

DOI: 10.7652/xjtuxb201911019

车辆纵向力和质心侧偏角层级估计方法设计与验证

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

(1. 江苏大学汽车与交通工程学院, 212013, 江苏镇江; 2. 江苏大学汽车工程研究院, 212013, 江苏镇江)

摘要: 为提高车辆状态估计结果的精度与可靠性,设计了一种车辆纵向力和质心侧偏角层级估计方法。研究了一种用于车辆行驶状态估计的加权容积卡尔曼滤波,采用移动窗估计法调整测量噪声的协方差矩阵,根据不同时刻信息对测量噪声统计的有用性,动态调整窗口中不同时刻信息的权重,从而提高车辆状态观测器的滤波精度。根据电驱动轮模型特点,并考虑轮胎松弛长度来构造纵向力微分方程,从而设计了纵向力观测器。在纵向力估计的基础上,将上层的纵向力估计值视为伪量测值,利用三自由度车辆动力学模型设计了基于级联卡尔曼滤波的车辆行驶状态估计策略,实现了车辆质心侧偏角估计。进行了变速正弦转向工况和定速 Fishhook 转向工况下的 CarSim/Simulink 联合仿真试验以及实车试验,结果表明:所提方法整体估计精度相比扩展卡尔曼滤波提升了 6.82%,具有较高的估计精度和实时跟踪效果,满足车辆应用需求。

关键词: 车辆状态估计;纵向力;容积卡尔曼滤波;层级估计方法

中图分类号: U461.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2019)11-0131-11

Design and Verification for Vehicle Longitudinal Force and Sideslip Angle Hierarchical Estimation Method

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

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

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

Abstract: To improve the accuracy and reliability of vehicle driving state estimation, a hierarchical estimation method of vehicle longitudinal force and sideslip angle is proposed. A weighted cubature Kalman filter for vehicle driving state estimation is designed, where the covariance matrix of measurement noise is adjusted with the moving window estimation method. And according to the usefulness of the information at different sampling moment to the measurement noise statistics, the weight of information is dynamically adjusted to improve the filtering accuracy of vehicle state observer. Following the characteristics analysis for the electric drive wheel model and considering the tire relaxation length, the longitudinal force differential equation is constructed, and the longitudinal force observer is designed. According to the longitudinal force estimation, the upper longitudinal force estimation is regarded as the pseudo measurement, and a vehicle state estimation strategy based on cascaded Kalman filter is designed via three-degree-of-freedom vehicle dynamics model to achieve the estimation of vehicle sideslip

收稿日期: 2019-05-05。 作者简介: 陈特(1992—),男,博士生;陈龙(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金重点资助项目(U1664258,U1564201);国家重点研发计划资助项目(2017YFB0102603)。

网络出版时间: 2019-06-20 网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20190620.0933.002.html>

angle. Joint simulation test in CarSim/Simulink under variable-speed sinusoidal-steering manoeuvre condition and fixed-speed fishhook-steering manoeuvre condition, as well as real vehicle test, is carried out. The results show that the proposed estimation method has high estimation accuracy and real-time tracking effect, and the overall estimation accuracy is improved by 6.82% compared with that of the extended Kalman filter.

Keywords: vehicle state estimation; longitudinal force; cubature Kalman filter; hierarchical estimation

目前,包括电子稳定系统和制动防抱死系统在内的车辆主动安全控制系统在汽车上的应用十分广泛。在上述的车辆控制系统中,精准的车辆行驶状态可为控制系统提供可靠的信息输入,是控制系统良好运行并达到控制目标的基础^[1-2]。近年来,为了响应国家的政策引导、顺应行业发展需求,车辆的智能化研究得到了行业的普遍关注^[3],其中,车辆状态估计^[4]与环境感知是车辆运动规划与智能控制^[5]的重要一环。但是,一些车辆行驶状态量需要借助价格极其昂贵的传感器采集而得,甚至有些状态量难以通过传感器直接测量得到。在这种情况下,研究者开始设计基于模型的车辆状态观测器,利用相对低成本的传感器来测量信息并计算所需的状态量,从而将其应用到控制系统中。目前,车辆行驶状态估计的相关研究是很有必要且具有很大研究空间的。

近年来,不同的先进控制理论在车辆工程领域的应用越来越多,许多结合车辆动力学特性与实际情况的研究取得了卓有成效的成果。一些研究人员关注非线性扰动等不确定因素对估计效果的影响,设计了许多新颖的估计策略^[6-7]。随着传感器技术的变革与传感器生产能力的提升,一些研究者采用新型传感器或者低成本传感器设计了不同以往的估计策略,开创了新的观测器设计思路^[8-9]。在车辆行驶状态估计方面,卡尔曼滤波是应用最为广泛的技术手段之一^[10-12]。随着消费者对车辆性能需求的逐渐提升,车辆的精密程度越来越高,车辆控制系统也越来越复杂,因此需要更加准确的车辆状态估计结果。在此情况下,卡尔曼滤波的一系列改进方法得到了广泛的研究与实际应用,并取得了显著的估计效果^[13-16]。

容积卡尔曼滤波避免了扩展卡尔曼滤波(EKF)中所存在的雅可比矩阵计算复杂和系统非线性严重时滤波误差增大甚至发散的问题。而且,EKF可以很好地避免无迹卡尔曼滤波所存在的高维稳定性下降的问题。在现有的诸多卡尔曼滤波算法中,容积卡尔曼滤波在理论上是精度最高的滤波算法,可为

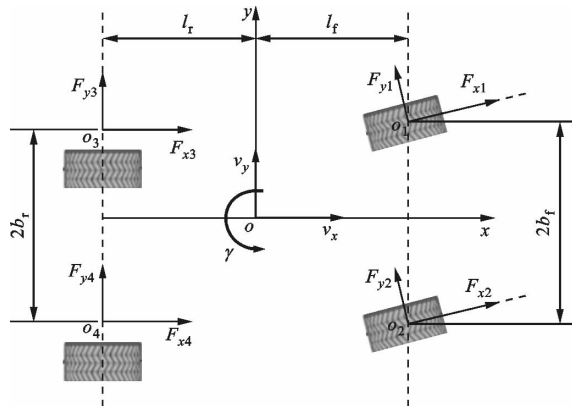
车辆行驶状态估计提供可靠的理论基础,具有较高的工程实践应用价值。

本文建立了三自由度车辆模型和轮胎模型,研究了一种基于移动窗估计法的加权容积卡尔曼滤波,并将其用于观测器设计,在建立了电驱动轮模型的同时考虑轮胎松弛长度,结合自适应加权容积卡尔曼滤波(ACKF)设计了纵向力观测器。在纵向力估计的基础上,提出了基于级联卡尔曼滤波的车辆行驶状态估计策略,并将其用于整车行驶状态估计,最终得到了车辆质心侧偏角估计值。

1 车辆动力学模型

1.1 三自由度车辆模型

车辆的动力学模型表征着车辆行驶状态间的数学关系,是车辆行驶状态估计方法设计的前提。本文考虑车辆纵横向以及横摆方向的运动关系,建立了车辆的三自由模型,如图1所示。图中:将用于表示动力学模型的坐标系原点固定于车辆质心,车辆行驶方向为 x 轴正向。



v_x, v_y : 车辆纵向和横向速度; F_{xj}, F_{yj} ($j=1, 2, 3, 4$): 对应编号轮胎的纵向和横向受力; l_f, l_r : 车辆质心到前轴和后轴中心点的距离; b_f, b_r : 前轴和后轴的半轮距; γ : 车辆横摆角速度

图1 三自由度车辆模型

由于文中只涉及 xoy 平面内的动力学方程,故不考虑悬架系统的运动特性。各个轮胎的型号与安装方法一致,故不考虑轮胎之间的差异。包含3个

运动方向自由度的车辆动力学方程可表示为

$$\dot{v}_x = \gamma v_y + \frac{1}{m}[(F_{x1} + F_{x2})\cos\delta - (F_{y1} + F_{y2})\sin\delta + F_{x3} + F_{x4}] \quad (1)$$

$$\dot{v}_y = -\gamma v_x + \frac{1}{m}[(F_{x1} + F_{x2})\sin\delta + (F_{y1} + F_{y2})\cos\delta + F_{y3} + F_{y4}] \quad (2)$$

$$\dot{\gamma} = \frac{1}{I_z}[(F_{x1} + F_{x2})l_f\sin\delta - (F_{y3} + F_{y4})l_r + (F_{y1} + F_{y2})l_f\cos\delta + (F_{y1} - F_{y2})b_f\sin\delta - (F_{x1} - F_{x2})b_f\cos\delta - (F_{x3} - F_{x4})b_r] \quad (3)$$

式中: m 为汽车整备质量; δ 为前轮转向角; I_z 为车辆绕 z 轴方向的转动惯量。

1.2 轮胎模型

为了获得轮胎力,利用目前较为成熟的魔术公式轮胎模型对轮胎力进行估计,具体可表示为

$$Y = D\sin\{\text{Carctan}[B\alpha - E(B\alpha - \arctan(B\alpha))]\} \quad (4)$$

式中: Y 为轮胎纵向力或侧向力; B 为刚度因子; C 为曲线形状因子; D 为峰值因子; E 为曲线曲率因子; α 为轮胎侧偏角。参数 B 、 C 、 D 、 E 都受到轮胎垂向载荷的影响,4个轮胎的垂向载荷表达式可写为

$$\left. \begin{aligned} F_{z1} &= l_r \left(\frac{mg}{2l} + \frac{ma_y h}{2b_f l} \right) - \frac{ma_x h}{2l} \\ F_{z2} &= l_r \left(\frac{mg}{2l} - \frac{ma_y h}{2b_f l} \right) - \frac{ma_x h}{2l} \\ F_{z3} &= l_f \left(\frac{mg}{2l} + \frac{ma_y h}{2b_r l} \right) + \frac{ma_x h}{2l} \\ F_{z4} &= l_f \left(\frac{mg}{2l} - \frac{ma_y h}{2b_r l} \right) + \frac{ma_x h}{2l} \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

式中: $F_{z1} \sim F_{z4}$ 分别为相关编号轮胎的垂向载荷; h 为质心距地面的高度; g 为重力加速度; a_x 和 a_y 为车辆的纵向加速度和横向加速度; $l = l_f + l_r$ 。4个轮胎的侧偏角可表示为

$$\left. \begin{aligned} \alpha_1 &= \delta - \arctan \frac{v_y + l_f \gamma}{v_x + b_f \gamma / 2} \\ \alpha_2 &= \delta - \arctan \frac{v_y + l_f \gamma}{v_x - b_f \gamma / 2} \\ \alpha_3 &= -\arctan \frac{v_y - l_r \gamma}{v_x + b_r \gamma / 2} \\ \alpha_4 &= -\arctan \frac{v_y - l_r \gamma}{v_x - b_r \gamma / 2} \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

2 车辆行驶状态估计方法设计

2.1 车辆状态加权容积卡尔曼滤波器

本节结合车辆动力学模型进行 ACKF 方法

设计。

将车辆动力学模型表示为离散化状态空间方程,即

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{x}_k &= \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{y}_k &= \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中: $\mathbf{x}_k$ 为系统状态向量; $\mathbf{y}_k$ 为系统测量向量; $\mathbf{f}(\cdot)$ 和 $\mathbf{h}(\cdot)$ 分别为系统的状态转移方程和测量方程; $\mathbf{w}_k$ 和 $\mathbf{v}_k$ 分别为互不相干的系统噪声和测量噪声。均方根容积卡尔曼滤波器需要精确地测量噪声先验统计信息,当测量噪声的统计特性不确定时,会出现滤波精度降低甚至滤波发散的现象。在车辆行驶状态估计中,复杂的行驶环境、实时变化的车辆状态以及一些难以预知的不确定性因素等都会引起测量噪声统计特性的变化。因此,本文采用移动窗估计方法在线调整测量噪声的协方差矩阵,并引入加权的思想,根据不同时刻信息对测量噪声统计的有用性,动态调整窗口中不同时刻信息的权重,提高有用信息的利用率,有效地提高了车辆状态滤波的估计精度。加权均方根容积卡尔曼滤波器的迭代步骤如下。

(1)初始化。误差协方差矩阵的初始值 $\hat{\mathbf{x}}_0$ 和初始均方根 $\mathbf{S}_0$ 可以表示为

$$\hat{\mathbf{x}}_0 = \mathbf{E}(\mathbf{x}_0)$$

$$\mathbf{S}_0 = \sqrt{\mathbf{E}((\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)^T)} \quad (8)$$

式中 $\mathbf{x}_0$ 为状态初值。

(2)容积点计算。采用3阶球面径向体积准则来计算容积点及其权重,公式为

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{x}_{i,k-1/k-1} &= \mathbf{S}_{k-1/k-1} \boldsymbol{\xi}_i + \hat{\mathbf{x}}_{k-1/k-1} \\ \omega_i &= 1/n \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

$$\boldsymbol{\xi}_i = \mathbf{x}_{k-1} + \sqrt{n \mathbf{P}_{\mathbf{x}} \mathbf{e}_i} \quad (10)$$

式中: i 为容积点的系列编号, $i = 1, 2, \dots, 2n$; $\mathbf{S}_{k-1/k-1}$ 为误差协方差矩阵 $\mathbf{P}_{k-1/k-1}$ 的均方根, $\mathbf{P}_{k-1/k-1} = \mathbf{S}_{k-1/k-1} \mathbf{S}_{k-1/k-1}^T$; $\mathbf{e}_i$ 为编号 i 的单位矩阵; ω_i 为权重; n 为系统状态量的阶次。

(3)时间更新。首先,容积点传播可表示为

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{x}_{k/k-1}^* &= \prod_{i=1}^{2n} \sqrt{\omega_i} (\mathbf{x}_{i,k/k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}) \\ \mathbf{x}_{i,k/k-1} &= \mathbf{f}(\boldsymbol{\xi}_{i,k-1}) \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

然后,一步预测状态量可以表示为

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} &= \sum_{i=1}^{2n} \omega_i \mathbf{x}_{i,k/k-1} \\ \mathbf{S}_{k/k-1}^T &= \mathbf{Q}[(\mathbf{x}_{k/k-1}^* \mathbf{S}_{Q,k-1})^T] \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

式中: $\mathbf{Q}$ 为正交三角形分解运算; $\mathbf{S}_{Q,k-1}$ 为系统噪声

误差协方差矩阵的均方根。

(4) 测量更新。新息向量可以表示为

$$\mathbf{e}_k = \mathbf{y}_k - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}) \quad (13)$$

采用移动窗口法对长度为 N 的滑动采样区间的新息向量协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_k$ 进行最优估计, 即

$$\hat{\mathbf{R}}_k = \sum_{j=1}^N \mathbf{e}_{k-j} \mathbf{e}_{k-j}^T \quad (14)$$

移动窗口法可以利用窗口范围内的信息计算当前测量噪声的近似统计特征, 实现测量噪声统计的在线估计。然而, 在窗口中每次使用的权重相同, 不加以区分, 无法准确地得到当前测量噪声统计特性的真实情况。因此, 根据窗口中不同时刻信息的有用性, 采用加权方法设置不同的权重, 使测量噪声的估计统计特性更加准确。加权新息向量的协方差矩阵可写为

$$\hat{\mathbf{R}}_k = \frac{1}{N} \left(\sum_{j=1}^N \mathbf{e}_{k-j} \mathbf{e}_{k-j}^T - \sum_{i=1}^{2n} \omega_i (\mathbf{h}(\mathbf{e}_{i,k-j/k-j-1}) - \hat{\mathbf{y}}_{k-j/k-j-1} \mathbf{e}_{k-j}^T) (\mathbf{h}(\mathbf{e}_{i,k-j/k-j-1}) - \hat{\mathbf{y}}_{k-j/k-j-1} \mathbf{e}_{k-j}^T)^T \right) \quad (15)$$

楚列斯基分解可表示为

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{S}_{yy,k/k-1}^T &= \mathbf{Q}[(\mathbf{y}_{k/k-1} \mathbf{f}_{\text{Chol}}(\hat{\mathbf{R}}_k))^T] \\ \mathbf{P}_{xz,k/k-1} &= \mathbf{x}'_{k/k-1} \mathbf{y}_{k/k-1}^T \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

式中 $\mathbf{f}_{\text{Chol}}$ 为楚列斯基分解计算。在式(15)中, $\frac{1}{N} =$

$c_i = \sqrt{\mathbf{e}_{k-j} \mathbf{e}_{k-j}^T}$ (其中 c_i 为加权重), 即权重随着误差的变化而变化。通过楚列斯基分解后, 新息向量的协方差矩阵随着当前时刻的误差统计特性的变化而变化。用于测量更新的容积点可计算为

$$\mathbf{x}'_{k/k-1} = \prod_{i=1}^{2n} \sqrt{\omega_i} (\boldsymbol{\xi}_{i,k/k-1} - \hat{\mathbf{y}}_{k/k-1}) \quad (17)$$

式中 $\hat{\mathbf{y}}_{k/k-1} = \sum_{i=1}^{2n} \omega_i \mathbf{h}(\boldsymbol{\xi}_{i,k/k-1})$ 。容积点传播可写为 $\mathbf{y}_{i,k/k-1} = \mathbf{h}(\mathbf{x}_{i,k/k-1})$, 从而, 测量更新预测值为

$$\mathbf{y}_{k/k-1} = \prod_{i=1}^{2n} \sqrt{\omega_i} (\mathbf{h}(\boldsymbol{\xi}_{i,k/k-1}) - \hat{\mathbf{y}}_{k/k-1}) \quad (18)$$

状态更新方程为

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_k &= \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} + \mathbf{G}_k (\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_{k/k-1}) \\ \mathbf{G}_k &= \mathbf{P}_{xy,k/k-1} \mathbf{P}_{yy,k/k-1}^{-1} = (\mathbf{P}_{xy,k/k-1} / \mathbf{P}_{yy,k/k-1}^T) / \mathbf{P}_{yy,k/k-1}^T \\ \mathbf{S}_k^T &= \mathbf{Q}[(\mathbf{x}'_{k/k-1} - \mathbf{G}_k \mathbf{y}_{k/k-1} \mathbf{G}_k \mathbf{S}_{R,k})^T] \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

2.2 考虑轮胎松弛长度的纵向力观测器

考虑采用轮毂电机直接驱动的电动汽车, 包含电机和轮胎的电驱动轮可视为一个独立的驱动与信息单元, 该电驱动轮的转速、电流、电压可以通过低

成本的车载传感器直接采集得到。电驱动轮受力分析如图2所示。

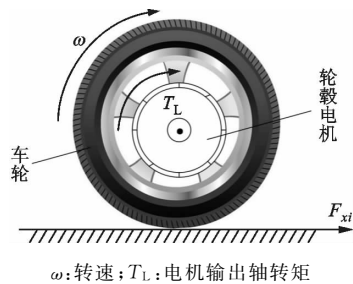


图2 电驱动轮的受力分析

电驱动轮的旋转动力学方程为

$$J_1 \dot{\omega}_j = T_{Lj} - F_{xj} r, \quad j = 1, 2, 3, 4 \quad (20)$$

式中: J_1 为电驱动轮的转动惯量; r 为电驱动轮有效半径。电机传动轴处的转矩动态方程可表示为

$$J_2 \dot{\omega}_j + b \omega_j = K_i i_j - T_{Lj} \quad (21)$$

式中: J_2 为单个电机的转子转动惯量; b 为等效阻尼常数; K_i 为电机负载转矩的比例系数; i_j 为总线电流。轮毂电机选型为永磁直流无刷电机, 其等效电压方程可表示为

$$U_j = R i_j + L \dot{i}_j + K_a \omega_j \quad (22)$$

式中: U_j 为总线电压; R 为电机绕组的等效电阻; L 为电机绕组的等效电感; K_a 为反电动势系数。将式(20)代入到式(21), 并将其与式(22)联立, 可得

$$\dot{i}_j = -\frac{R}{L} i_j - \frac{K_a}{L} \omega_j + \frac{1}{L} U_j \quad (23)$$

$$\dot{\omega}_j = \frac{K_t}{J} i_j - \frac{b}{J} \omega_j - \frac{r}{J} F_{xj} \quad (24)$$

式中 $J = J_1 + J_2$ 为电驱动轮等效转动惯量。

式(24)为通过电机驱动关系建立的电驱动轮动态方程, 较为依赖轮胎的纵向动力学特性。考虑轮胎的纵向松弛长度^[17], 轮胎力的动态方程可表示为

$$\dot{F}_{xj} = \frac{v_x - (-1)^j \gamma b}{\epsilon_x} (F_{xjM} - F_{xj}) \quad (25)$$

式中: ϵ_x 为轮胎纵向松弛长度; b 为半轮距; F_{xjM} 为标称轮胎纵向力。 F_{xjM} 通过轮胎模型计算得到, 表示的是瞬时轮胎纵向力。 ϵ_x 可以很好地表征轮胎与地面相互作用过程中, 由于轮胎的弹性形变滞后对纵向受力结果的影响。本文中轮胎纵向松弛长度为一常数, 满足公式 $\epsilon_x = C_{fx} / C_x$, 其中 $C_{fx} = BCD$ 为纵向力零点处的纵向刚度, 可根据之前课题研究所建轮胎模型获取。 $C_x = F_x / \Delta x$ 为轮胎纵向滑动刚度, 其中 F_x 为轮胎纵向力, Δx 为纵向滑动位移。

C_x 也可写作 $C_x = F_x / \int v_x s dt$, 其中 s 为滑移率。若

暂时不考虑胎压的影响,则 C_x 取均值约为 8×10^5 N/m。这样, C_{fx} 由轮胎模型输出到滤波器,从而得到轮胎松弛长度。

根据式(23)~(25),可建立用于纵向力估计的非线性动态方程,其中状态向量为 $\mathbf{x}_{1j} = [i_j \ \omega_j \ F_{xj}]^T$, 测量向量为 $\mathbf{y}_{1j} = [i_j \ \omega_j]^T$, 输入向量为 $\mathbf{u}_{1j} = [U_j \ F_{xjM}]^T$ 。将建立的非线性动态方程转化为式(7)所示的离散化形式,并根据 2.1 节的加权容积卡尔曼滤波设计纵向力观测器来实现单个电驱动轮的纵向力估计。针对 4 个电驱动轮分别设计容积卡尔曼滤波器,即可实现 4 个车轮的纵向力估计,将对应的纵向力观测器记为 CKF-1j。

2.3 基于级联卡尔曼滤波的质心侧偏角估计

基于 2.2 节中所述的纵向力卡尔曼滤波方法,可得纵向力估计值。将纵向力估计值视为伪量测量,用于车辆行驶状态估计。基于级联卡尔曼滤波的车辆状态估计策略如图 3 所示。

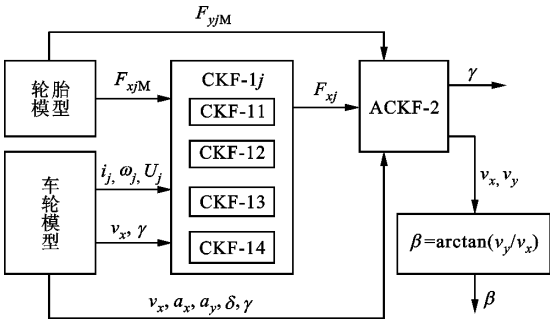


图 3 车辆行驶状态估计策略

a_x 和 a_y 满足

$$\left. \begin{aligned} a_x &= \dot{v}_x - v_y \gamma \\ a_y &= \dot{v}_y + v_x \gamma \end{aligned} \right\} \quad (26)$$

根据式(1)~(3)可建立用于整车行驶状态估计的非线性动态方程,其状态向量为 $\mathbf{x}_2 = [v_x \ v_y \ \gamma]^T$, 测量向量为 $\mathbf{y}_{2j} = [v_x \ \gamma \ a_x \ a_y]^T$, 输入向量为 $\mathbf{u}_2 = [\delta \ F_{xj} \ F_{yjM}]^T$ 。将该非线性方程离散化^[18], 利用 2.1 节中所述加权容积卡尔曼滤波方法同样设计整体行驶状态观测器,记为 ACKF-2。根据 ACKF-2 估计所得纵向车速和横向车速,可得车辆质心侧偏角为

$$\beta = \arctan(v_y/v_x) \quad (27)$$

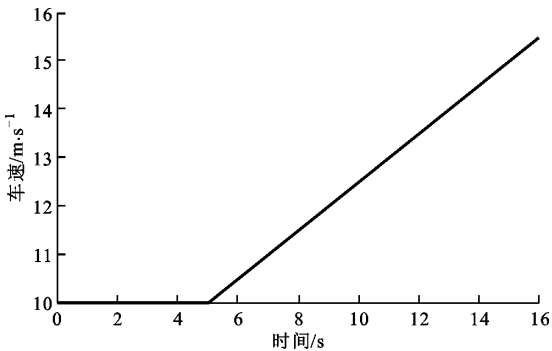
3 仿真实验验证

为验证文中设计的纵向力和质心侧偏角估计策略的车辆应用效果,进行了仿真试验。利用 CarSim 软件和 Simulink 软件搭建了联合仿真模型,其中的仿真参数如表 1 所示。

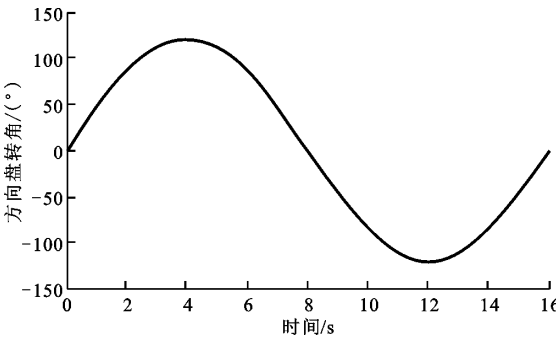
表 1 仿真参数

参数	数值
整车质量/kg	703.6
车轮有效半径/m	0.245
前轮等效侧偏刚度/kN·rad ⁻¹	60
后轮等效侧偏刚度/kN·rad ⁻¹	40
质心与前轴的距离/m	0.795
质心与后轴的距离/m	0.975
前后轴半轮距/m	0.775
汽车转动惯量/kg·m ²	1 000
绕组等效线电阻/Ω	0.688
电机转矩常数/N·m·A ⁻¹	11.43
反电动势系数/N·m·A ⁻¹	0.06
绕组等效电感/H	0.125
电驱动轮转动惯量/kg·m ²	7.143
阻尼系数/N·m·s·rad ⁻¹	0.643

变速正弦转向工况(工况 1)下设定的车速和方向盘转角如图 4 所示,此时,在 CarSim 软件中设定路面附着系数为 0.8,采样周期为 0.01 s,滤波器参数为 $\mathbf{x}_0 = [10 \ 0 \ 0]^T$ 、 $\mathbf{P} = f_{\text{eye}}(3) \times 10^3$ 、 $\mathbf{Q} = f_{\text{eye}}(4) \times 10^3$, $f_{\text{eye}}(n)$ 为生成 $n \times n$ 单位矩阵的函数。



(a) 车速



(b) 方向盘转角

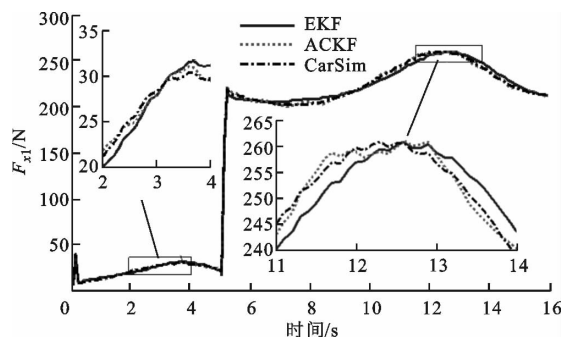
图 4 变速正弦转向工况下设定的参数

将较为常见的 EKF 与 CarSim 仿真、本文提出的 ACKF 用来对比分析。4 个车轮纵向力估计的对

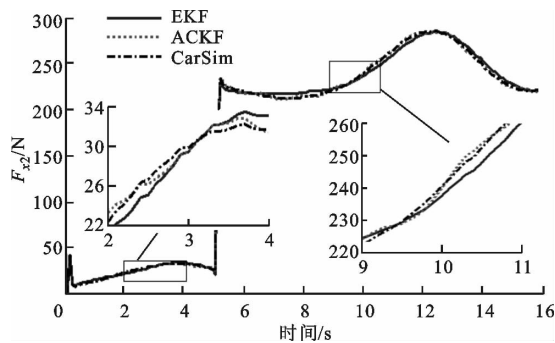
比结果如图5所示,可以看出,EKF和ACKF总体上都可以实时地计算出较为精确的纵向力估计结果,但EKF的估计偏差相对更大,且方向盘转角较大时,EKF估计结果的时滞现象相比ACKF也更

为明显。

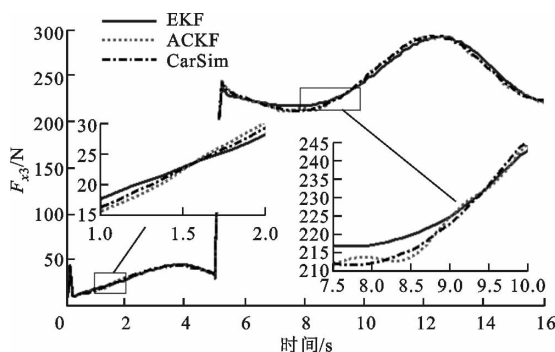
图6所示为该工况下的纵向车速、横向车速、横摆角速度和质心侧偏角估计结果对比。与纵向力估计情况一致,EKF和ACKF这2种滤波算法都能保



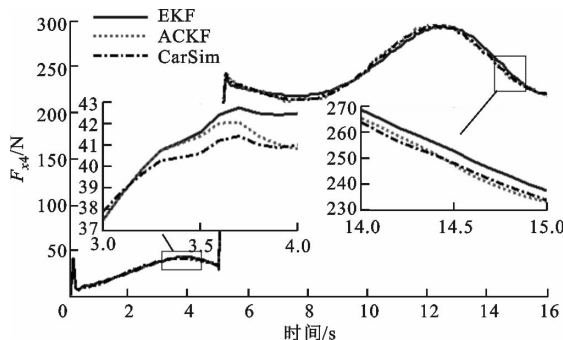
(a)纵向力 F_{x1}



(b)纵向力 F_{x2}

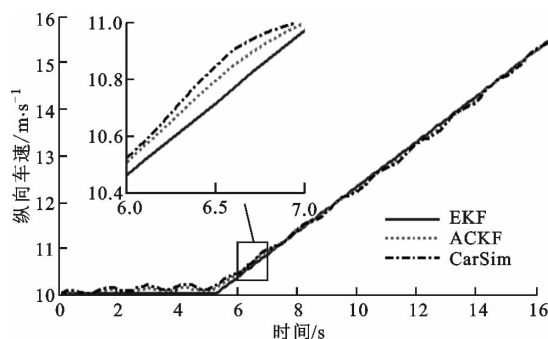


(c)纵向力 F_{x3}

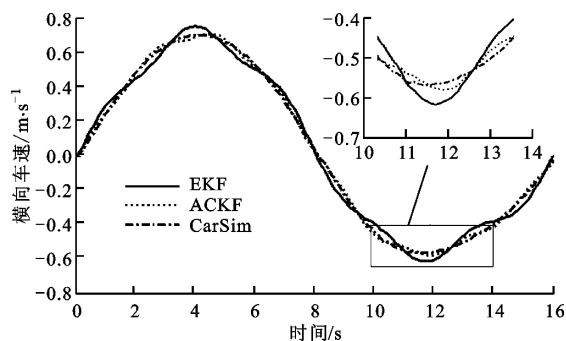


(d)纵向力 F_{x4}

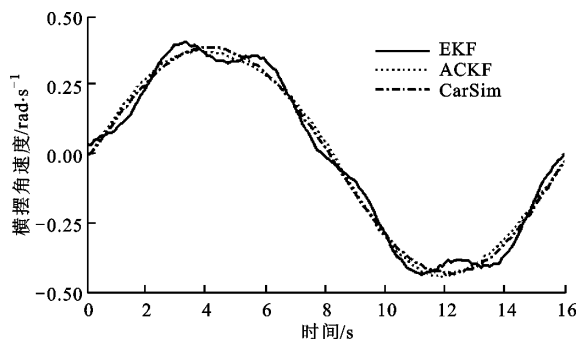
图5 工况1纵向力估计结果



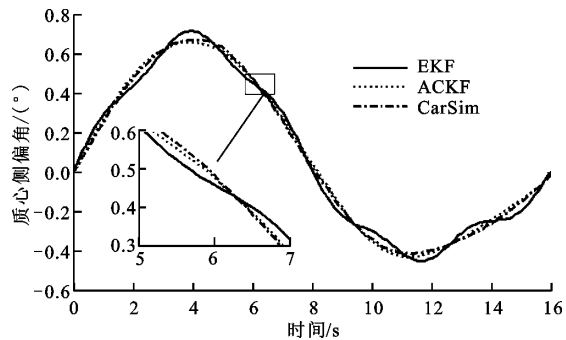
(a)纵向车速



(b)横向车速



(c)横摆角速度



(d)质心侧偏角

图6 工况1车辆状态估计结果

持良好的车辆状态跟踪能力,根据局部放大图的对比情况可知,ACKF 的估计精度更好,从而验证了本文所提估计方法的有效性。

为了实施进一步的验证,进行了定速 Fishhook 转向工况(工况 2)下的仿真试验,用来验证所提估计方法对更为急剧的转向操纵下的估计效果。Fishhook 转向工况所设定的方向盘转角如图 7 所示,仿真时,规划车速为 15 m/s,路面附着系数为 1.0,采样周期为 0.01 s,滤波器参数设定为 $\mathbf{x}_0 = [15 \ 0 \ 0]^T$, $\mathbf{P} = \mathbf{f}_{\text{eye}}(3) \times 10^3$, $\mathbf{Q} = \mathbf{f}_{\text{eye}}(4) \times 10^3$ 。

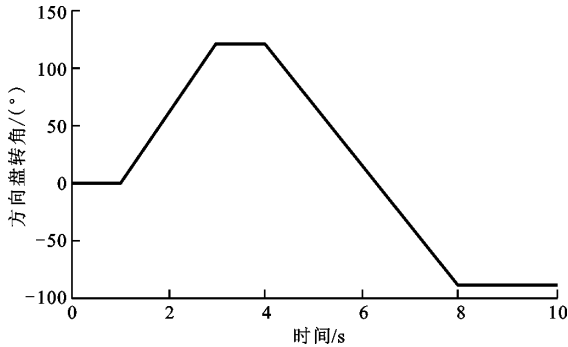
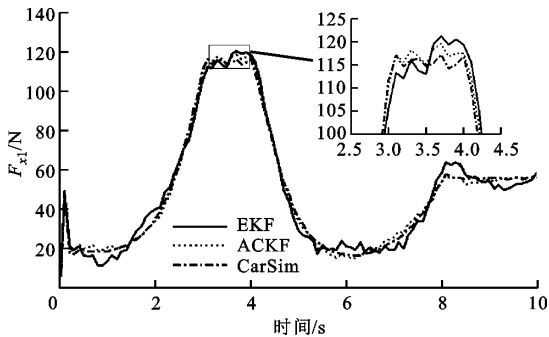
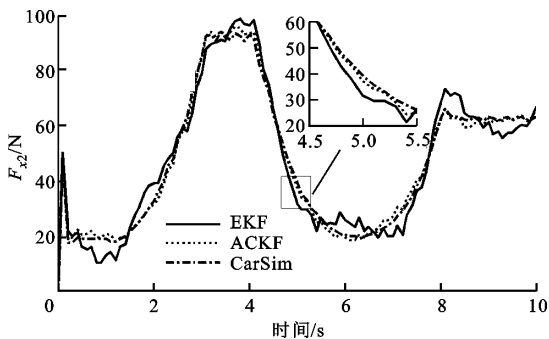


图 7 Fishhook 转向工况下设定的方向盘转角

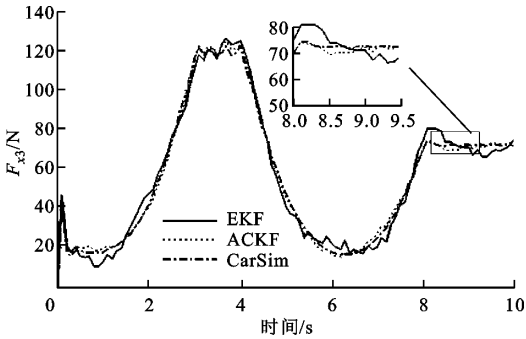
工况 2 下纵向力估计的对比结果如图 8 所示。与工况 1 的仿真结果相同,EKF 和 ACKF 仍能保持较好的纵向力估计效果。由于 Fishhook 工况下车辆的转向更为剧烈,操纵情况更为复杂,此时纵向力估计结果中的噪声波动相比工况 1 更为明显,但与



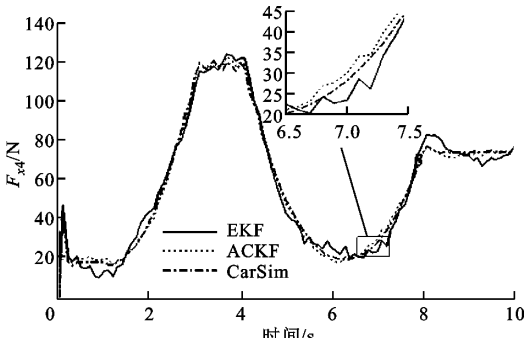
(a)纵向力 F_{x1}



(b)纵向力 F_{x2}



(c)纵向力 F_{x3}

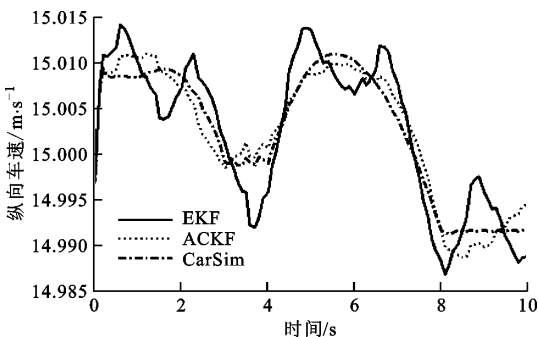


(d)纵向力 F_{x4}

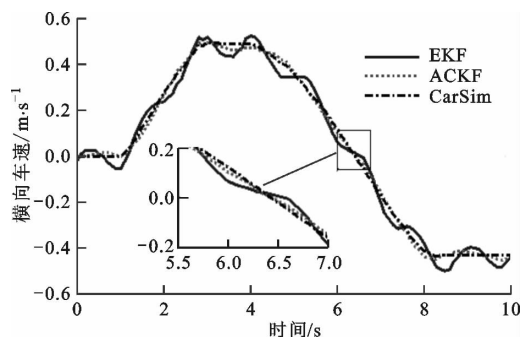
图 8 工况 2 纵向力估计结果

纵向力整体相比,这些波动相对而言是可以接受的,因此估计精度得到了保证。相比 EKF,ACKF 的估计效果更佳。

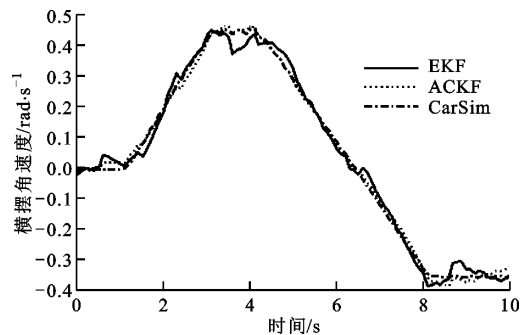
工况 2 下车辆状态估计结果如图 9 所示,可以看出:纵向车速的估计范围保持在 14.985~15.015 m/s 之间,达到了很高的估计精度,且 ACKF 的波动更小,状态跟踪更为及时;同样地,在横向车速、横摆角速度以及质心侧偏角的估计结果中,EKF 和 ACKF 都具有不错的估计效果且 ACKF 的估计性能更优。对比图 6 和图 9 可以发现:相比工况 1,在工况 2 的剧烈转向下,车辆状态估计结果的噪声波动也略微增大,但都被抑制在一个较小的范围内,说明本文所提的估计方法在更加复杂的行驶工况下仍能保持良好的实时估计能力。



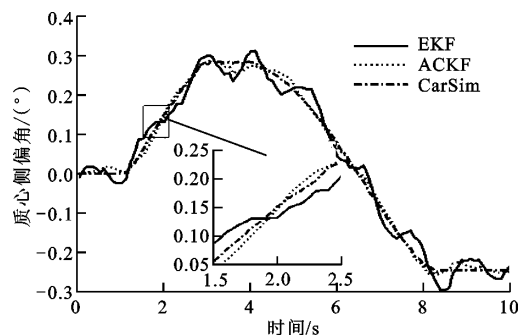
(a)纵向车速



(b) 横向车速



(c) 横摆角速度



(d) 质心侧偏角

图 9 工况 2 车辆状态估计结果

4 实车试验

为了体现本文所提估计方法的实车应用效果,进行了实车试验验证。由于目前试验车上尚未安装六分力传感器,无法直接获取轮胎力,因此将台架测试的试验数据用于纵向力估计的验证。图 10 为底盘测功机台架测试场景图。试验中,电动车被固定于底盘测功机台架上,采用鼓风机模拟风阻,利用快速原型系统实现对车辆的控制,左右电机控制器的控制信号电压设定为 2.0 V,从而模拟车辆加速起步到匀速行驶的过程。同时,采用底盘测功机数据采集系统采集纵向力试验数据,并通过 CAN 总线记录于上位机。

纵向力估计的试验验证结果如图 11 所示,可以

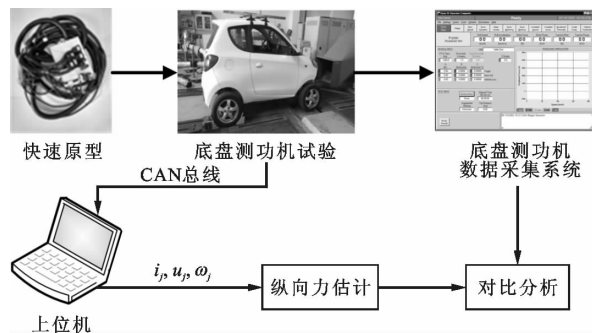


图 10 底盘测功机台架测试场景图

看出:在车辆起步加速阶段,轮胎纵向力急剧上升,变化率较大,此时对纵向力观测器的跟踪能力要求较高,对比可知,ACKF 相比 EKF 的实时跟踪能力更强;当车辆进入匀速运动阶段,轮胎纵向力基本保持不变,此时 ACKF 和 EKF 的估计效果都十分良好,且 ACKF 优于 EKF。图 11 中轮胎的纵向力远大于图 8 中的纵向力,这是因为在试验中,电机控制器的控制信号电压被设定为 2.0 V,而电机的最大控制信号电压约为 2.2 V。由于控制信号电压的大小决定了电机的驱动功率大小,所以在台架试验时,车辆基本上是以其接近最大的驱动能力来完成加速过程。在加速过程中,只有一小部分纵向力用于克服风阻和滚动阻力,大部分纵向力用于满足车辆的加速需求。但是,图 8 中显示的只是匀速行驶过程中的纵向力,这是台架试验中纵向力明显偏大的原因。

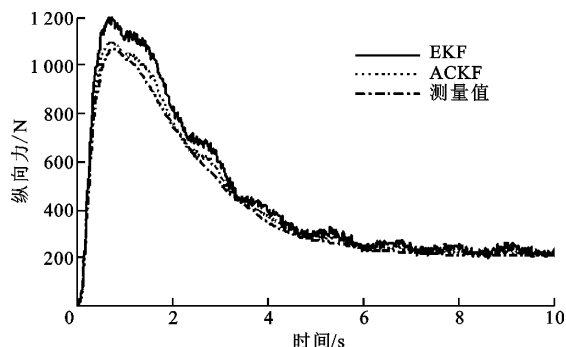


图 11 纵向力试验估计结果

实车的道路试验场景如图 12 所示。试验道路选取为一条校园中的平直沥青路面,道路上每隔 30 m 放置一个标桩作为障碍物。试验时,通过快速原型设定了电机控制器控制信号的最大值,即设定了最大车速。驾驶员将加速踏板开度踩到最大,车辆先加速到限定车速然后匀速行驶。这一过程中,车辆先直行,然后驾驶员通过转动方向盘来完成避障操作。车上装备有 GPS 和惯性导航装置,用于车辆

行驶状态和车身姿态的采集,前轮转角由方向盘转角传感器采集值转化得到,轮毂电机的电流、电压、转速试验数据也通过相应的传感器采集而得。通过 CAN 总线并利用 Vehicle SPY 3 工具对车载传感器数据进行记录,并保存于笔记本电脑。

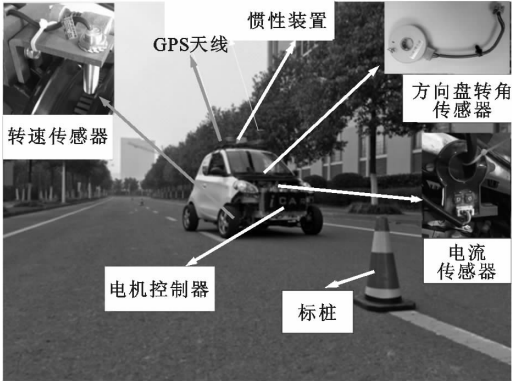


图 12 道路试验场景

将采集到的实车道路试验数据用于状态估计验证,其中采样周期为 0.01 s,滤波器参数设定为 $\mathbf{x}_0 = [0 \ 0 \ 0]^T$ 、 $\mathbf{P} = \mathbf{f}_{eye}(3) \times 10^3$ 、 $\mathbf{Q} = \mathbf{f}_{eye}(4) \times 10^3$,结果如图 13 所示。

实车道路试验过程中,ACKF 和 EKF 都具有良好的估计性能,且 ACKF 的估计精度得到了进一步的提升,与仿真结果吻合。在纵向车速的估计图(图 13a)中,相比 EKF,ACKF 的估计误差和波动大大减小。在横向车速、横摆角速度和质心侧偏角的估计图(图 13b~d)中,ACKF 和 EKF 都能在整体上对车辆状态的变化趋势进行表征,但 EKF 相比 ACKF 在误差上略大,且存在一些滞后,整体上 ACKF 效果优于 EKF。

为进一步量化地体现对比效果,采用估计结果的误差平均值来表征所提方法的估计精度,计算公式为

$$e_{AE,i,b} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{i,b} - x_{i,a}), \quad b = 1,2 \quad (28)$$

式中: n 为采样常数; $x_{i,1}$ 和 $x_{i,2}$ 分别为第 i 个采样时刻利用 EKF 和 ACKF 得到的车辆估计参数; $x_{i,a}$ 为第 i 个采样时刻的车辆实际参数。采用 EKF 法估计所得的纵向力、纵向车速、横向车速、横摆角速度和质心侧偏角的误差平均值分别为 5.326 5 N、0.376 6 m/s、0.019 1 m/s、0.018 2 rad/s、0.059 8°。采用 ACKF 方法估计所得的纵向力、纵向车速、横向车速、横摆角速度和质心侧偏角的误差平均值分别为 2.809 9 N、0.122 6 m/s、0.003 1 m/s、0.004 9 rad/s、0.016 7°。计算可得,相比 EKF,ACKF 对于纵向

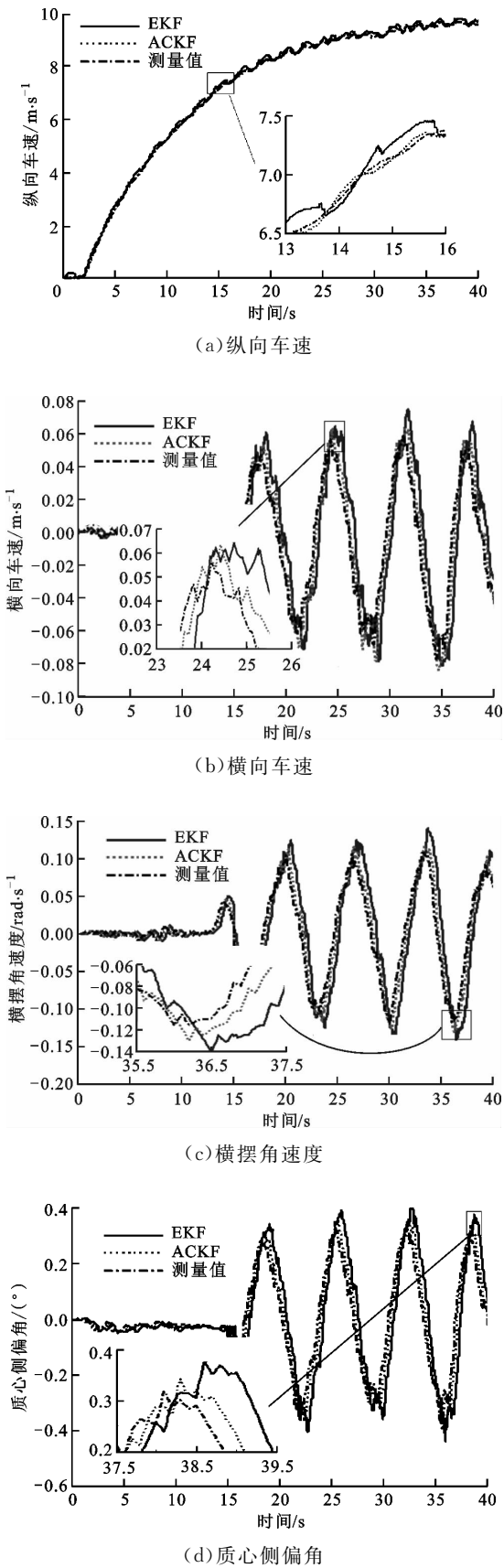


图 13 道路试验车辆状态估计结果

力、纵向车速、横向车速、横摆角速度和质心侧偏角

的估计精度分别提升了 1.32%、3.81%、10.06%、7.23%、11.70%，整体估计精度提升了 6.82%，从而验证了本文提出的 ACKF 方法的实车效果。

5 结 论

(1)将轮毂电机驱动电动汽车的电驱动特性应用到纵向力估计之中，建立了电驱动模型，利用电流、电压和转速的测量信息来估计纵向力，并结合轮胎的松弛长度设计纵向力观测器。

(2)采用移动窗估计法调整测量噪声的协方差矩阵，采用加权的方式设计了容积卡尔曼滤波，并用于纵向力和车辆行驶状态观测器的设计，提出了基于级联观测器的估计策略，利用纵向力观测器的估计值作为车辆行驶状态估计的伪量测输入。

(3)进行了不同工况下的仿真试验和实车试验，结果表明，本文提出的估计方法在估计精度与实时性上都满足实车应用需求。

参考文献:

- [1] 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.
- [2] 徐兴, 徐新铮, 王峰, 等. 新型双电机行星耦合 PHEV 多目标补偿能量优化策略研究 [J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(3): 125-134.
XU Xing, XU Xinzheng, WANG Feng, et al. Optimal energy management for dual motor planetary coupled PHEV based on multi-objective compensation factor [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(3): 125-134.
- [3] CHEN T, CHEN L, XU X, et al. Passive fault-tolerant path following control of autonomous distributed drive electric vehicle considering steering system fault [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 123: 298-315.
- [4] 熊璐, 付志强, 柏满飞, 等. 一种考虑加速度需求的车速自适应控制方法 [J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(1): 62-69.
XIONG Lu, FU Zhiqiang, BAI Manfei, et al. A vehicle speed adaptive control method considering acceleration demand [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(1): 62-69.
- [5] 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(自然科学版), 2017, 38(5): 497-502.

- 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 (Natural Science Edition), 2017, 38(5): 497-502.
- [6] JIN X J, YIN G D. Estimation of lateral tire-road forces and sideslip angle for electric vehicles using interacting multiple model filter approach [J]. Journal of the Franklin Institute, 2015, 352(2): 686-707.
- [7] ZHANG H, HUANG X Y, WANG J M, et al. Robust energy-to-peak sideslip angle estimation with applications to ground vehicles [J]. Mechatronics, 2015, 30: 338-347.
- [8] LI X, SONG X, CHAN C. Reliable vehicle sideslip angle fusion estimation using low-cost sensors [J]. Measurement, 2014, 51: 241-258.
- [9] ZHANG B J, DU H P, LAM J, et al. A novel observer design for simultaneous estimation of vehicle steering angle and sideslip angle [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(7): 4357-4366.
- [10] 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]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 101: 377-388.
- [11] 陈特, 陈龙, 蔡英凤, 等. 基于多模型迭代的车辆状态融合估计方法 [J]. 农业机械学报, 2018, 49(6): 385-392.
CHEN Te, CHEN Long, CAI Yingfeng, et al. Vehicle state fusion estimation method based on multi-model iteration [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(6): 385-392.
- [12] 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(自然科学版), 2016, 37(6): 650-656.
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 (Natural Science Edition), 2016, 37(6): 650-656.
- [13] LI L, JIA G, RAN X, et al. A variable structure extended Kalman filter for vehicle sideslip angle estimation on a low friction road [J]. Vehicle System Dynamics, 2014, 52(2): 280-308.

(下转第 147 页)