DOI: 10.3901/JME.2019.18.086

基于纵向力伪测量的分布式驱动电动汽车 行驶状态估计*

陈特¹ 陈龙^{1,2} 蔡英凤^{1,2} 徐兴^{1,2} 江浩斌^{1,2}

(1. 江苏大学汽车与交通工程学院 镇江 212013;

2. 江苏大学汽车工程研究院 镇江 212013)

摘要: 精确可靠的状态估计是车辆主动安全控制的必要因素之一, 提出一种纵、横向加速度传感器信息缺失情况下的车辆状态补偿估计方法。建立了3自由度车辆模型与轮胎模型, 提出电驱动轮模型并将其应用到纵向力估计中, 考虑电驱动轮模型含有噪声和未知输入, 通过模型解耦的方式得到了纵向力重构方程, 并基于伦伯格观测器和高阶滑模观测器实现纵向力估计。将纵向力估计作为伪测量值, 设计了一种传感器信息不足情况下的补偿估计方法, 并基于强跟踪滤波实现车辆状态估计。联合仿真结果表明, 所设计的纵向力观测器针对含未知输入和干扰的系统能够实时估计纵向力, 采用补偿和强跟踪结合的方式能够有效提高估计精度。考虑估计方法的实车表现, 进行了台架和道路测试, 台架试验结果表明纵向力观测器估计精度达到了91.3%, 道路试验结果表明STF相比EKF对纵向车速、侧向车速以及横摆角速度的估计精度分别提高了14.03%, 15.02%和16.58%。

关键词: 电动汽车; 分布式驱动; 纵向力估计; 车辆状态

中图分类号: U461

Estimation of Driving States Based on Pseudo-measurements of Longitudinal Force for Distributed Drive Electric Vehicles

CHEN Te¹ CHEN Long^{1,2} CAI Yingfeng^{1,2} XU Xing^{1,2} JIANG Haobin^{1,2}

(1. School of Automotive and Traffic Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013;

2. Automotive Engineering Research Institute, Jiangsu University, Zhenjiang 212013)

Abstract: Accurate and reliable estimation of vehicle state is one of the essential factors of vehicle active safety control, a method of vehicle state compensation estimation for the case of longitudinal and lateral acceleration sensor information shortage is proposed. The vehicle model with three degree of freedom and the tire model are established, an electric drive wheel model is proposed and applied to longitudinal force estimation, the longitudinal force reconstruction equation is obtained by model decoupling with the consideration of the noise and unknown input in electric drive wheel model, and then the longitudinal force estimation is achieved based on the combination of Luenberger observer and high order sliding mode observer. The longitudinal force estimation is regarded as the pseudo-measurement, a compensation estimation method under the condition of insufficient sensor information is designed, and the vehicle state estimation is obtained on the basis of strong tracking filter. The joint simulation results show that the designed longitudinal force observer can estimate the longitudinal force in real time for the system with unknown inputs and disturbances, the combination of compensation method and strong tracking filter can effectively improve the estimation accuracy. Considering the real vehicle performance of the estimation method, the bench and road tests are carried out, the results of bench test show that the estimation accuracy of the proposed longitudinal force observer is 91.3%, and the results of the road test indicate that, compared with EKF, the accuracy of STF in the estimation of longitudinal vehicle speed, lateral vehicle speed and yaw rate increase by 14.03%, 15.02% and 16.58% respectively.

* 国家自然科学基金(U1564201, U1664258, 51875255)、国家重点研发计划(2017YFB0102603)、江苏省“六大人才高峰”(2018-TD-GDZB-022)、江苏省自然科学基金(BK20160525)和江苏省重点研发计划竞争(BE2017129)资助项目。20180825收到初稿, 20190220收到修改稿

Key words: electric vehicle; distributed drive; longitudinal force estimation; vehicle state

0 前言

为了缓解环境污染和能源紧缺问题,以电动汽车为主的新能源汽车成为了汽车行业的研究热点。采用四个轮毂电机直驱的分布式驱动电动汽车由于其精确快速的转矩响应,为车辆运动控制提供了更高的自由度^[1-2]。车辆行驶状态的可靠估计是精确车辆控制的前提^[3-4],近年来,智能车辆与无人驾驶得到了汽车行业许多研究者的关注^[5-6],其中环境感知与车辆全状态估计问题也是实现车辆自主控制性能的关键之一。因此,很有必要针对分布式驱动电动汽车进行车辆行驶状态估计的研究。

目前,已有许多学者进行了车辆行驶状态估计的研究^[7]。常见的估计手段包括卡尔曼滤波、非线性观测器、滑模观测器和鲁棒观测器等,其中卡尔曼滤波算法的应用最为常见。随着研究的深入,研究者倾向于设计卡尔曼滤波算法的改进形式或者应用卡尔曼滤波与其他估计算法融合的方式提高估计的可靠性^[8-10]。NAM 等^[11]提出了一种递推最小二乘法和卡尔曼滤波相结合的质心侧偏角估计方法,并采用遗忘因子来提高估计系统的自适应性。BOADA 等^[12]提出了一种新的质心侧偏角估计器,通过集成自适应模糊神经算法和无迹卡尔曼滤波提高了估计系统的可靠性。在国内,也有许多研究成果。谢少博等^[13]考虑了模型参数时变的情况,基于无迹卡尔曼滤波进行了车辆参数与形式状态的估计,研究了一种补偿更新律自适应控制的估计算法,提高了估计的精度与实时性。可以发现,现有关于车辆状态估计的研究中,大部分侧重于估计性能的提升,也有一部分关注估计成本的降低^[14]。近年来,一些研究人员侧重采用车辆信息融合的方式提高估计精度,利用多传感器值以及伪量测值带来的冗余度,通过基于多模型观测器之间的误差迭代与融合,进一步提高估计系统的精度与鲁棒性^[10,14-17]。LI 等^[15]提出采用多模型融合滤波的方式进行车辆质心侧偏角估计,利用冗余多传感器信息融合提高估计可靠性。然而目前大多数车辆行驶状态估计方面的研究都是针对传统车辆,以分布式驱动电动汽车为对象的状态估计研究还比较少见。部分研究者针对分布式驱动电动汽车状态估计与参数辨识问题展开了研究,但仅利用了车轮的动力学关系,并没有考虑其电驱动系统特性,无法充分利用电机电流、车轮转速等变量之间的关系^[7,9]。徐兴等^[18]基于电驱动轮模

型及其驱动特性实现了轮胎纵向力估计,但未能将其应用到整车状态估计中。

分布式驱动电动汽车中,集成轮毂电机和轮胎的电驱动轮机电耦合系统不仅是一个执行机构,也是一个信息单元,其中电流转速可由低成本传感器采集得到,若将该信息应用到车辆状态估计中,则可以充分利用分布式驱动电动汽车的驱动特点,降低估计成本并提高估计速度。采用电流、转速等低成本传感器信息进行纵向力估计,同时考虑到系统含未知输入与噪声干扰,通过模型解耦的方式得到纵向力的重构方程,利用非线性观测器和高阶滑模观测器结合的方式实现了纵向力估计。在纵向力估计的基础上,设计了一种传感器信息不足情况下的补偿估计方法,并基于强跟踪滤波(Strong tracking filter, STF)实现车辆行驶状态估计。

1 车辆动力学模型

1.1 3 自由度车辆模型

车辆动力学模型是表征车辆动力学行为的常用方式,建立车辆动力学模型是设计车辆状态观测器的前提。文中不考虑车辆的俯仰、侧倾以及四个驱动轮的机械特性差异,只考虑车辆在纵横向以及横摆方向的运动自由度。车辆的受力分析如图 1 所示,其中,将车辆的质心视为行驶坐标系的原点, x 轴正向代表车辆行驶方向, y 轴正向代表驾驶员左方,横摆方向以绕坐标原点的逆时针方向为正。四个标号为 1、2、3、4 的驱动轮分别对应着左前轮、右前轮、左后轮以及右后轮。则在以上限定条件下的 3 自由度车辆动力学模型为

$$\begin{cases} \dot{v}_x = \gamma v_y + \frac{1}{m}[(F_{x1} + F_{x2})\cos\delta - \\ (F_{y1} + F_{y2})\sin\delta + F_{x3} + F_{x4}] \\ \dot{v}_y = -\gamma v_x + \frac{1}{m}[(F_{x1} + F_{x2})\sin\delta + \\ (F_{y1} + F_{y2})\cos\delta + F_{y3} + F_{y4}] \\ \dot{\gamma} = \frac{1}{I_z}[(F_{x1} + F_{x2})l_f \sin\delta - (F_{y3} + F_{y4})l_r + \\ (F_{y1} + F_{y2})l_f \cos\delta + (F_{y1} - F_{y2})b_f \sin\delta - \\ (F_{x1} - F_{x2})b_f \cos\delta - (F_{x3} - F_{x4})b_r] \end{cases} \quad (1)$$

式中, v_x 为纵向车速, v_y 为侧向车速, γ 为横摆角速度, m 为汽车质量, F_{xj} 和 F_{yj} ($j=1,2,3,4$)分别为轮胎的纵向力和侧向力, δ 为前轮转角, I_z 为绕 z 轴的转

动惯量, l_f 为质心距前轴的距离, l_r 为质心距后轴的距离, b_f 为前轮距的 1/2, b_r 为后轮距的 1/2。

图 1 3 自由度车辆模型

1.2 电驱动轮模型

四轮独立驱动电动汽车每个车轮各由一个轮毂电机单独驱动, 由轮毂电机和车轮组成的驱动轮是一个独立的驱动单元, 驱动轮模型如图 2 所示。单个车轮的旋转动力学方程为

$$J_l \dot{\omega}_j = T_{Lj} - F_{xj} r \quad (2)$$

式中, ω_j 为纵向力 F_{xj} 所对应车轮的转速; J_l 为车轮转动惯量; r 为车轮有效半径; T_{Lj} 为安装于车轮内轮毂电机的负载力矩。轮毂电机输出轴上的转矩平衡方程为

$$J_2 \dot{\omega}_j + b \omega_j = K_t i_j - T_{Lj} \quad (3)$$

轮毂电机等效电路的动态电压平衡方程为

$$u_j = R i_j + L \dot{i}_j + K_a \omega_j \quad (4)$$

式(3)、(4)中, J_2 为电机转子的转动惯量; b 为阻尼系数; K_t 为电机转矩常数; i_j 为线电流; u_j 为线电压; R 为绕组等效线电阻; L 为绕组等效电感; K_a 为反电动势系数。

图 2 电驱动轮模型

1.3 轮胎模型

本文采用应用较为广泛的魔术公式进行横向轮胎力的表征与计算, 公式如下

$$F_y = D_0 \sin \{C_0 \arctan[B_0 \alpha - E_0(B_0 \alpha - \arctan(B_0 \alpha))]\} \quad (5)$$

式中, α 代表轮胎侧偏角, 符号 B_0 、 C_0 、 D_0 、 E_0 表示魔术公式中轮胎模型的计算参数, 而且这些模型

参数都受到轮胎垂向载荷的影响, 四个轮胎垂向载荷可由下式计算得出

$$\begin{cases} F_{z1} = l_r \left(\frac{mg}{2l} + \frac{ma_y h}{2b_f l} \right) - \frac{ma_x h}{2l} \\ F_{z2} = l_r \left(\frac{mg}{2l} - \frac{ma_y h}{2b_f l} \right) - \frac{ma_x h}{2l} \\ F_{z3} = l_f \left(\frac{mg}{2} + \frac{ma_y h}{2b_r l} \right) + \frac{ma_x h}{2l} \\ F_{z4} = l_f \left(\frac{mg}{2} - \frac{ma_y h}{2b_r l} \right) + \frac{ma_x h}{2l} \end{cases} \quad (6)$$

式中, F_{z1} 、 F_{z2} 、 F_{z3} 、 F_{z4} 分别代表对应标号轮胎的垂向载荷, h 代表车辆的质心高度。此外, α_1 、 α_2 、 α_3 、 α_4 分别代表四个对应标号轮胎的侧偏角, 可由式(7)计算得到

$$\begin{cases} \alpha_1 = \delta - \arctan \frac{v_y + l_f \gamma}{v_x + b_f \gamma} \\ \alpha_2 = \delta - \arctan \frac{v_y + l_f \gamma}{v_x - b_f \gamma} \\ \alpha_3 = -\arctan \frac{v_y - l_r \gamma}{v_x + b_r \gamma} \\ \alpha_4 = -\arctan \frac{v_y - l_r \gamma}{v_x - b_r \gamma} \end{cases} \quad (7)$$

式中, α_1 、 α_2 、 α_3 、 α_4 为对应轮胎的侧偏角。

2 车辆状态估计

2.1 纵向力观测器设计

由式(2)、(3)、(4)联立可得

$$\begin{cases} \dot{i}_j = -\frac{R}{L} i_j - \frac{K_a}{L} \omega_j + \frac{1}{L} u_j \\ \dot{\omega}_j = \frac{K_t}{J} i_j - \frac{b}{J} \omega_j - \frac{r}{J} F_{xj} \end{cases} \quad (8)$$

式中, $J = J_1 + J_2$ 。电驱动轮模型的系统方程表示为

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{u} + \mathbf{D}\mathbf{d} + \mathbf{E}\mathbf{w} \\ \mathbf{y} = \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{F}\mathbf{v} \end{cases} \quad (9)$$

式中, $\mathbf{x}$ 、 $\mathbf{u}$ 、 $\mathbf{d}$ 、 $\mathbf{y}$ 分别为系统状态量, 已知输入, 未知输入和测量值, $\mathbf{w}$ 和 $\mathbf{v}$ 为互不相关的零

均值白噪声序列。且有 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} -\frac{R}{L} & -\frac{K_a}{L} \\ \frac{K_t}{J} & -\frac{b}{J} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_1 \\ \mathbf{A}_2 \end{pmatrix}$,

$$\mathbf{B} = \begin{pmatrix} \frac{1}{L} \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{B}_1 \\ 0 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{D} = \begin{pmatrix} 0 \\ -\frac{r}{J} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ \mathbf{D}_2 \end{pmatrix},$$

$$C = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} C_1 \\ C_2 \end{pmatrix}, \quad E = F = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}.$$

由于纵向力为系统未知输入, 因此无法直接利用普通的状态反馈观测器得到可靠的纵向力估计。观察未知输入的系数矩阵 D 可知该矩阵由 0 和 D_2 组成, 利用这一模型特征, 展开式(9)的第一式可将系统解耦成两个子系统(10), 分别是含未知输入及不含未知输入。

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}_1 = A_1 \hat{x} + B_1 u + E_1 w \\ \dot{\hat{x}}_2 = A_2 \hat{x} + D_2 d + E_2 w \end{cases} \quad (10)$$

由式(10)可得纵向力的解析式为

$$d = \frac{1}{D_2} (\dot{\hat{x}}_2 - A_2 \hat{x} - E_2 w) \quad (11)$$

为了促进纵向力观测器设计, 可设 $P = D_2^{-1}$, 则纵向力的重构方程可表示为

$$\hat{d} = P(\dot{\hat{x}}_2 - A_2 \hat{x} - E_2 w) \quad (12)$$

式中, $\hat{x}$ 为系统状态量的观测值。可知若估计出 $\hat{x}$ 和 $\hat{x}_2$ 的微分值, 则由纵向力的重构方程式(12)可实现纵向力的估计。下面首先进行 $\hat{x}$ 的估计。设计伦伯格观测器如下

$$\dot{\hat{x}} = A\hat{x} + Bu + L(y - \hat{y}) + D\hat{d} + Ew \quad (13)$$

式中, $\hat{y} = C\hat{x}$ 。为了消除未知输入对观测系统的影响, 构建一个新的变量

$$z = \hat{x} - DPy_2 \quad (14)$$

从而可得

$$\begin{cases} \dot{z} = \dot{\hat{x}} - DP\dot{y}_2 = \\ A\hat{x} + Bu + L(y - \hat{y}) + Ew - \\ DPC_2 A\hat{x} - DPC_2 Bu - DPC_2 Ew = \\ (I - DPC_2)A\hat{x} + (I - DPC_2)Bu + \\ (I - DPC_2)Ew + L(y - \hat{y}) \end{cases} \quad (15)$$

此时系统(15)不含未知输入。令 $T = I - DPC_2$, 则有

$$\begin{aligned} \dot{z} &= TA\hat{x} + TBu + TEw + Ly + L\hat{y} = \\ &= (TA - LC)\hat{x} + TBu + Ly + TEw = \\ &= (TA - LC)z + TBu + Ly + (TA - LC)DPy_2 + TEw \end{aligned} \quad (16)$$

此时, 综合式(14)和式(16), 式(13)可转化为

$$\begin{cases} \dot{z} = (TA - LC)z + TBu + Ly + \\ (TA - LC)DPy_2 + TEw \\ \hat{x} = z + DPy_2 \end{cases} \quad (17)$$

从而得到了一个不受未知输入影响的伦伯格观测器系统。针对式(17)第一式含噪声的情况, 设计了卡

尔曼滤波器(记为KF1)实现 z 的无偏估计, 再由式(17)第二式可估计得到 $\hat{x}$ 。

接下来进行 $\hat{x}_2$ 微分值的估计, 由式(10)第二式可知

$$\dot{\hat{x}}_2 = A_2 \hat{x} + D_2 d + E_2 w \quad (18)$$

为了估计状态量的微分值, 可将式(18)视为一个高阶方程, 令

$$x_3 = A_2 \hat{x} + D_2 d + Ew \quad (19)$$

可利用式(19)实现高阶方程的降阶, 从而所构造的高阶系统可表示

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}_2 = x_3 \\ \dot{\hat{x}}_3 = \Phi(x, d, w) \end{cases} \quad (20)$$

利用超螺旋算法, 可设计如下高阶滑模观测器(High-order sliding mode observer, HSMO)

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}_2 = \hat{x}_3 - k_{x2} \left| \hat{x}_2 - \hat{x}_2 \right|^{\frac{1}{2}} \text{sgn}(\hat{x}_2 - \hat{x}_2) \\ \dot{\hat{x}}_3 = -k_{x3} \text{sgn}(\hat{x}_3 - k_{x2} \left| \hat{x}_2 - \hat{x}_2 \right|^{\frac{1}{2}} \text{sgn}(\hat{x}_2 - \hat{x}_2)) \end{cases} \quad (21)$$

利用此高阶滑模观测器即可得到 $\hat{x}_2$ 的微分 $\dot{\hat{x}}_2$ 。得出 $\hat{x}$ 和 $\dot{\hat{x}}_2$, 考虑到纵向力重构方程式(12)也含有噪声的情况, 设计卡尔曼滤波器(记为KF2)来抑制噪声干扰。KF2 将 $\hat{x}$ 和 $\dot{\hat{x}}_2$ 作为已知的伪量测输入, 即可估计出驱动轮的纵向力。图3所示为纵向力观测器设计原理图。

图3 纵向力观测器设计原理图

2.2 车辆行驶状态估计

现有研究中, 基于 3 自由度车辆模型设计卡尔曼滤波来估计车辆状态是比较常见的, 但大多研究卡尔曼滤波的测量方程中需要车辆纵向加速度和侧向加速度。不同于此, 本文提出一种在纵向加速度和侧向加速度不可直接测得情况下的车辆状态级联估计方法。

利用横摆角速度的微分方程, 构造横摆角速度上层积分观测器为

$$\dot{\gamma} = \int \frac{1}{l_z} [(F_{x1} + F_{x2})l_f \sin \delta - (F_{y3} + F_{y4})l_r +$$

$$\begin{aligned} & (F_{y1} + F_{y2})l_f \cos \delta + (F_{y1} - F_{y2})b_f \sin \delta - \\ & (F_{x1} - F_{x2})b_f \cos \delta - (F_{x3} - F_{x4})b_r]d\gamma \end{aligned} \quad (22)$$

该观测器以纵向力观测器估计值和由轮胎模型得到的侧向力作为已知输入, 通过不断迭代即可得到车辆横摆角速度的上级估计值, 记为 γ_f 。

利用式(1)建立非线性系统的状态空间方程

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}_2(t) = \mathbf{f}_2(\mathbf{x}_2(t), \mathbf{u}_2(t)) + \mathbf{w}(t) \\ \mathbf{y}_2(t) = \mathbf{h}_2(\mathbf{x}_2(t), \mathbf{u}_2(t)) + \mathbf{v}(t) \end{cases} \quad (23)$$

输入变量

$$\mathbf{u}_2 = (\delta \ F_{x1} \ F_{x2} \ F_{x3} \ F_{x4} \ F_{y1} \ F_{y2} \ F_{y3} \ F_{y4})^T$$

状态变量为 $\mathbf{x}_2 = (v_x \ v_y \ \gamma)^T$, 量测输出为 $\mathbf{y}_2 = (\gamma_r)$ 。

强跟踪滤波在传统卡尔曼滤波方法的基础上增加了次优渐消因子这一参数, 能进一步提高状态滤波估计误差的协方差矩阵的校正能力。强跟踪滤波算法步骤如下。

(1) 计算系统状态估计残差及相对应残差的均方差

$$\begin{aligned} \mathbf{r}(k+1) &= \mathbf{Y}(k+1) - \mathbf{H}(k+1)\hat{\mathbf{X}}(k+1) \\ \mathbf{V}_0(k+1) &= \begin{cases} \mathbf{r}(1)\mathbf{r}^T(1) & k=0 \\ \frac{\rho\mathbf{V}_0(k) + \mathbf{r}(k+1)\mathbf{r}^T(k+1)}{\rho+1} & k \geq 1 \end{cases} \end{aligned}$$

式中, $0 \leq \rho \leq 1$ 为可选的遗忘因子, 取 $\rho = 0.95$ 。

(2) 进一步计算当前时刻下的次优渐消因子

$$\lambda(k+1) = \begin{cases} \lambda_0 & \lambda_0 \geq 1 \\ 1 & \lambda_0 \leq 1 \end{cases}$$

$$\text{式中 } \lambda_0 = \frac{\text{tr}[\mathbf{N}_{k+1}]}{\text{tr}[\mathbf{M}_{k+1}]};$$

$$\begin{aligned} \mathbf{N}_{k+1} &= \mathbf{V}_{k+1} - \mathbf{H}_{k+1}\mathbf{\Gamma}_{k+1}\mathbf{Q}_k\mathbf{\Gamma}_k^T\mathbf{H}_{k+1}^T - \beta\mathbf{R}_{k+1}; \\ \mathbf{M}_{k+1} &= \mathbf{H}_{k+1}\mathbf{\Phi}_{k+1/k}\mathbf{P}_{k/k}\mathbf{\Phi}_{k/k}^T\mathbf{H}_{k+1}^T; \\ \beta &\geq 1 \text{ 为弱化因子。} \end{aligned}$$

(3) 计算在当前时刻对下一时刻迭代的协方差矩阵的预估值, 并计算下一时刻的状态估计反馈增益矩阵

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{k+1/k} &= \lambda_{k+1}\mathbf{\Phi}_{k+1/k}\mathbf{P}_{k/k}\mathbf{\Phi}_{k+1/k}^T + \mathbf{\Gamma}_k\mathbf{Q}_{k+1}\mathbf{\Gamma}_k^T \\ \mathbf{K}_{K+1} &= \mathbf{P}_{k+1/k}\mathbf{H}_{k+1}^T(\mathbf{H}_{k+1}\mathbf{P}_{k+1/k}\mathbf{H}_{k+1}^T + \mathbf{R}_{K+1})^{-1} \end{aligned}$$

(4) 计算当前时刻下的协方差矩阵以及当前时刻的系统状态估计量

$$\begin{cases} \mathbf{P}_{k+1/k+1} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k+1}\mathbf{H}_{k+1}^T)\mathbf{P}_{k+1/k} \\ \hat{\mathbf{X}}_{k+1/k+1} = \hat{\mathbf{X}}_{k+1/k} + \mathbf{K}_{k+1}\mathbf{r}_{k+1} \end{cases}$$

车辆状态级联估计方法如图 4 所示。将 γ_f 作为

已知测量值, 再利用 STF 实现车辆状态的估计。设计积分观测器所用的状态方程只考虑了车辆横摆运动, 而且在噪声和未知扰动的干扰下有可能导致误差的积分累积, 影响估计精度。如图 4 所示, 为了抑制偏差, 引入 PID 控制器, 利用横摆角速度估计值 γ 与上层估计值 γ_f 的差值经由 PID 控制器得到横摆角速度的补偿量 $\Delta\gamma$, 从而得到横摆角速度的上级估计修正值 γ_r , 该值视为伪测量作为车辆状态 STF 估计的输入。

图 4 车辆状态级联估计方法

3 仿真分析

为验证所提出的估计方法的有效性, 搭建了 CarSim/Simulink 联合仿真平台并进行了仿真验证。仿真时的车辆参数为: $m=703.6 \text{ kg}$, $r=0.245 \text{ m}$, $l_f=0.795 \text{ m}$, $l_r=0.975 \text{ m}$, $b_f=b_r=0.775$, $I_z=1000 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$, $R=0.688 \Omega$, $K_a=0.06 \text{ N} \cdot \text{m/A}$, $K_f=11.43 \text{ N} \cdot \text{m/A}$, $J=7.143 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$, $b=0.643 \text{ N} \cdot \text{m} \cdot \text{s/rad}$, $L=0.125 \text{ H}$ 。图 5 所示为仿真时采用的两个连续双移线工况, 设定车速为 60 km/h , 路面附着系数为 0.8 , 仿真时间为 10 s 。

图 5 连续双移线工况

纵向力观测器估计效果如图 6 所示, 可知观测器能实现系统未知输入的估计, 利用电流、转速和电压值得到准确的纵向力估计。图 7 为横摆角速度上层估计值、PID 修正值与 STF 估计值的对比。可知当车辆行驶状态变化较为剧烈时, 上层观测器的跟踪效果存在一定误差, 利用 PID 控

制器输出的补偿值能够有效抑制误差的产生。图 8 所示为文中设计的基于 STF 算法的车辆状态估计与普通 EKF 算法的对比。可知两种滤波算法都能实时跟踪车辆状态，基于 STF 的车辆状态估计具有更高的精度。而且在车辆状态突变时，STF 估计实时性更好，稳定性更高，说明其抗干扰能力优于 EKF。

图 6 纵向力估计

图 7 车辆状态级联估计方法

图 8 车辆状态级联估计方法

4 实车验证

4.1 台架试验

目前试验用车尚未安装轮胎力传感器，轮胎纵向力无法直接测量得到，因此在底盘测功机台架上进行纵向力估计的试验验证。CAN 总线用来采集电流、电压和转速值，从而作为纵向力观测器的输入量，底盘测功机数据采集系统用于记录纵向力，从

图 9 底盘测功机台架试验

而所对比验证。本文选取右前轮数据用于验证,试验结果见图10。可知在加速过程中纵向力估计具有一定的偏差但偏差较小;当车辆匀速时,纵向力估计趋于稳定,具有较高的估计精度。通过数值计算可得纵向力观测器估计精度达到了91.3%。

图10 纵向力估计

4.2 实车道路试验

如图11a所示,在一条平直沥青道路上进行蛇形工况下的实车试验,道路上间隔30 m安放有标桩,车辆行驶轨迹示意如图11b所示。基于快速原型实现四轮独立驱动汽车的整车控制,采用Vehicle Spy进行传感器数据记录。纵向力观测器已进行了底盘测功机台架试验,因此将道路试验所得纵向力估计值作为滤波估计的伪量测输入。横摆角速度估计误差补偿效果见图12,车辆状态估计结果见图13。可知本文提出的估计方法能够实时跟踪车辆行驶状态,且STF估计性能优于EKF,设计的补偿策略能够提高估计精度。为了进一步验证本文估计方法的优越性,采用估计值和真实值之间的方均根

(a)道路试验场景

(b)行驶轨迹示意图

图11 道路试验

(Root-mean-square, RMS)误差 E_{RMS} 来定量评价估计结果, E_{RMS} 可表示为

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} (\hat{x}_i - x_i)^2} \quad (24)$$

式中, N_s 为样本数, x_i 和 $\hat{x}_i$ 分别代表第 i 个采样常数时纵向车速、侧向车速以及横摆角速度的真实值与估计值。EKF 和 STF 估计结果的方均根误差对比如表1所示,可以发现基于STF估计到的纵向车速、侧向车速和横摆角速度的方均根误差都小于EKF,说明了STF能更好地抑制误差的产生并提高估计精度。数值计算结果表明STF相比EKF对纵向车速、

图12 横摆角速度估计误差补偿效果

(a)纵向车速

(b)侧向车速

(c)横摆角速度

图13 车辆行驶状态估计

侧向车速以及横摆角速度的估计精度分别提高了14.03%、15.02%和16.58%。

表1 方均根误差对比

E_{RMS}	估计方法	
	EKF	STF
纵向车速	0.304 4	0.261 7
侧向车速	0.161 1	0.136 9
横摆角速度	0.158 6	0.132 3

5 结论

(1) 将轮毂电机模型与车轮动力学方程联系起来提出电驱动轮模型, 并将其应用到车辆状态估计中, 充分利用了驱动电动汽车的优势, 降低了估计成本, 为车辆状态估计提供了新的思路。

(2) 提出了一种不需要纵向加速度和横向加速度信息的车辆状态估计方法, 设计了 STF 用于车辆状态估计, 并利用 PID 控制器实现了观测器之间的误差补偿, 提高了估计准确性。

(3) 基于 CarSim-Simulink 联合仿真平台进行了仿真分析, 同时进行了底盘测功机台架试验和实车道路试验, 结果表明, 文中提出的估计方法能够实时估计车辆行驶状态, 具有较高的估计精度。

参 考 文 献

- [1] 张利鹏, 李亮, 祁炳楠. 轮毂电机驱动电动汽车侧倾稳定性解耦控制[J]. 机械工程学报, 2017, 53(16): 94-104.
- [2] ZHANG Lipeng, LI Liang, QI Bingnan. Decoupled roll stability control of in-wheel motor drive electric vehicle[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(16): 94-104.
- [3] 卢山峰, 徐兴, 陈龙, 等. 轮毂电机驱动汽车电子差速与差动助力转向的协调控制[J]. 机械工程学报, 2017, 53(16): 78-85.
- [4] LU Shanfeng, XU Xing, CHEN Long, et al. Coordinated control of electronic differential and differential assist steering for electric vehicle driven by in-wheel motors [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(16): 78-85.
- [5] CHEN T, XU X, CHEN L, et al. Estimation of longitudinal force, lateral vehicle speed and yaw rate for four-wheel independent driven electric vehicles [J]. Mech. Syst. Signal Process, 2018, 101: 377-388.
- [6] CHEN T, XU X, LI Y, et al. Speed-dependent coordinated control of differential and assisted steering for in-wheel motor driven electric vehicles [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering, 2018, 232(9): 1206-1220.
- [7] 江浩斌, 曹福贵, 朱畏畏. 基于滑模控制的智能车辆集群运动控制方法[J]. 江苏大学学报, 2018, 39(4): 385-390.
- [8] JIANG Haobin, CAO Fugui, ZHU Weiwei. Control method of intelligent vehicles cluster motion based on SMC [J]. Journal of Jiangsu University, 2018, 39(4): 385-390.
- [9] 江浩斌, 李臣旭, 马世典, 等. 智能车辆自动泊车路径跟踪的非光滑控制策略[J]. 江苏大学学报, 2017, 38(5): 497-502.
- [10] JIANG Haobin, LI Chenxu, MA Shidian, et al. Path tracking control of automatic parking for intelligent vehicle based on non-smooth control strategy [J]. Journal of Jiangsu University, 2017, 38(5): 497-502.
- [11] 徐兴, 陈特, 陈龙, 等. 基于改进闭环子空间辨识的电动轮汽车纵向力估计[J]. 江苏大学学报, 2016, 37(6): 650-656.
- [12] XU Xing, CHEN Te, CHEN Long, et al. Longitudinal force estimation for motorized wheels driving electric vehicle based on improved closed-loop subspace identification [J]. Journal of Jiangsu University, 2016, 37(6): 650-656.
- [13] REZAEIAN A, ZARRINGHALAM R, FALLAH S, et al. Novel tire force estimation strategy for realtime implementation on vehicle applications [J]. IEEE Trans. Veh. Technol., 2015, 64(6): 2231-2241.
- [14] 林程, 王刚, 曹万科, 等. 基于 LO-EKF 算法的分布驱动电动汽车状态估计的研究[J]. 汽车工程, 2014, 36(11): 1316-1320.
- [15] LIN Cheng, WANG Gang, CAO Wanke, et al. A study on the vehicle state estimation for a distributed-drive EV bBased on LO-EKF algorithms [J]. Automotive Engineering, 2014, 36(11): 1316-1320.
- [16] CHENG S, LI L, CHEN J. Fusion algorithm design based on adaptive SCKF and integral correction for side-slip angle observation [J]. IEEE Trans. Ind. Electron., 2017, 2018, 65(7): 5754-5763.
- [17] NAM L, OH S, FUJIMOTO H, et al. Estimation of sideslip angle and roll angles of electric vehicles using lateral tire force sensors through RLS and Kalman filter approaches [J]. IEEE Trans. Ind. Electron, 2013, 60(3): 988-1000.
- [18] BOADA B L, BOADA M J L, DIAZ V. Vehicle side slip angle measurement based on sensor data fusion using an integrated ANFIS and an unscented Kalman Filter algorithm [J]. Mech. Syst. Signal Process, 2016, 72: 832-845.
- [19] 解少博, 林程. 基于无迹卡尔曼滤波的车辆状态与参数估计[J]. 农业机械学报, 2011, 42(12): 6-12.
- [20] XIE Shaobo, LIN Cheng. State and parameters estimation

- of vehicle based on UKF[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(12): 6-12.
- [14] 林程, 周逢军, 徐志峰, 等. 基于补偿自适应控制算法的车辆状态参数估计[J]. 农业机械学报, 2014, 45(11): 1-8.
LIN Cheng, ZHOU Fengjun, XU Zhifeng, et al. Estimation of vehicle status parameters based on compensation adaptive control algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(11): 1-8.
- [15] LI X, CHAO C Y, WANG Y. A reliable fusion methodology for simultaneous estimation of vehicle sideslip and yaw angles [J]. IEEE Trans. Veh. Technol, 2016, 65(6): 4440-4458.
- [16] LI X, SONG X, CHAN C. Reliable vehicle sideslip angle fusion estimation using low-cost sensors[J]. Measurement, 2014, 51: 241-258.
- [17] YOON J H, PENG H. A cost-effective sideslip estimation method using velocity measurements from two GPS receivers [J]. IEEE Trans. Veh. Technol, 2014, 63(6): 2589-2599.
- [18] 徐兴, 陈特, 陈龙, 等. 基于 UIO/双 KF 的 4WID- EV 驱动轮纵向力估计[J]. 汽车工程, 2016, 38(9): 1095-1100.
XU Xing, CHEN Te, CHEN Long, et al. Longitudinal force estimation of driving wheels in 4WID-EV based on unknown input observer and dual kalman filters [J]. Automotive Engineering, 2016, 38(9): 1095-1100.
-
- 作者简介: 陈特, 男, 1992 年出生, 博士研究生。主要研究方向为车辆行驶状态估计与动力学控制。
E-mail: ujschente@163.com
陈龙(通信作者), 男, 1958 年出生, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为车辆动态性能模拟与控制。
E-mail: chenlong@ujs.edu.cn