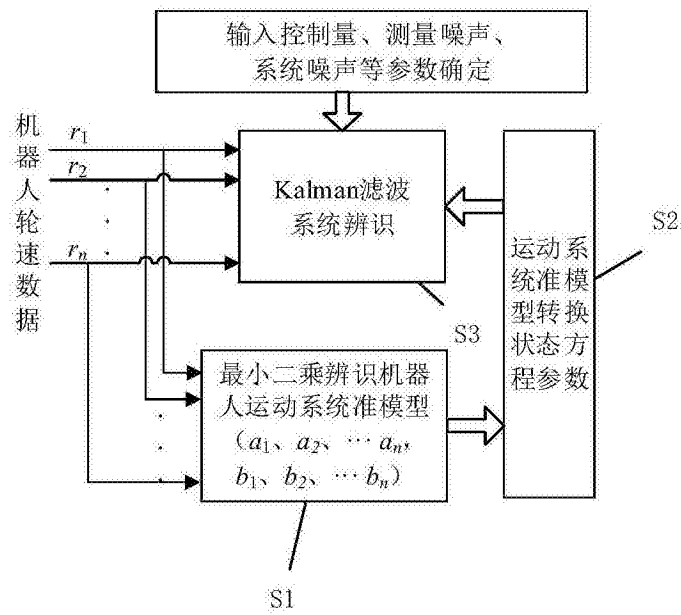


图2

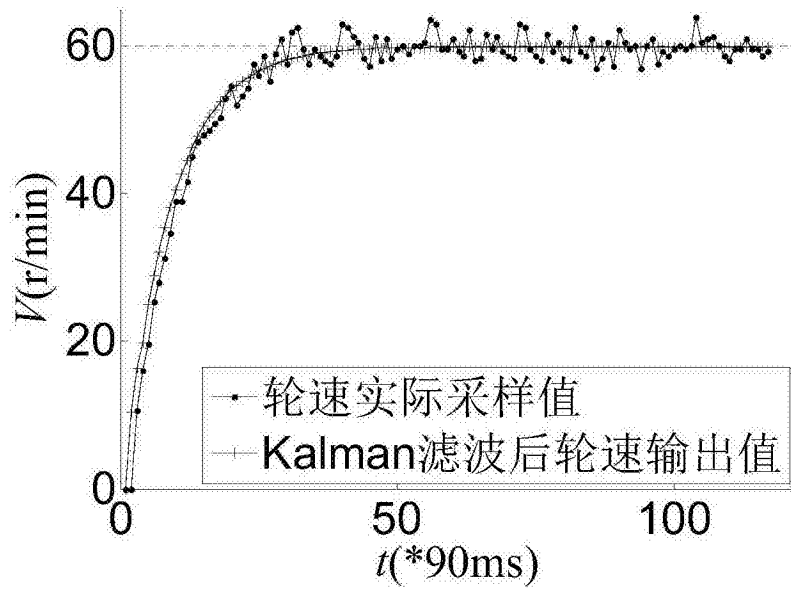


图3

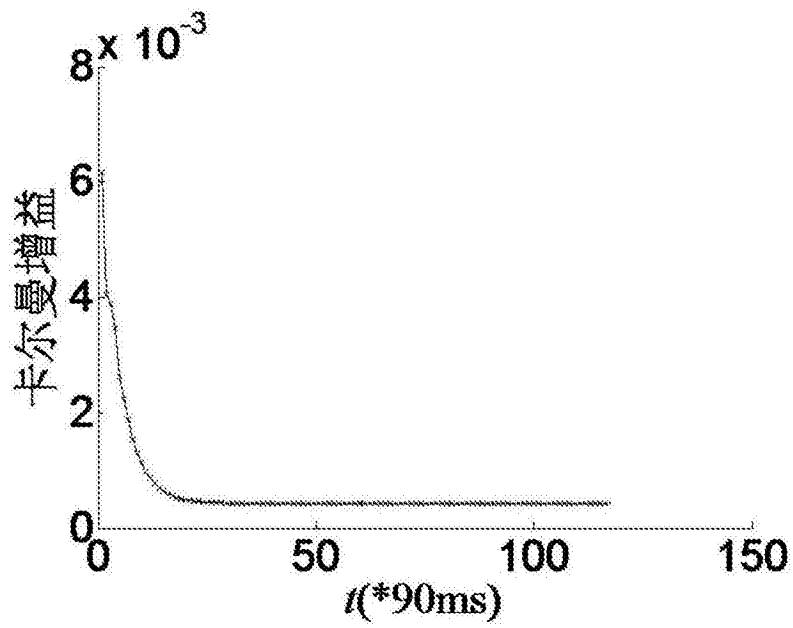


图4

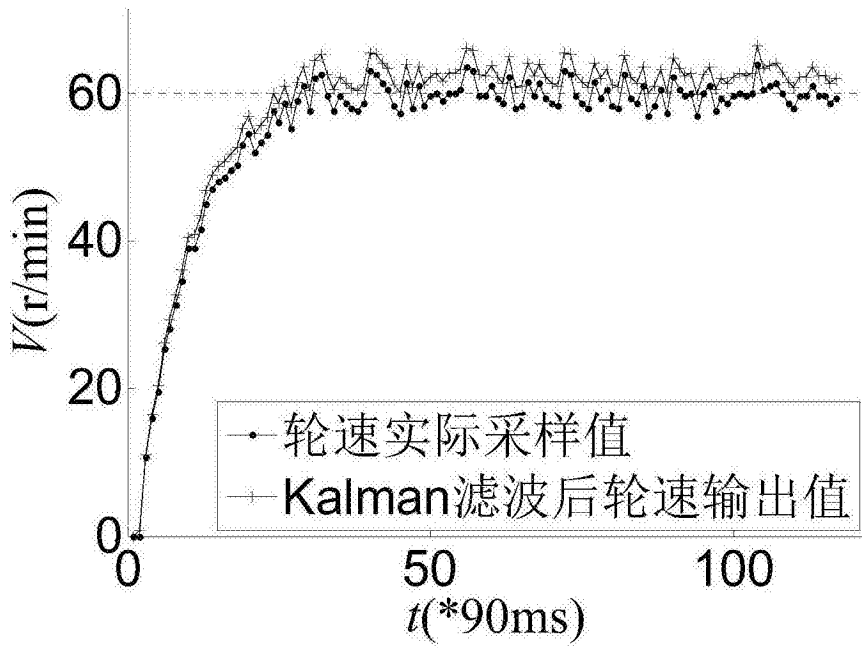


图5

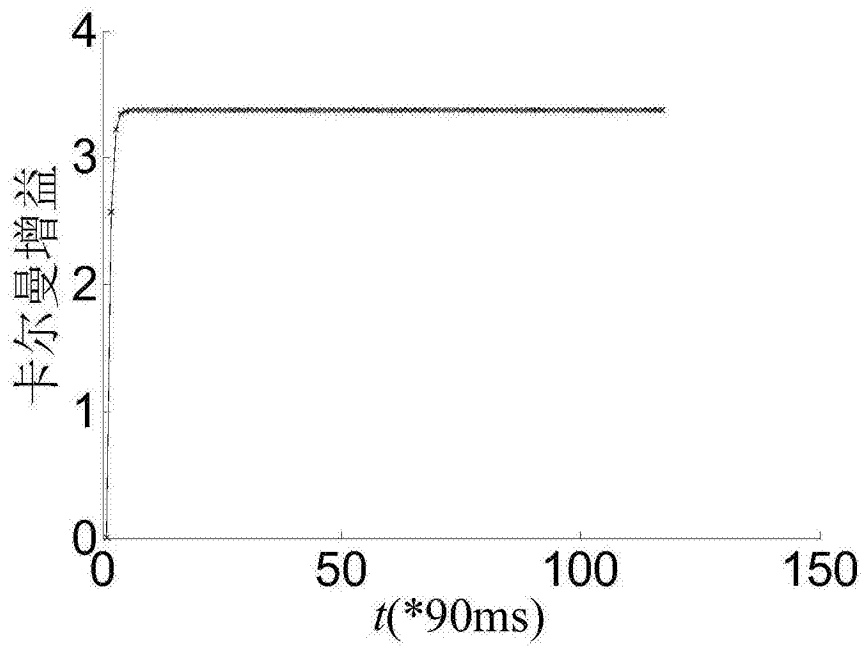


图6

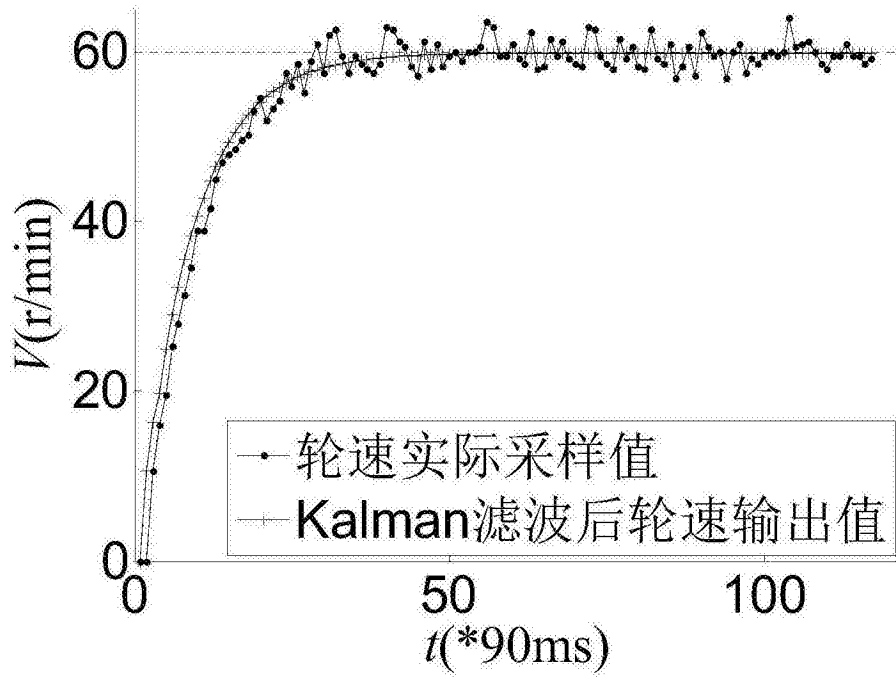


图7

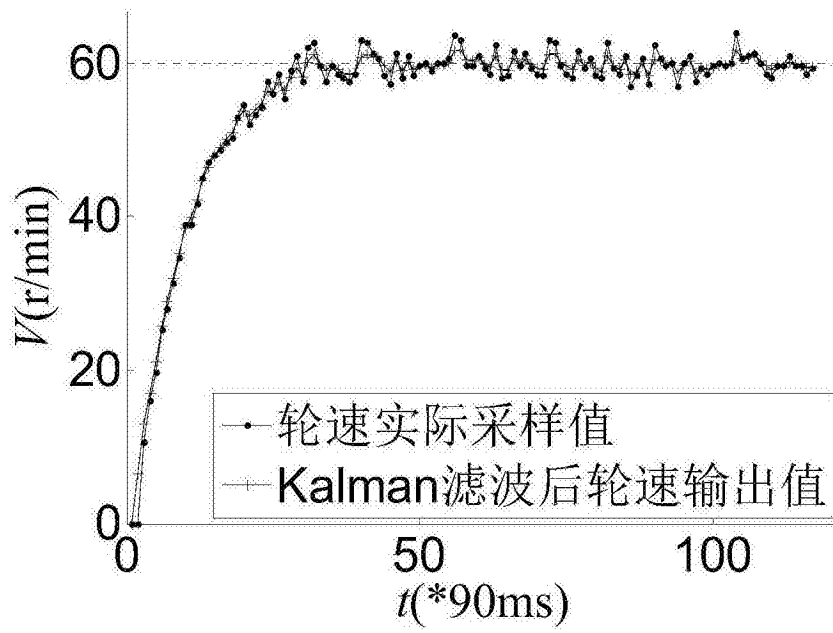


图8

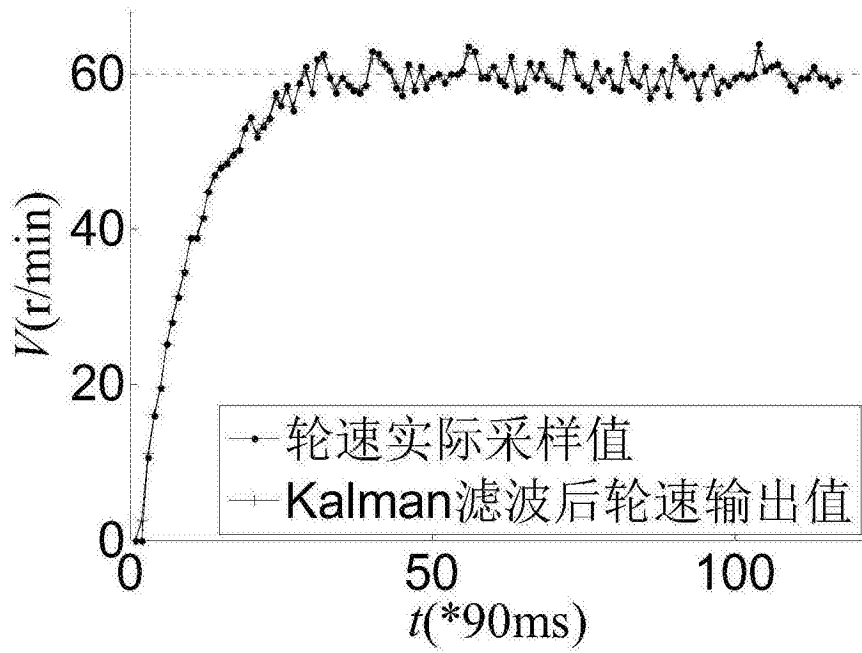


图9

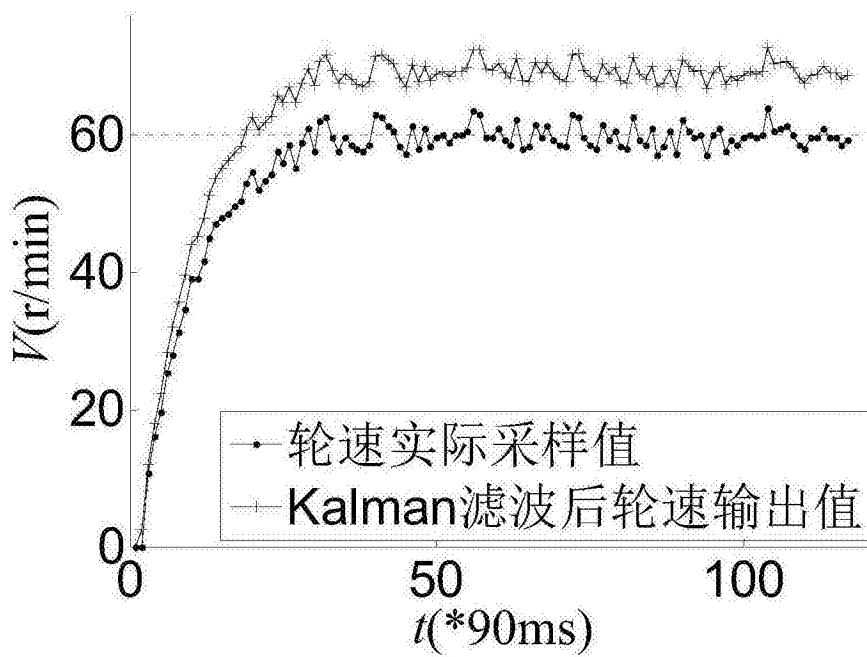


图10

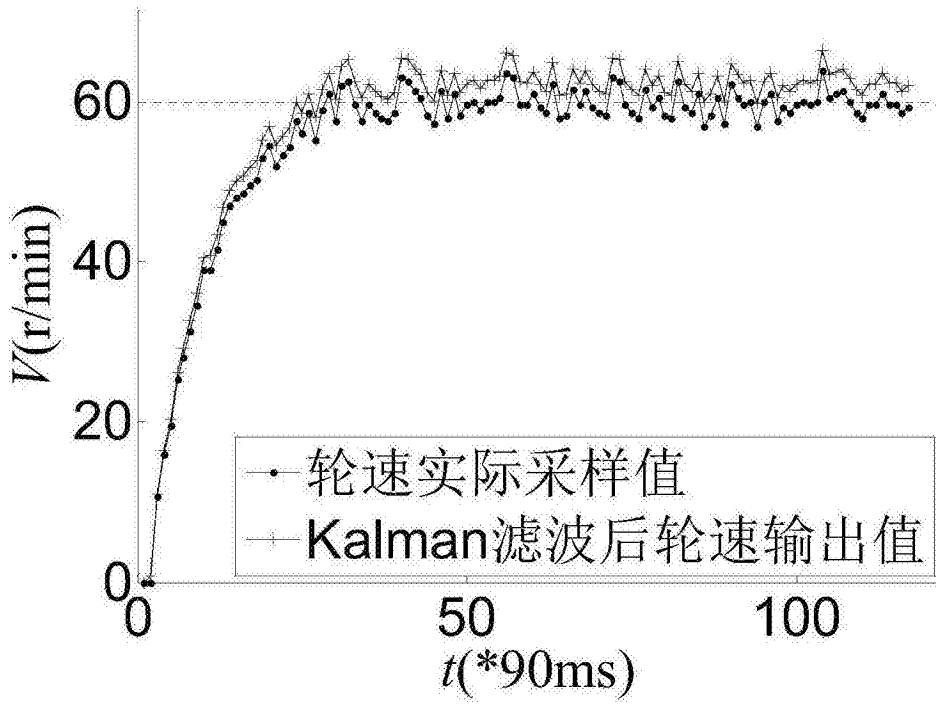


图11

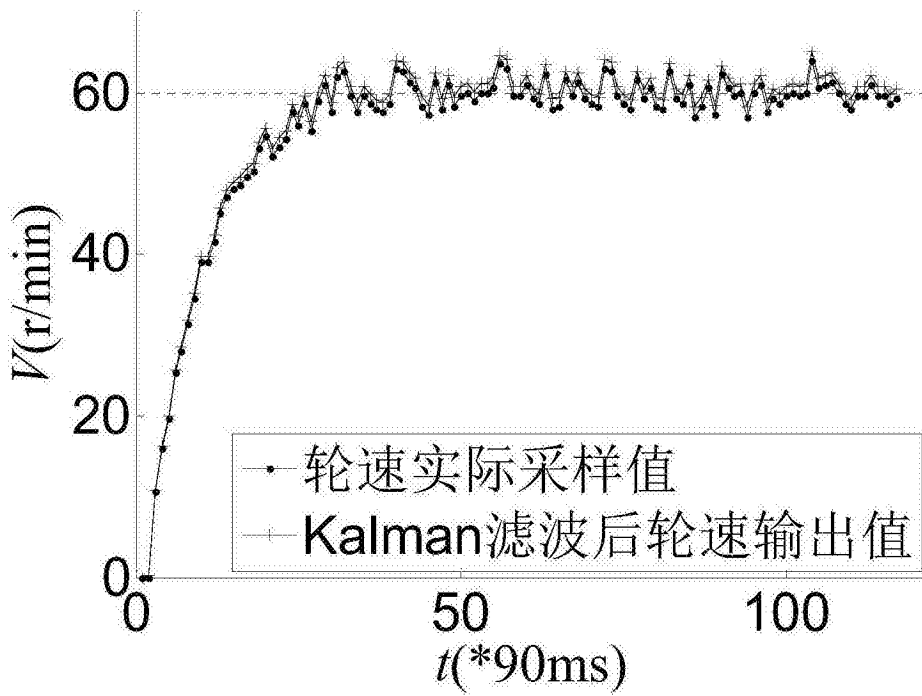


图12

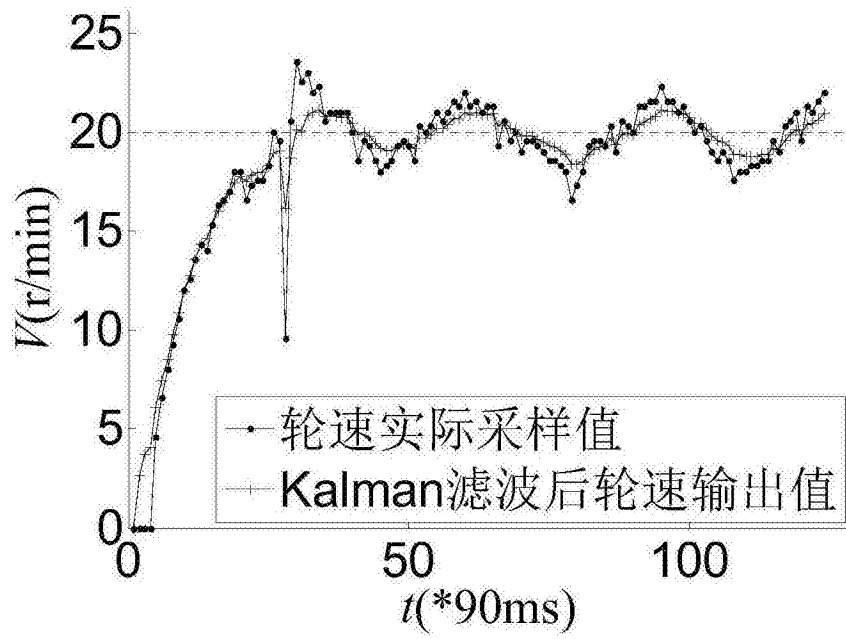


图13

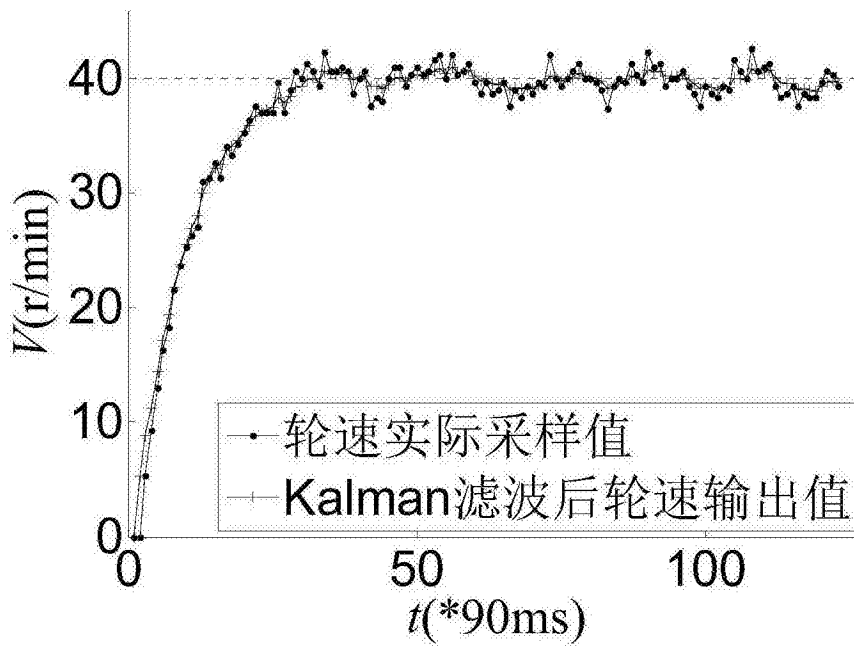


图14

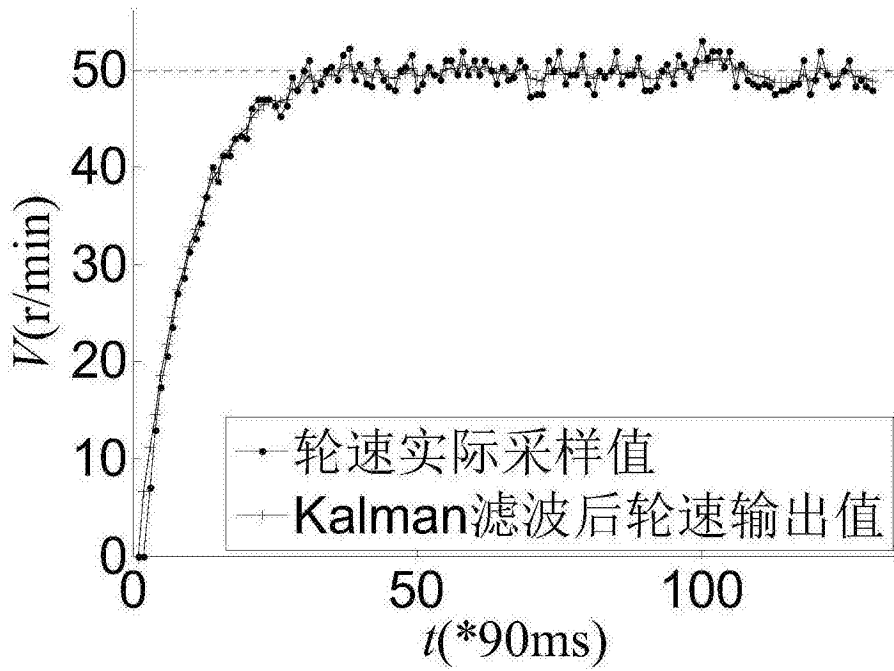


图15

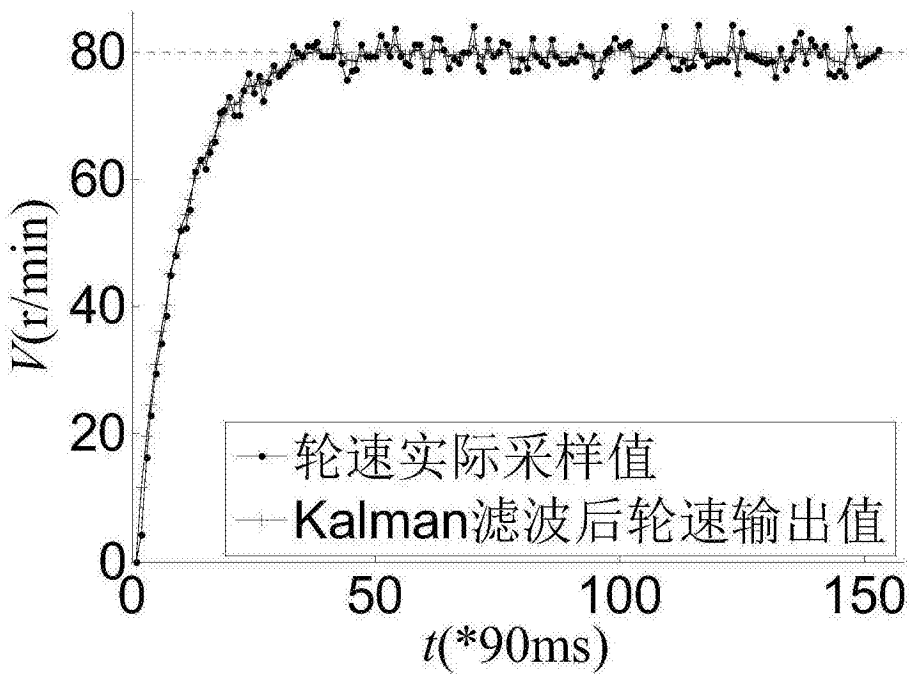


图16