

DOI: 10.3901/JME.2018.02.138

# 干式 DCT 离合器无刷直流作动电机 双卡尔曼滤波故障诊断\*

赵治国 李航宇 雷 丹

(同济大学新能源汽车工程中心 上海 201804)

**摘要:** 实时有效地对离合器作动电机进行在线故障诊断并进行容错控制, 是保证干式双离合自动变速器(Dry dual clutch transmission, DDCT)安全可靠工作和实现干式 DCT 快速动力换挡的前提条件。论文针对 6 速干式 DCT 离合器作动电机, 采用双卡尔曼滤波算法对电机相关状态及参数进行了联合仿真估计, 并通过台架试验对估计算法进行了试验验证。结果表明: 所采用的双卡尔曼状态及参数联合估计算法能对离合器作动电机的状态和参数进行有效估计, 估计误差不大于 2%, 且能进一步实时在线诊断出传感器无法检测的电机潜在故障, 为后续干式 DCT 容错控制研究奠定了基础。

**关键词:** 干式 DCT; 离合器无刷直流作动电机; 双卡尔曼滤波; 状态及参数联合估计; 故障诊断

**中图分类号:** TG156

## Fault Diagnosis Based on Dual Kalman Filter of Clutch Brushless DC Actuator Motor for Dry Dual Clutch Transmission

ZHAO Zhiguo LI Hangyu LEI Dan

(Clean Energy Automotive Engineering Center, Tongji University, Shanghai 201804)

**Abstract:** Fault diagnosis and its tolerant control online of the clutch actuator motor quickly and effectively is the precondition to ensure safe and reliable operation of dry dual clutch transmission(DDCT) and to accomplish its power shift. Dual Kalman filter is used to jointly estimate the states and parameters of clutch brushless DC actuator motor of six-speed DDCT. And the feasibility of estimation algorithm is verified by bench test. Results show that the proposed joint estimation algorithm can estimate the states and parameters of the clutch actuator motor effectively with the relative error no more than 2%, and the proposed algorithm can furtherly diagnose the potential fault of the motor in real time which can't be found through sensor signals. The study lays a foundation for the subsequent fault tolerant control of the DDCT.

**Key words:** dry dual clutch transmission; clutch brushless dc actuator motor; dual kalman filter; state and parameters joint estimation; fault diagnosis

## 0 前言

干式双离合自动变速器(Dry dual clutch transmission, DDCT)各方面性能已得到不断完善, 其装车率与日剧增, 产品的一致性和可靠性问题也日益凸显。相对于机械传动机构, 干式 DCT 复杂的控制系统导致离合器、同步器及其作动电机出现故障的可能性增大。如何降低故障发生的频率, 并提高故障诊断的准确性已成为 DCT 技术研究的关键。双离合模

块是干式 DCT 的关键部件, 其离合器无刷直流作动电机的可靠工作是发挥双离合模块功能的前提, 离合器作动电机一旦发生严重故障, 不但会损坏电机本身, 衰减离合器使用寿命, 甚至会导致车辆起步及换挡失败, 发动机动力无法传递给整车。所以实现离合器作动电机的实时在线故障诊断就变得尤为必要。

传统的电机故障诊断方法主要有三种, 第一种为基于信号处理的故障诊断方法, 杨鹏等<sup>[1]</sup>利用小波变换擅长处理非平稳信号的特点, 以其优良的时频局部化特性, 将采集到的高速无刷直流电机信号分解成数个不同频层的信号。通过将不同频层的信号进行离散化, 得到各频层的能量值来表示该层信号的状态。将采集信号的各频层能量值与标准信号

\* 国家自然科学基金资助项目(51275355, 51675381)。20170614 收到初稿, 20171024 收到修改稿

的各频层的能量值相比较,准确地发现隐藏在原始信号中的微弱突变信号,从而能准确找出淹没在多频段混叠信号中的故障信号。田慕玲<sup>[2]</sup>利用所测得的振动信号和电流信号,先采用浮动阈值法进行小波去噪,再对去噪后的信号利用小波包进行六层分解,结合快速傅里叶变换后的频谱图,对特定的频率段与正常信号相应的能量进行比对,确定故障频率,从而找出故障。但没有将智能算法与小波分析法相结合,因为有时单靠电机电流或振动信号的小波变换难以对故障做出准确诊断,所以需通过智能算法进行模糊逻辑推理,来实现对故障的准确定位。第二类常用的电机故障诊断方法为基于知识的故障诊断方法,其中包括专家系统故障诊断方法、模糊故障诊断方法以及神经网络故障诊断方法。专家系统故障诊断方法在于利用专家的领域知识、经验为故障诊断服务。于际河<sup>[3]</sup>提出了基于神经网络的可变结构电机故障诊断模型,旨在提高故障诊断的正确率。但是传统的专家系统无法进行自学习与自适应。刘朝云等<sup>[4]</sup>针对专家系统不能进行自学习、自适应的问题,提出了基于神经网络专家系统的异步电机故障诊断方法,将小波神经网络与和专家系统相结合,充分发挥两者的优点,降低了故障诊断的误差。王传军等<sup>[5]</sup>则将模糊故障诊断与专家系统故障诊断两种方法相结合开发了电动汽车电机故障诊断专家系统检测仪。陈胜义<sup>[6]</sup>将基于信号的故障诊断方法与基于知识的故障诊断方法有机结合起来,应用小波分解与重构算法提取了微电机各种故障信号的频段能量,并建立能量到故障的映射关系,最后将故障特征参数样本输入BP神经网络算法中训练,建立故障分类器,从而实现了故障的智能识别。但是基于知识的故障诊断方法在自适应能力、学习能力及实时性方面还存在不同程度的局限性;第三种方法为基于模型的故障诊断方法,也是本文所采用的方法,该方法在建立被诊断对象精确的数学模型的基础上,可以充分利用了系统内部的深层知识,对一些传感器无法测量的故障进行诊断,该方法主要包括状态估计和参数估计。当系统发生故障时,系统参数会随之变化,系统参数往往与系统故障存在映射关系,即可以通过实时估计系统参数来对电机进行故障诊断,并且基于此方法可以对电机故障进行初步的故障分离。考虑到当电机发生故障时,不仅可能引起系统参数的变化,还可能引起系统状态的变化,仅仅依靠对电机参数的估计往往不能对电机的故障进行准确的诊断。所以本文通过电机参数及状态联合估计的方法来对电机进行故障诊断以提高故障诊断的精度。

考虑到电机参数直接与电机物理特性相关,可直接通过对电机参数的估计来对动态系统进行识别。李宏、王崇武等<sup>[7]</sup>通过测量电机电压、电流以及转速,采用最小二乘辨识方法,对无刷直流电机(Brushless direct current motor, BLDCM)参数以及螺旋桨推力系数进行了估计,并分析这些参数在电机运行过程中的变化情况以获得电机的故障信息。但该方法需要电机转速在工作点附近小幅波动,才能获得较好的辨识效果,转速波动必然会影响电机的控制精度。OLAF等<sup>[8]</sup>基于所搭建的无刷直流电机数学模型,同样采用最小二乘辨识方法,通过测量电机的电压、电流以及转速,对电枢绕组的阻值、反电动势系数进行了在线估计,依据所估计的结果对电机进行故障诊断。但该方法只通过电机参数变化来判断电机有无故障,并没有考虑电机的运行状态。HAMOUDI等<sup>[9]</sup>提出了基于参数估计的离线和在线两种匝间短路故障检测方法。其中一种方法是基于滚动时域的估计,该方法将离线测量和参数在线估计相结合,实时检测电机匝间短路故障,仿真和试验结果表明该算法可以有效地对感应电机匝间短路故障进行诊断。FANG等<sup>[10]</sup>同样将参数估计用于感应电机的故障检测,采用局部(梯度递推和非线性最小二乘法)和全局(模式搜索)搜索的方法对电机参数进行估计,并将这两种方法进行了对比,最后根据电机参数估计的结果对感应电机匝间短路故障进行了诊断。DOBRA等<sup>[11]</sup>提出了模型预测误差法对无刷直流电机的参数进行估计,根据估计的结果对电机进行故障诊断。电机故障的发生往往伴随着参数和状态的同时变化,单一的对电机参数进行估计可能会导致故障的误报,因此可以通过对电机的状态和参数联合估计来提高故障诊断的准确性。卢迪等<sup>[12]</sup>人在永磁同步电机模型的基础上,利用推广卡尔曼滤波对非线性的永磁同步电机系统参数和状态分别进行了估计,仿真结果验证了估计方法的理论可行性。JIRASAK等<sup>[13]</sup>采用扩展卡尔曼滤波对感应电机的状态和参数进行了估计,该论文将电机的参数和状态合并,构成增广状态向量,用一个滤波器对状态和参数进行了估计,由该论文的试验结果可以看出,该方法对状态的估计精确度较高,但是对于参数的估计误差相对较大。

论文针对干式DCT离合器无刷直流作动电机,提出了双卡尔曼滤波<sup>[14-17]</sup>电机状态及参数联合估计算法,并对电机进行了故障诊断。考虑到电机传感器的量测噪声,其中第一个卡尔曼滤波器对传感器测量得到的电机转速和电流进行了滤波,以提高电机参数估计的精度。将滤波后的电机转速和电流作

为第二个卡尔曼滤波器的输入, 依此来估计离合器作动电机的参数, 并将估计所得到的参数反馈用于下一时刻电机状态的估计。

## 1 干式 DCT 离合器执行机构模型

图 1 为干式 DCT 离合器及其作动机构示意图。车辆在档稳定运行时, 离合器作动电机的主要作用是保证离合器处于压紧状态, 使离合器有效地传递

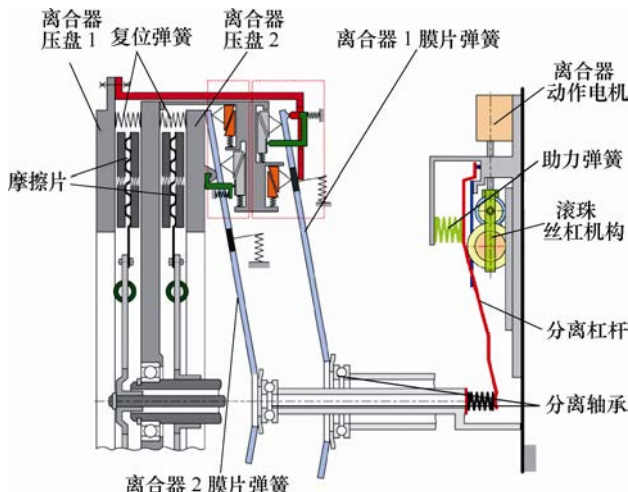


图 1 干式 DCT 离合器及其作动机构

发动机转矩。当车辆处于换档过程时, 通过两个离合器作动电机交替工作, 实现换档过程动力不中断, 减小换档时的顿挫感。由此可见, 离合器作动电机在离合器作动机构中扮演着非常重要的角色。

### 1.1 离合器作动电机模型的建立

干式 DCT 离合器作动电机采用的是无刷直流电机, 相比于有刷直流电机, 无刷直流电机具有较高的调速性能以及运行效率<sup>[18]</sup>, 同时其结构也比较简单, 所以目前在汽车控制系统中得到了广泛运用。本文所研究的无刷直流电机主要参数见表 1。

表 1 离合器作动电机主要参数

电机参数	数值
额定电压/V	12
空载转速/(r/min)	5 050
空载电流/A	3
反电势系数/(V·s/rad)	0.001 57
定子绕组/ $\Omega$	0.048
定子电感/H	0.000 08
霍尔传感器供电电压/V	5
极对数	7

基于无刷直流电机的物理参数, 在 Matlab/Simulink 平台搭建离合器作动电机模型, 如图 2 所示。

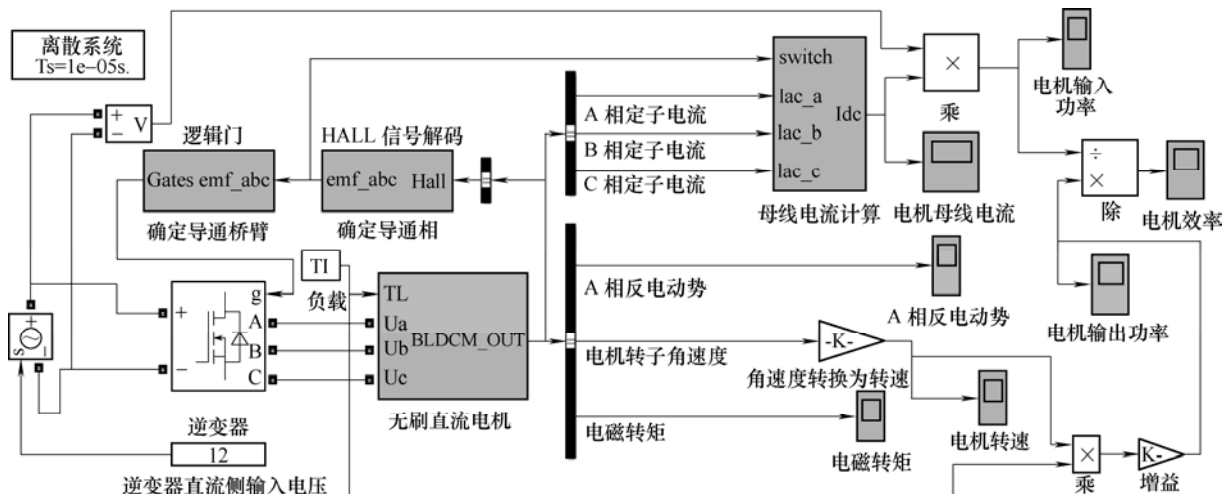


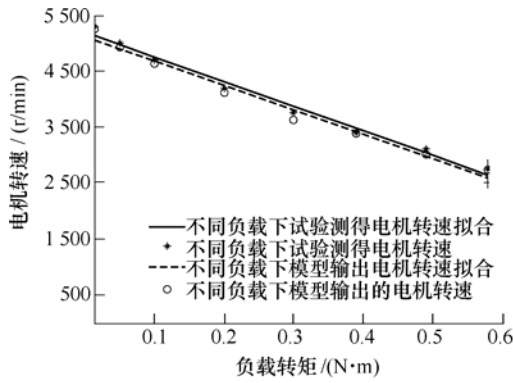
图 2 离合器作动电机模型

为了验证搭建的电机模型的精确度, 让电机在 12 V 电压、不同负载的工况下进行仿真。仿真结果如表 2 所示, 并将表 2 中的数据进行拟合, 将拟合

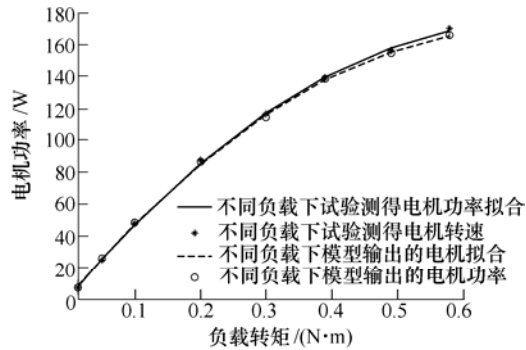
后的曲线与不同负载下试验测得的电机转速、电流和功率拟合曲线进行对比, 对比后的结果如图 3 所示。

表 2 不同负载下电机仿真结果

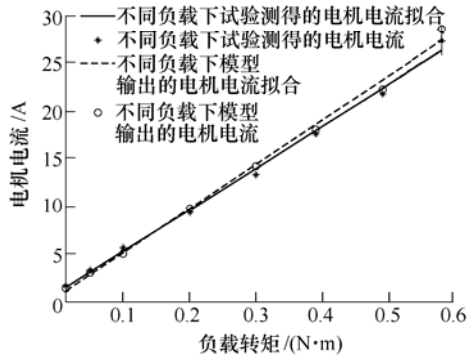
仿真结果	电机负载转矩/(N·m)							
	0.013	0.05	0.1	0.2	0.3	0.39	0.49	0.58
电机转速/(r/min)	5 250	4 930	4 635	4 120	3 633	3 389	3 010	2 730
电机电压/V	12	12	12	12	12	12	12	21
电机电流/A	1.4	3	5	9.8	14.2	18	22.1	28.4
电机功率/W	7.15	25.81	48.53	86.28	114.13	138.4	154.44	165.8



(a) 电机转速随负载变化关系



(b) 电机输出功率随负载变化关系



(c) 电机母线电流随负载变化关系

图 3 无刷直流电机模型不同负载下仿真结果

从仿真结果来看,在 Matlab/Simulink 平台上搭建的离合器作动电机模型的特性曲线与电机实际试验所测得的特性曲线误差很小,由此可以得出的结论是所搭建的无刷直流电机数学模型的精度满足要求。

## 1.2 离合器执行机构滚子杠杆模型的建立

如图 4 所示为滚子杠杆机构示意图。图中  $x_1$ 、 $x_2$  分别代表离合器完全分离时滚子实际位移和离合器接合过程中滚子的实际位移。 $L$  表示操纵臂的等效长度。 $\alpha_1$  和  $\alpha_2$  分别表示离合器完全分离时和离合器接合过程中操纵臂角度变化量。 $\Delta y_s$  和  $\Delta y_c$  分别表示干式离合器接合过程中助力弹簧以及膜片弹簧的轴向位移量。

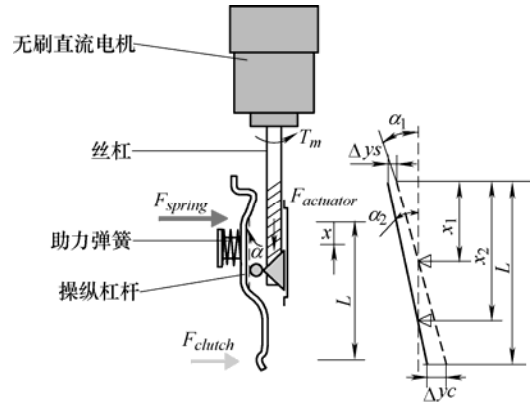


图 4 滚子杠杆机构结构示意图

对于本文所使用的干式 DCT,共包含两组相同的执行机构,分别对应离合器 1 与 2,每一组执行机构分别包括一个驱动电机,一组滚子机构以及一组操纵臂机构。对于滚子机构而言,每组机构包含三个滚子(1 大 2 小),大小滚子分别和操纵臂以及支座相连接,其中滚子作为该执行机构的一个变支点,通过滚子的上下移动带动操纵臂作动,最终转换成分离轴承的轴向运动进而推动离合器作动<sup>[19]</sup>。而对于操纵臂机构,则主要起到等效杠杆的作用。如图 5 所示分别对两机构进行动力学分析。

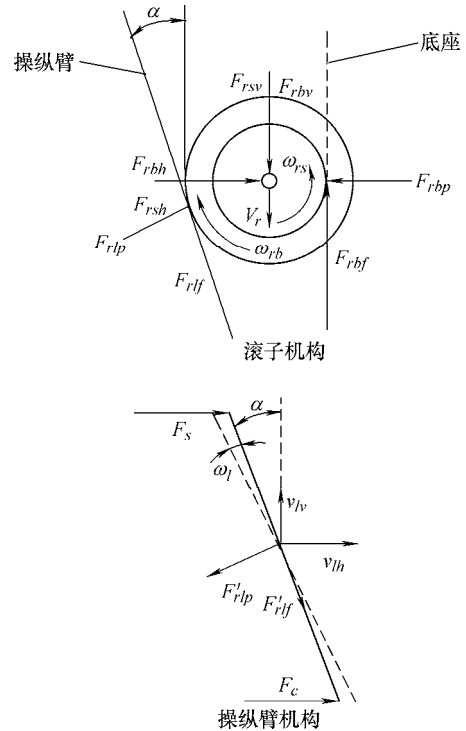


图 5 滚子机构与操纵臂机构受力分析

如图 5 所示  $F_{rbp}$  和  $F_{rbf}$  为底座作用在小滚子上的正压力与摩擦力。 $F_{rlp}$  和  $F_{rlf}$  为操纵臂作用在大滚子上的正压力与摩擦力。 $F_{rsh}$  和  $F_{rsv}$  为丝杠作用在小滚子上的水平和垂向作用力。 $F_{rbh}$  和  $F_{rbv}$  为丝杠作用在大滚子上的水平和垂向作用力。 $\omega_{rs}$  和  $\omega_{rb}$  为小滚子和大滚子的角速度,  $v_r$  表示滚子线速度。 $F'_{rlp}$

$F'_{rlf}$  分别表示滚子机构对操纵臂的压力与摩擦力。 $v_{lv}$  和  $v_{lh}$  分别代表操纵臂垂向和水平线速度。 $F_s$  和  $F_c$  分别表示操纵臂受助力弹簧与膜片弹簧挤压而产生的作用力。 $\omega_l$  为操纵臂角速度。

基于图 5, 分析可以得到如下动力学表达式。

对于操纵臂机构的受力分析如式(1)所示

$$\begin{cases} m_l \dot{v}_{lh} = (F_s + F_c) + F'_{rlf} \sin \alpha - F'_{rlp} \cos \alpha \\ m_l \dot{v}_{lv} = -F'_{rlf} \cos \alpha - F'_{rlp} \sin \alpha \\ J_l \dot{\omega}_l = F_s \cos \alpha x_1 - F_c \cos \alpha (L - x_1) \\ F'_{rlf} = \mu_{rb} F'_{rlp} \\ F_s (\Delta y_s) x_2 = (L - x_2) F_c (\Delta y_c) \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $m_l$  为操纵臂质量,  $J_l$  为操纵臂转动惯量,  $\mu_{rb}$  为操纵臂与滚子的摩擦因数。

对于滚子机构的受力分析如式(2)所示

$$\begin{cases} F_{rbh} + F_{rlp} \cos \alpha - F_{rlf} \sin \alpha = 0 \\ m_{rb} \dot{v}_r = F_{rbv} - F_{rlp} \sin \alpha - F_{rlf} \cos \alpha \\ J_{rb} \dot{\omega}_{rb} = F_{rlf} R_{rb} \\ F_{rlf} = \mu_{rs} F_{rlp} \\ F_{rsh} - F_{rbp} = 0 \\ m_{rs} \dot{v}_r = F_{rsv} - F_{rbf} \\ J_{rs} \dot{\omega}_{rs} = F_{rbf} R_{rs} \\ F_{rbf} = \mu_{rs} F_{rbp} \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $m_{rb}$  和  $m_{rs}$  分别为大小滚子的质量。 $J_{rb}$  和  $J_{rs}$  分别为大小滚子的转动惯量。 $R_{rb}$  和  $R_{rs}$  为大小滚子的转动半径。 $\mu_{rs}$  为支座与小滚子之间的摩擦因数。

考虑到操纵臂机构以及滚子机构的质量均较小, 并且操纵臂在实际装配中与滚子丝杠之间的夹角同样也很小, 所以采用小量近似原则:  $\alpha = \tan \alpha$ , 近似后的表达式如式(3)所示

$$\begin{cases} x_1 \tan \alpha_1 - x_2 \tan \alpha_2 = \Delta y_s \\ (\tan \alpha_1)(L - x_1) - (\tan \alpha_2)(L - x_2) = \Delta y_c \end{cases} \quad (3)$$

基于式(1)~(3)以及膜片弹簧位移与离合器压紧力之间的关系<sup>[19]</sup>可以得出离合器作动电机负载力矩与滚子位移的关系即

$$T_{motor\_drag} = F_{rbv} + F_{rsv} = f(\Delta y_{bs}) \quad (4)$$

式中,  $T_{motor\_drag}$  为离合器作动电机负载力矩,  $\Delta y_{bs}$  为滚子的位移。

## 2 双卡尔曼滤波离合器作动电机状态及参数联合估计

### 2.1 离合器作动电机状态方程的建立

文中的研究对象为三相 BLDCM, 定子绕组采

用集中式、Y 形联结。假设三相绕组对称分布, 定子电压方程、电机输出转矩方程和电机运动方程分别如式(5)~(7)所示<sup>[20]</sup>

$$U_{ABC} = R_{ABC} i_{ABC} + p L_{ABC} \dot{i}_{ABC} + e_{ABC} + U_n \quad (5)$$

$$\text{式中, } U_{ABC} = \begin{pmatrix} U_A \\ U_B \\ U_C \end{pmatrix} \quad R_{ABC} = \begin{pmatrix} R & 0 & 0 \\ 0 & R & 0 \\ 0 & 0 & R \end{pmatrix} \quad i_{ABC} = \begin{pmatrix} i_A \\ i_B \\ i_C \end{pmatrix}$$

$$L_{ABC} = \begin{pmatrix} L-M & 0 & 0 \\ 0 & L-M & 0 \\ 0 & 0 & L-M \end{pmatrix} \quad e_{ABC} = \begin{pmatrix} e_A \\ e_B \\ e_C \end{pmatrix} \quad U_n = \begin{pmatrix} u_n \\ u_n \\ u_n \end{pmatrix}$$

$$T_e = p \frac{(e_A i_A + e_B i_B + e_C i_C)}{\omega_r} \quad (6)$$

$$T_e - T_L = \frac{J}{p} \frac{d\omega_r}{dt} \quad (7)$$

式中,  $U_A$ 、 $U_B$ 、 $U_C$  分别代表电机三相绕组对地相电压,  $e_A$ 、 $e_B$ 、 $e_C$  分别代表无刷直流电机三相定子的反电动势,  $i_A$ 、 $i_B$ 、 $i_C$  分别代表相电流,  $L$  和  $M$  分别代表 BLDCM 绕组的自感与互感,  $u_n$  为电机中点电压,  $T_e$  为电机电磁转矩,  $p$  为电机极对数,  $\omega_r$  为电机电角速度,  $T_L$  为电机负载转矩,  $J$  为电机的等效转动惯量。

考虑到无刷直流电机任何时刻均有两相导通。

假设 A、B 两相导通, 根据  $i_A = -i_B$ ,  $e_A = -e_B$ , 可由式(5)得到式(8)

$$U = 2Ri + 2k_e \omega_r + 2(L-M)\dot{i} \quad (8)$$

根据  $e = k_e \omega_r$ , 其中  $k_e$  为反电动势系数, 可将式(6)变换为式(9)

$$T_e = 2pk_e i \quad (9)$$

根据式(7)~(9)可以推导出如式(10)所示的无刷直流电机状态方程。其中状态变量为电机母线电流和电机电角速度, 控制量为电机输入电压  $U$ , 系统输出为电机母线电流和电角速度。

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}U + \mathbf{D} \\ \mathbf{y} = \mathbf{C}\mathbf{x} \end{cases} \quad (10)$$

$$\text{式中 } \mathbf{x} = \mathbf{y} = \begin{pmatrix} i \\ \omega_r \end{pmatrix} \quad \mathbf{A} = \begin{pmatrix} -\frac{R}{L-M} & -\frac{k_e}{L-M} \\ \frac{2k_e p^2}{J} & 0 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{B} = \begin{pmatrix} \frac{1}{2(L-M)} \\ 0 \end{pmatrix} \quad \mathbf{C} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad \mathbf{D} = \begin{pmatrix} 0 \\ -\frac{T_L p}{J} \end{pmatrix}$$

离散化后的结果如式(11)所示

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}U + \mathbf{D} + \mathbf{w}_k \\ \mathbf{y}(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (11)$$

$$\mathbf{x}(k+1) = \begin{pmatrix} i(k+1) \\ \omega_r(k+1) \end{pmatrix} \quad \mathbf{x}(k) = \mathbf{y}(k) = \begin{pmatrix} i(k) \\ \omega_r(k) \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 - T \frac{R}{L-M} & -T \frac{k_e}{L-M} \\ T \frac{2k_e p^2}{J} & 1 \end{pmatrix} \quad \mathbf{B} = \begin{pmatrix} T \\ 2(L-M) \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{C} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad \mathbf{D} = \begin{pmatrix} 0 \\ -\frac{TT_L(k)p}{J} \end{pmatrix}$$

式中,  $T$  为采样周期。离散后的表达式中加入了系统噪声  $\mathbf{w}_k$  和观测噪声  $\mathbf{v}_k$ 。 $\mathbf{w}_k$  用于描述由于模型不精确或一些未知输入引起的过程噪声,  $\mathbf{v}_k$  用于描述传感器所带来的观测噪声。

## 2.2 双卡尔曼滤波器的设计

双卡尔曼滤波基本思想是综合使用两个不同的卡尔曼滤波器分别对离合器作动电机的状态和参数进行估计。将第一个卡尔曼滤波器估计所得到的状态信息用于第二个卡尔曼滤波器参数的估计, 同理将第二个卡尔曼滤波估计所得到的参数用于第一个卡尔曼滤波器状态的估计, 依次递推。双卡尔曼滤波的基本原理如图 6 所示。

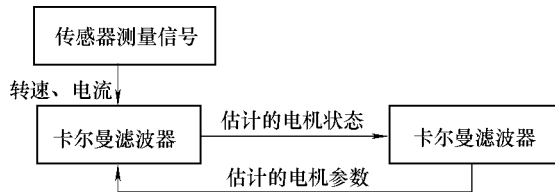


图 6 双卡尔曼滤波基本原理

经典卡尔曼滤波是一种线性最小方差估计理论, 主要用来从传感器测量值中通过算法估计出所需的信号。离散后的线性状态方程可用式(12)表示

$$\begin{aligned} \mathbf{X}(k+1) &= \phi \mathbf{X}(k) + \mathbf{w}(k) \\ \mathbf{Y}(k) &= \mathbf{H}\mathbf{X}(k) + \mathbf{v}(k) \end{aligned} \quad (12)$$

式中,  $k$  为离散时间,  $\mathbf{X}(k)$  为  $k$  时刻的状态信号,  $\mathbf{Y}(k)$  为  $k$  时刻的观测信号,  $\phi$  为状态转移矩阵,  $\mathbf{H}$  为观测矩阵,  $\mathbf{w}(k)$  为状态噪声,  $\mathbf{v}(k)$  为观测噪声。经典卡尔曼滤波的计算过程可用(13)式表示<sup>[21]</sup>

$$\begin{cases} \mathbf{X}(k/k-1) = \phi \mathbf{X}(k-1/k-1) + \mathbf{B}\mathbf{U}(k) \\ \mathbf{P}(k/k-1) = \phi \mathbf{P}(k-1/k-1) \phi^T + \mathbf{Q} \\ \mathbf{K} = \mathbf{P}(k/k-1) \mathbf{H}^T / (\mathbf{H} \mathbf{P}(k/k-1) \mathbf{H}^T + \mathbf{R}) \\ \mathbf{X}(k/k) = \mathbf{X}(k/k-1) + \mathbf{K}(\mathbf{Z}(k) - \mathbf{H}\mathbf{X}(k/k-1)) \\ \mathbf{P}(k/k) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{H}) \mathbf{P}(k/k-1) \end{cases} \quad (13)$$

式中,  $\mathbf{P}$  为协方差矩阵,  $\mathbf{Q}$  为过程噪声  $\mathbf{w}(k)$  的方差,  $\mathbf{R}$  为观测噪声  $\mathbf{v}(k)$  的方差。

根据推出的无刷直流电机状态方程(11), 通过

式(13)可以对无刷直流电机的母线电流和电角速度进行滤波, 滤除传感器测量所带来的观测噪声。

令  $\boldsymbol{\theta} = \left( \frac{1}{2k_e}, -\frac{R}{k_e}, -\frac{L-M}{k_e} \right)^T$ ,  $\mathbf{H}_1 = [U, i, \dot{i}]$ , 则参数的动态特性方程可用式(14)来表示

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\theta}(k+1) &= \boldsymbol{\theta}(k) + \mathbf{w}_1(k) \\ \omega_r(k) &= \mathbf{H}_1(k) \boldsymbol{\theta}(k) \end{aligned} \quad (14)$$

式中,  $\mathbf{w}_1(k)$  用来描述参数  $\boldsymbol{\theta}(k)$  的时变特性, 表示参数是缓慢变化的。通过第二个卡尔曼滤波进行参数估计的算法可总结如式(15)

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\theta}(k/k-1) &= \boldsymbol{\theta}(k-1/k-1) \\ \mathbf{P}_\theta(k/k-1) &= \mathbf{P}_\theta(k-1/k-1) + \mathbf{Q}_{w1} \\ \mathbf{K}_\theta &= \mathbf{P}_\theta(k/k-1) \mathbf{H}_1^T(k) / (\mathbf{H}_1(k) \mathbf{P}_\theta(k/k-1) \mathbf{H}_1^T(k)) \\ \boldsymbol{\theta}(k/k) &= \boldsymbol{\theta}(k/k-1) + \mathbf{K}_\theta [\omega_r(k) - \mathbf{H}_1(k) \boldsymbol{\theta}(k/k-1)] \\ \mathbf{P}_\theta(k/k) &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_\theta \mathbf{H}_1(k)) \mathbf{P}_\theta(k/k-1) \end{aligned} \quad (15)$$

基于上述递推公式可估计得到离合器作动电机关键参数。根据估计得到的离合器作动电机状态及参数, 实现对电机的故障诊断。

## 2.3 卡尔曼滤波器收敛性证明

如果线性系统是完全能控和完全能观的, 那么其线性最优滤波是稳定的, 如果滤波系统是一致渐进稳定的, 则卡尔曼滤波是稳定的, 卡尔曼滤波稳定能保证只要滤波时间充分长滤波值与最优滤波值任意接近, 即状态估计是收敛的。所以要证明两个卡尔曼滤波器的收敛性, 只需证明两个卡尔曼滤波器分别对应的线性离散系统是完全能控和完全能观的<sup>[22]</sup>。对于如式(16)所示的离散系统

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) \\ \mathbf{y}(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) \end{cases} \quad (16)$$

系统完全能控的充要条件如式(17)所示

$$\text{rank}(\mathbf{B} \quad \mathbf{A}\mathbf{B} \quad \cdots \quad \mathbf{A}^{n-1}\mathbf{B}) = n \quad (17)$$

系统完全能观测的充要条件如式(18)所示

$$\text{rank} \begin{pmatrix} \mathbf{C} \\ \mathbf{C}\mathbf{A} \\ \vdots \\ \mathbf{C}\mathbf{A}^{n-1} \end{pmatrix} = n \quad (18)$$

针对式(11)所示的对应于第一个卡尔曼滤波器的离散系统, 通过计算可得  $\text{rank}(\mathbf{B}, \mathbf{A}\mathbf{B}) = 2$  和  $\text{rank} \begin{pmatrix} \mathbf{C} \\ \mathbf{C}\mathbf{A} \end{pmatrix} = 2$ , 所以对应于第一个卡尔曼滤波器的离散线性系统完全能控和完全能观。

对于如式(19)所示的离散线性系统。



$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{\Gamma}\mathbf{w}(k) \\ \mathbf{z}(k) = \mathbf{H}\mathbf{x}(k) \end{cases} \quad (19)$$

式中,  $\mathbf{w}(k)$  为均值为 0 的白噪声。离散线性系统完全能控的充要条件是, 对于  $k$  时刻, 存在正整数  $N$ , 满足式(20)。

$$\mathbf{W}_c = \sum_{i=k-N+1}^k \mathbf{A}_{ki} \mathbf{\Gamma}_{i,i-1} \mathbf{Q}_{i-1} \mathbf{\Gamma}_{i,i-1}^T \mathbf{A}_{ki}^T > 0 \quad (20)$$

式中,  $\mathbf{Q}$  为白噪声的方差。离散线性系统完全能观的充要条件是, 对于  $k$  时刻, 存在正整数  $N$ , 满足式(21)

$$\mathbf{W}_o = \sum_{j=k-N+1}^k \mathbf{A}_{j,k}^T \mathbf{H}_j^T \mathbf{H}_j \mathbf{A}_{j,k} > 0 \quad (21)$$

针对式(14)所示的对应于第二个卡尔曼滤波器的离散系统, 对于  $k$  时刻, 能找到正整数  $N$  满足式(20)和式(21), 所以对应于第二个卡尔曼滤波器的离散系统是完全能控和完全能观的。

由于对应于两个卡尔曼滤波器的离散线性系统都完全能控和完全能观, 所以基于卡尔曼滤波器的状态估计是收敛的。

由于卡尔曼滤波的基本方程是时间域内的递推形式, 其计算过程是一个不断“预测-修正”的过程, 在求解时不要求存储大量数据, 并且一旦观测到了新的数据, 随时可以算得新的滤波值, 因此卡尔曼滤波方法非常适用于实时估计。

### 3 仿真结果及分析

基于前述在 Matlab/Simulink 平台上搭建的离合器作动电机仿真模型, 对双卡尔曼滤波状态及参数联合估计故障诊断算法进行了验证, 仿真结果基于给定的滚珠丝杠目标位移。整个仿真模型的框图如图 7 所示, 仿真结果如图 8 所示。

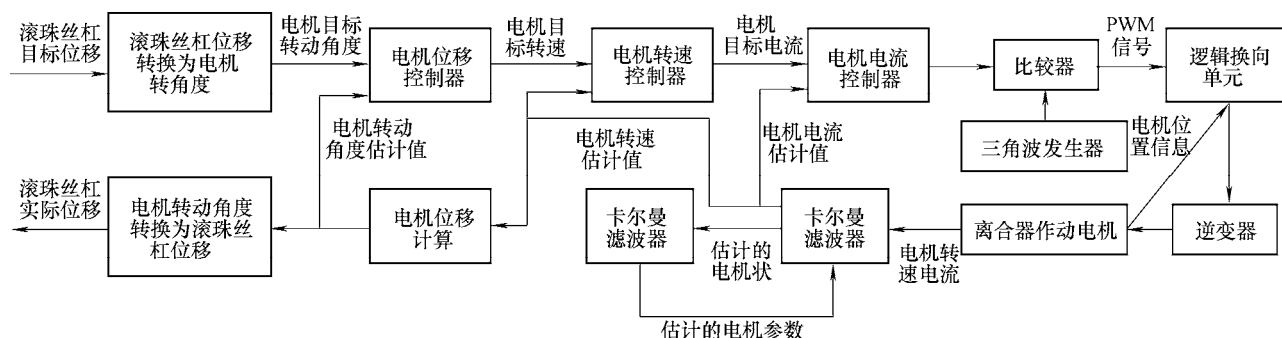
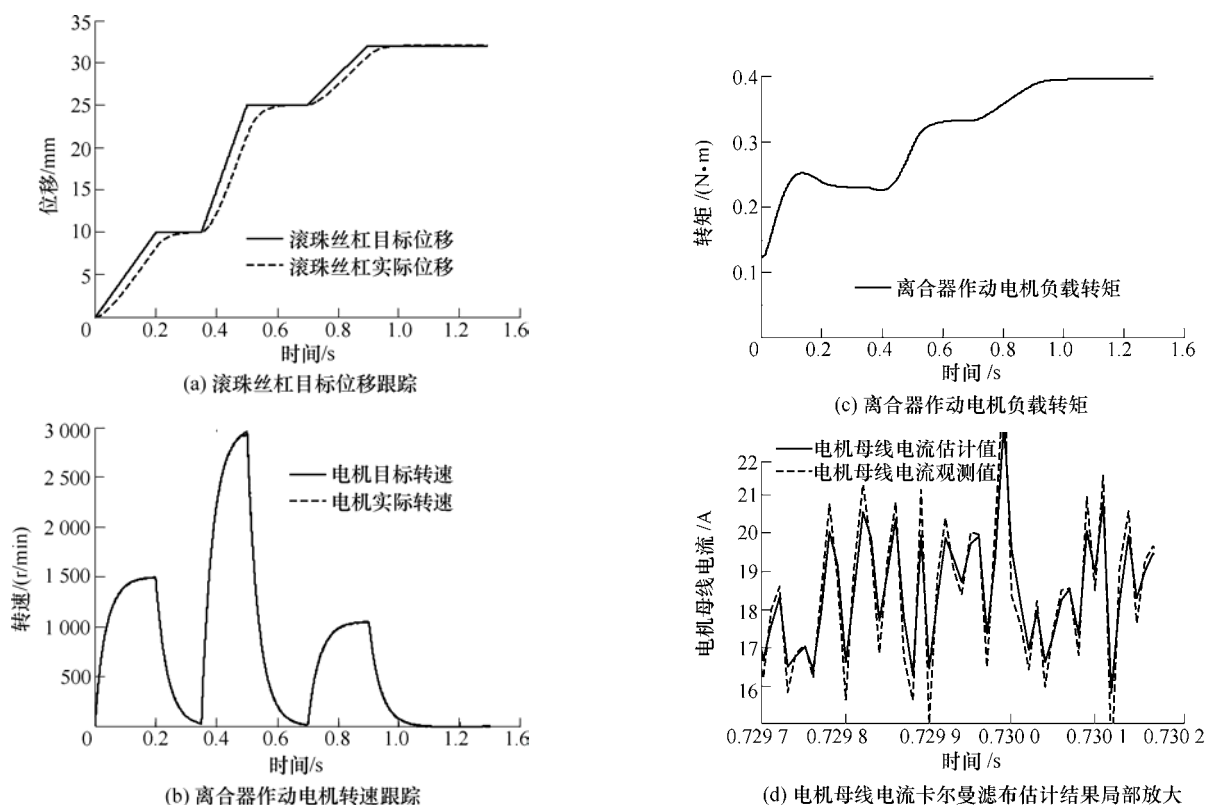


图7 仿真模型架构



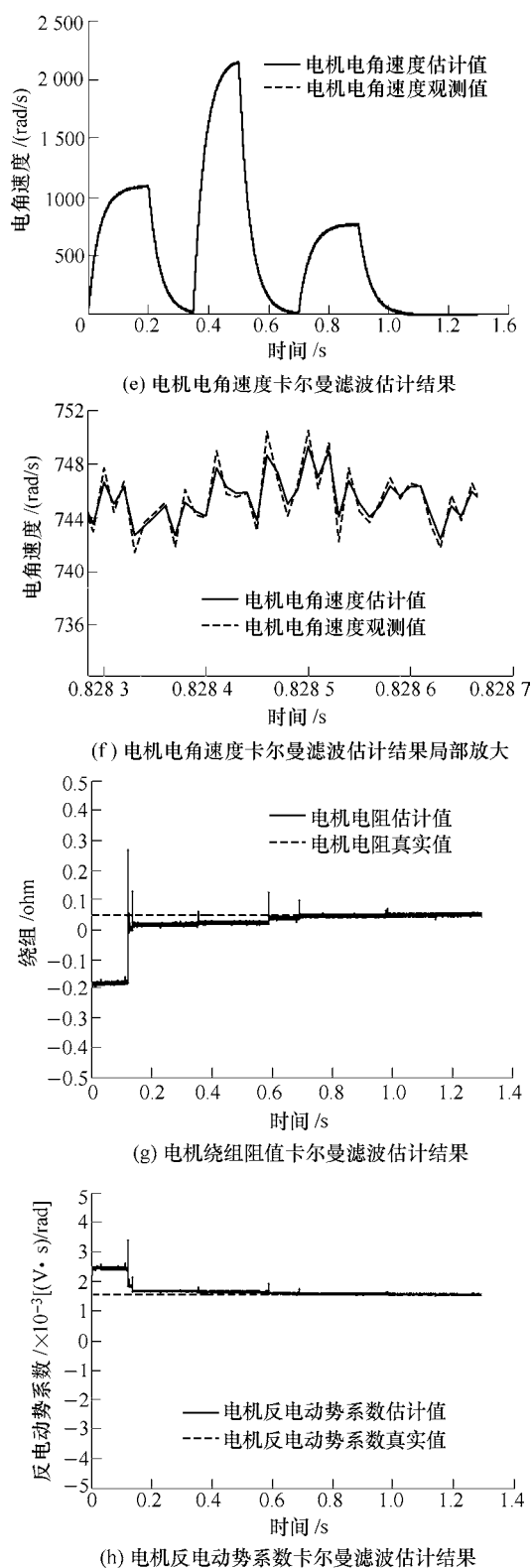


图 8 双卡尔曼滤波状态及参数联合估计仿真结果

图 8a、8b 为离合器执行机构滚珠丝杠位移和电机转速的跟踪情况, 由仿真结果可以看出, 所采用的电机控制方法可以使滚珠丝杠的位移和电机转速较好地跟踪目标值。图 8c 为根据离合器执行机构滚珠丝杠位移与电机负载力矩的关系计算得到的离合器作动电机的负载力矩。由图 8d 可以看出, 电机电流估计结果消除了电流传感器采集电流时所带来的观

测噪声, 使母线电流抖动幅度减小。图 8e~8f 可以看出, 电机电角速度估计结果消除了传感器采集转速信号时所带来的观测噪声, 使电机转速波动减小。总体来看, 所采用的卡尔曼滤波算法可以滤除传感器噪声。图 8g 为卡尔曼滤波电机绕组阻值估计结果, 由图可以看出, 估计所得电阻值可以很快趋近于表 1 所给电机绕组阻值的真实值, 并且误差很小。图 8h 为卡尔曼滤波电机反电动势系数估计结果, 由图同样可以看出, 所采用的算法, 可以较快地估计出电机的反电动势系数, 估计误差为 2% 左右。从图 8g、图 8h 的结果来看, 采用此算法估计参数, 估计精度较高, 实时性较好, 可以通过对电机参数的实时估计来对干式 DCT 离合器作动电机进行故障诊断。

为了进一步验证此估计算法的有效性, 将电机模型的参数进行修改以模拟不同的故障。将离合器作动电机绕组阻值由原来的  $0.048 \Omega$  增加为  $0.1 \Omega$ , 以模拟电机过温故障, 估计结果如图 9 所示。由图可以看出, 当电机发生过温故障, 导致电机绕组阻值增加, 可以通过此算法有效地估计出变化后的绕组阻值, 从而对电机过温故障进行诊断。将离合器作动电机反电动势系数由原来  $1.57 \times 10^{-3} \text{ V} \cdot \text{s/rad}$  变为  $0.72 \times 10^{-3} \text{ V} \cdot \text{s/rad}$ , 以模拟电机退磁故障, 估计结果如图 10 所示。由图可以看出, 当电机发生退磁故障时, 电机反电动势系数会下降, 可以通过此算法有效地估计出下降后的反电动势系数, 从而对电机退磁故障进行诊断。

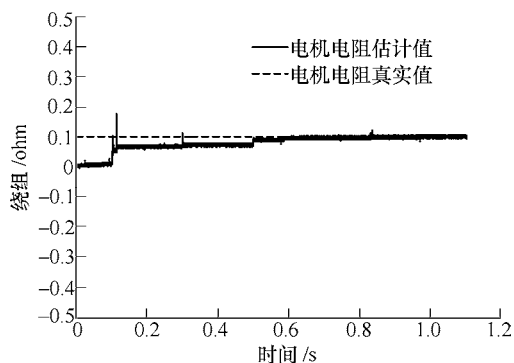


图 9 电机温度升高后电机绕组阻值估计结果

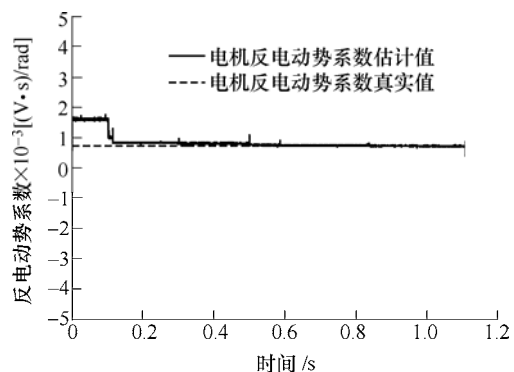


图 10 电机退磁后电机反电动势系数估计结果



综上所述,通过双卡尔曼滤波算法估计出的离合器作动电机母线电流、电机绕组阻值、电机反电动势系数,可以分别对电机过流、过温、退磁故障进行诊断,且实时性较好。

## 4 试验验证

### 4.1 试验总体方案

为了进一步验证所设计的离合器作动电机状态及参数估计算法的有效性,进行了 DCT 离合器作动电机状态参数估计台架试验。本文搭建的 DCT 试验台架主要包含以下几个部分,硬件部分主要包括双离合自动变速器 DCT250(主要包含变速箱部分、双离合模块、离合器执行机构、离合器作动电机)、快速原型控制器,电机驱动器。软件部分主要包含离合器作动电机控制策略和双卡尔曼滤波参数及状态估计算法。

DCT 车辆换档过程中,离合器的工作状态有未接合(消除空行程阶段)和接合两种,离合器作动电机的负载,由双离合自动变速器离合器模块和离合器执行机构模块提供。在离合器消除空行程阶段,离合器作动电机的负载主要由离合器执行机构和复位弹簧提供,在离合器接合时,离合器作动电机的负载主要由离合器执行机构、复位弹簧和双离合模块摩擦片和压盘间的正压力提供。离合器摩擦片与压盘间的正压力取决于滚珠丝杠的位移,所以摩擦片与压盘间的正压力并不会受到离合器旋转与否的影响,同理也不会受变速箱输出轴是否存在负载的影响。在台架试验的过程中,DCT 变速箱未转动且变速箱输出端处于空载状态,通过控制离合器作动电机间接的控制滚珠丝杠的位移由 0 上升到某一定值,在这个过程中包含了离合器消除空行程阶段和离合器接合阶段,在离合器接合的过程中,离合器摩擦片和压盘间的正压力随着滚珠丝杠位移的变化而变化,离合器作动电机的负载力矩也随着离合器摩擦片和压盘间的正压力的变化而变化,与 DCT 正常工作中(变速箱转动、变速箱输出端有负载)离合器真实的作动情况和离合器作动电机真实的负载转矩相符,所以,基于给定的试验工况,在此试验台架上进行试验可以较好地体现本文设计的双卡尔曼滤波状态及参数联合估计算法的有效性。

试验主要设备和试验方案分别如图 11、12 所示。

试验过程中给定滚珠丝杠的目标位移,通过闭环控制使滚珠丝杠的实际位移跟踪上目标值,由此完成离合器的接合。在离合器接合的同时,快速原型控制器实时接收电流传感器和转速传感器采集的

电流和转速信号,并和由滚珠丝杠实际位移计算得到的离合器作动电机负载转矩一起作为双卡尔曼滤波估计算法的输入,经过控制器内部的计算,完成离合器作动电机状态和参数的估计。

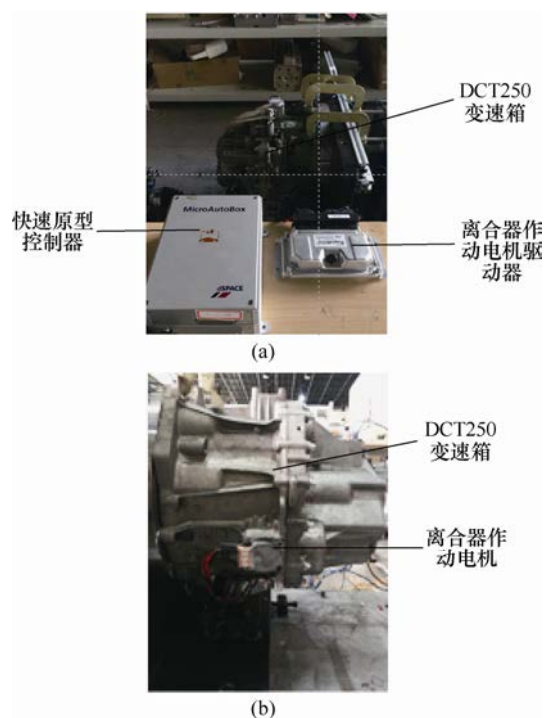


图 11 离合器作动电机状态参数联合估计试验平台

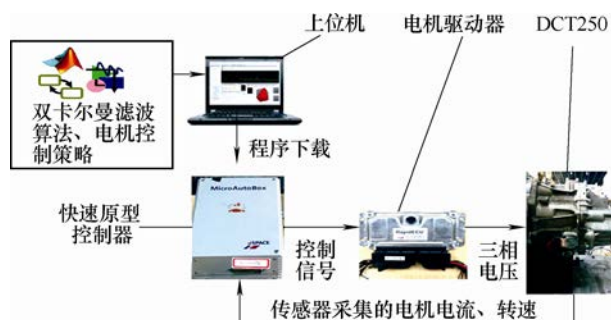
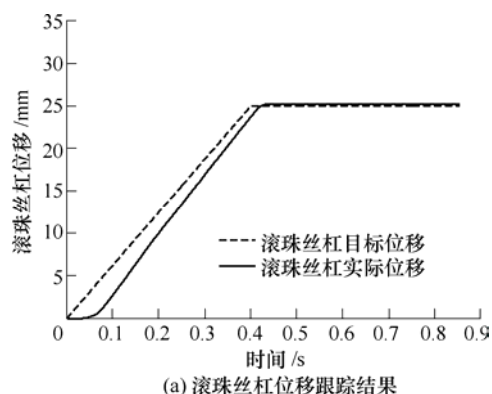
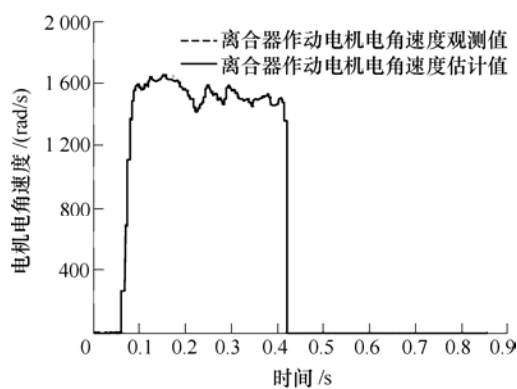


图 12 试验总体方案

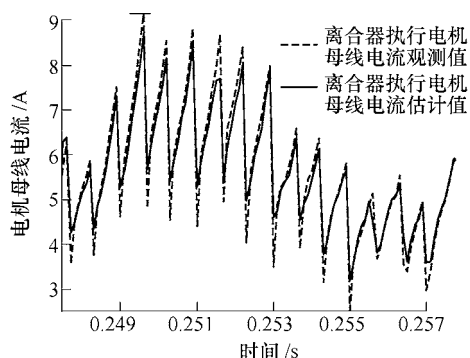
### 4.2 试验结果及分析

图 13 为双卡尔曼滤波电机状态及参数估计台架试验结果。

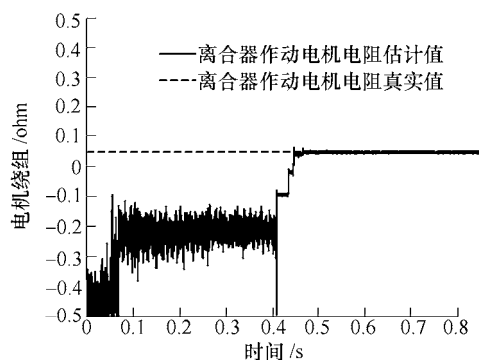




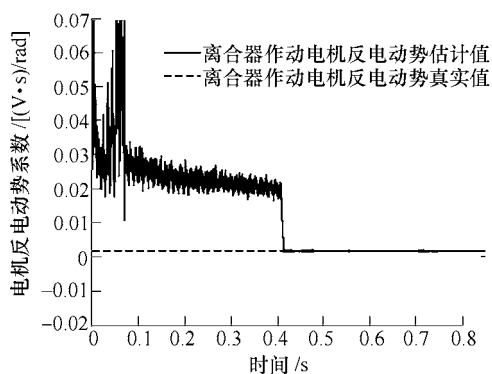
(b) 电机电角速度卡尔曼滤波估计结果



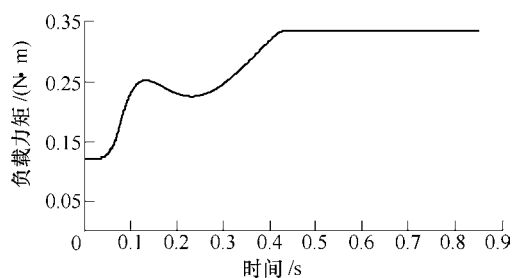
(c) 电机母线电流卡尔曼滤波估计结果局部放大



(d) 电机绕组阻值卡尔曼滤波估计结果



(e) 电机反电动势系数卡尔曼滤波估计结果



(f) 离合器作动电机负载力矩

图 13 双卡尔曼滤波电机状态及参数估计台架试验结果

图 13a 为离合器执行机构滚珠丝杠目标位移与实际位移的变化曲线, 由试验结果可以看出采用的电机控制方法可以使滚珠丝杠的位移较好地跟踪目标值。图 13b~13c 为离合器作动电机电角速度和电流的卡尔曼滤波估计结果, 将传感器观测值与滤波后的值进行对比, 可以看出所采用的算法可以较好地消除传感器所带来的观测噪声。由此估计出的转速与电流, 可以用于离合器作动电机的故障诊断。图 13d~13e 为离合器作动电机绕组阻值与反电动势系数估计结果, 由试验结果可以看出所采用的算法可以较精确地估计出电机绕组阻值与反电动势系数, 根据估计的结果可以对电机过温、退磁等故障进行诊断。图 13f 为离合器作动电机作动过程中电机的负载力矩。由以上估计结果可以看出, 通过双卡尔曼滤波算法可以对电机过流、过温和退磁等故障进行实时的诊断。

## 5 结论

(1) 建立了离合器作动电机数学模型, 并基于 Matlab/Simulink 平台进行了仿真, 将电机模型输出的特性曲线与试验测得的电机特性曲线进行对比, 对比结果显示所搭建的离合器作动电机模型具有较高的精度, 为双卡尔曼滤波故障诊断算法的研究奠定了模型基础。

(2) 利用卡尔曼滤波响应快、计算简单这些优势, 提出了双卡尔曼滤波电机状态参数联合估计算法, 根据估计的结果对电机进行实时的故障诊断。将所设计的算法在 Matlab/Simulink 平台上进行了初步的仿真, 仿真结果表明, 卡尔曼滤波可以消除传感器观测噪声, 并且通过卡尔曼滤波可以对电机参数进行实时有效估计。

(3) 自行搭建双卡尔曼滤波电机状态及参数联合估计台架试验平台, 对双卡尔曼滤波算法进行了试验验证, 试验结果初步验证了所提出的状态参数估计算法正确有效。

## 参 考 文 献

- [1] 杨鹏, 丰向阳, 王飞. 一种基于小波变换的无刷直流电机故障信号特征提取方法[J]. 中国核科学技术进展报告, 2013: 105-109
- YANG Peng, FENG Xiangyang, WANG Fei. Distilling method on failure signal with wavelet transformation for BLDC motor[J]. Progress Report on China Nuclear Science & Technology, 2013: 105-109
- [2] 田慕玲. 基于小波分析的异步电机故障诊断[D]. 太原: 太原理工大学, 2006.
- TIAN Muling. Fault diagnosis of asynchronous motor based on wavelet analysis[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2016.
- [3] 于际河. 基于 MATLAB 的电机故障诊断模型仿真研究[D]. 大连: 大连交通大学, 2014.
- YU Jihe. Motor fault diagnosis model based on MATLAB simulation[D]. Dalian: Dalian Jiaotong University, 2014.
- [4] 刘朝云, 翟春燕, 李书臣, 等. 神经网络专家系统在电机故障诊断中的应用[J]. 电子设计工程, 2014(15): 159-161.
- LIU Chaoyun, ZHAI Chunyan, LI Shuchen, et al. Application of neural network expert system for fault diagnosis in motor[J]. Electronic Design Engineering, 2014(15): 159-161.
- [5] 王传军, 李怀珍, 姚金生. 电动汽车电机及控制器故障诊断专家系统的研究[J]. 电机与控制应用, 2016, 43(5): 69-72.
- WANG Chuanjun, LI Huaizhen, YAO Jinsheng. Discussion on electric motor and controller fault diagnosis expert system[J]. Electric machines & control application, 2016, 43(5): 69-72.
- [6] 陈胜义. 基于小波分析和 BP 神经网络的微电机故障诊断方法研究[D]. 广州: 广东工业大学, 2013.
- CHEN Shengyi. Micro motor fault diagnosis based on wavelet analysis and bp neural network[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2013.
- [7] 李宏, 王崇武, 贺昱曜. 基于参数估计模型的对转永磁无刷直流电机实时故障诊断方法[J]. 西北工业大学学报, 2011, 29(5): 732-737.
- LI Hong, WANG Chongwu, HE Yuyao. Real-time fault detection of anti-directional-twin rotary brushless DC motor using least squares parameter estimation[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2011, 29(5): 732-737.
- [8] MOSELER O, ISERMANN R. Application of model-based fault detection to a brushless DC motor[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2000, 47(5): 1015-1020.
- [9] ABDALLAH H, BENATMAN K. Stator winding inter-turn short-circuit detection in induction motors by parameter identification[J]. IEEE Electric Power Applications, 2017, 11(2): 272-288.
- [10] DUAN F, ZIVANOVIC R. Induction motor stator faults diagnosis by using parameter estimation algorithms[C]// Valencia, Spain: IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives. IEEE, 2013: 274-280.
- [11] DOBRA P, DOBRA M, MOGA D, et al. Model based fault detection for electrical drives with BLDC motor[C]// Cluj-Napoca, Romania: IEEE International Conference on Automation, Quality and Testing, Robotics. IEEE, 2014: 1-5.
- [12] 卢迪, 刘明基, 吴海涛. 永磁同步电动机系统参数和状态的推广卡尔曼滤波估计[J]. 电机与控制学报, 2003, 7(4): 281-284.
- LU Di, LIU Mingji, WU Haitao. Parameter and state estimation of PMSM system with extended Kalman filter[J]. Electric Machines and Control, 2003, 7(4): 281-284.
- [13] LAOWANITWATTANA J, UATRONJIT S. Induction motor states and parameters estimation using Extended Kalman Filter with reduced number of measurements[C]// Pattaya, Thailand: International Conference on Electrical Machines and Systems. IEEE, 2015: 1631-1635.
- [14] 张鹏, 黄金泉. 基于双重卡尔曼滤波器的发动机故障诊断[J]. 航空动力学报, 2008, 23(5): 952-956.
- ZHANG Peng, HUANG Jinquan. Aeroengine fault diagnosis using dual Kalman filtering technique[J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(5): 952-956.
- [15] 林棻, 赵又群. 基于双重扩展自适应卡尔曼滤波的汽车状态和参数估计[J]. 中国机械工程, 2009, 20(6): 750-755.
- LIN Fen, ZHAO Youqun. Vehicle state and parameter estimation based on dual extended adaptive Kalman filter[J]. China Mechanical Engineering, 2009, 20(6): 750-755.
- [16] 戴海峰, 孙泽昌, 魏学哲. 利用双卡尔曼滤波算法估计电动汽车用锂离子动力电池的内部状态[J]. 机械工程学报, 2009, 45(6): 95-101.
- DAI Haifeng, SUN Zechang, WEI Xuezhe. Estimation of internal states of power lithium-ion batteries used on electric vehicles by dual extended Kalman filter[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2009, 45(6): 95-101.
- [17] 魏学哲, 陈金干, 李佳. 应用双卡尔曼滤波算法估计燃料电池欧姆内阻[J]. 电源技术, 2009, 33(5): 359-362.
- WEI Xuezhe, CHEN Jingan, LI Jia. Estimating ohmic

- resistance of PEMFC based on double Kalman filters[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2009, 33(5): 359-362.
- [18] 朱锐, 马瑞卿, 张震, 等. 无刷直流电机故障与动态负载下参数差异性分析[J]. 微机电, 2014, 47(12): 56-60.
- ZHU Rui, MA Ruiqing, ZHANG Zhen. Parameters difference analysis between fault of brushless DC motor and dynamic load[J]. Micromotors, 2014, 47(12): 56-60.
- [19] 吴明翔. 汽车干式双离合器接合过程动力学与控制的研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2013.
- WU Mingxiang. Investigation to dynamic and control of vehicle dry dual clutches during engagement[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2013.
- [20] 杨芳, 于凯平, 郭宏, 等. 无刷直流电动机系统故障检测方法的仿真研究[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(22): 6268-6272.
- YANG Fang, YU Kaiping, GUO Hong, et al. Simulation research of fault detection method on brushless DC motor system[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(22): 6268-6272.
- [21] 黄小平, 王岩. 卡尔曼滤波原理及应用: MATLAB 仿真[M]. 北京: 电子工业出版社, 2015.
- HUANG Xiaoping, WANG Yan. The principle and application of Kalman filter: MATLAB simulation[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2015.
- [22] 刘胜, 张红梅. 最优估计理论[M]. 北京: 科学出版社, 2011.
- LIU Sheng, ZHANG Hongmei. Optimal estimation theory[M]. Beijing: Science Press, 2011.
- 
- 作者简介:** 赵治国, 男, 1971 年出生, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为车辆动力学控制、混合动力汽车系统集成控制及新型传动系统控制。发表论文 150 余篇。  
E-mail: zhiguo Zhao@tongji.edu.cn
- 李航宇, 男, 1992 年出生。主要研究方向为干式 DCT 离合器作动电机故障诊断及容错控制。  
E-mail: lihangu6565@163.com