

基于强跟踪容积卡尔曼滤波的车辆行驶状态估计*

李刚^{1,2} 解瑞春¹ 宗长富² 李宁¹ 李贵远^{1,2}

(1.辽宁工业大学;2.吉林大学 汽车仿真与控制国家重点实验室)

【摘要】针对车辆行驶过程中的状态估计问题,提出了基于强跟踪容积卡尔曼滤波的车辆行驶状态估计算法。建立了采用Dugoff轮胎模型非线性3自由度车辆估算模型,通过对纵向加速度、侧向加速度、横摆角速度、转向盘转角和车轮轮速低成本传感器信号的信息融合以实现对车辆行驶状态的准确估计。应用驾驶员模拟器进行在环试验结果表明,基于强跟踪容积卡尔曼滤波的估计算法能够较准确地对车辆行驶状态进行估计。

主题词:强跟踪容积卡尔曼滤波 Dugoff轮胎模型 车辆状态 驾驶模拟器在环试验

中图分类号:U461.9 **文献标识码:**A **文章编号:**1000-3703(2015)09-0053-06

Research on Vehicle Driving State Estimation Based on Strong Tracking Cubature Kalman Filter

Li Gang^{1,2}, Xie Ruichun¹, Zong Changfu², Li Ning¹, Li Guiyuan^{1,2}

(1. Liaoning University of Technology; 2. State Key Laboratory of Automotive Simulation and Control, Jilin University)

【Abstract】In order to estimate vehicle state in driving, a vehicle driving state estimation algorithm is proposed based on Strong Tracking Cubature Kalman Filter. The nonlinear 3-DOF model and Dugoff tire model are established, which can accurately estimate vehicle driving state through information integration of the longitudinal acceleration, lateral acceleration, yaw rate, steering wheel angle and wheel speed sensor signals. The results of driver simulator in-loop test show that this estimation algorithm based on Strong Tracking Cubature Kalman Filter can accurately estimate the vehicle driving state.

Key words:Strong tracking cubature Kalman Filter, Dugoff tire model, Vehicle state, Driver simulator in the loop

1 前言

近年来应用低成本传感器,基于相关理论进行车辆行驶状态的估计已成为目前汽车主动安全控制的研究热点^[1-6]。目前针对车辆行驶状态的估计主要采用扩展卡尔曼滤波(UKF)、无迹卡尔曼滤波(UKF)、粒子滤波算法等方法。

容积卡尔曼滤波(CKF)是2009年加拿大学者提出的一种新型非线性高斯滤波方法^[7,8],其逼近非线性变换后的概率分布精度优于UKF^[9]。但由于计算舍入

等误差容易导致CKF算法误差协方差矩阵失去正定性,而基于奇异值分解(SVD)代替Cholesky分解可以解决误差协方差平方根矩阵的非正定性问题^[10,11]。CKF算法虽然估计精度较高且实现方式简单,但缺少对突变目标的自适应跟踪能力。为了保持强跟踪滤波器的特性,将时变渐消因子引入到预测协方差矩阵中,以削减过去数据对当前滤波值的影响^[12]。本文基于强跟踪容积卡尔曼滤波(Strong Tracking Cubature Kalman Filter, STCKF)设计了车辆行驶状态估计算法,建立了3自由度车辆模型,结合Dugoff轮胎模型,利用

*基金项目:国家自然科学基金青年基金资助项目(51305190);辽宁省教育厅项目(L2013253);

吉林大学汽车仿真与控制国家重点实验室开放基金项目(20111104)。

纵向加速度、侧向加速度、横摆角速度、转向盘转角等低成本传感器的信息融合,实现对汽车纵向速度、侧向速度和质心侧偏角的准确估计,并通过驾驶模拟器在环试验对估计算法的有效性进行验证。

2 车辆估计模型

车辆估计模型采用非线性3自由度车辆动力学模型,利用Dugoff轮胎模型对轮胎的纵向力和侧向力进行计算。

2.1 非线性3自由度车辆动力学模型

采用简化估计模型,建立包括横摆、纵向和侧向的非线性3自由度模型如图1所示,并作如下假设:车辆估计模型的质心和车辆坐标系原点重合;悬架对车辆的垂直运动没有影响;车辆没有俯仰和侧倾方向的自由度;纵向滚动阻力对状态参数估计没有影响^[13]。

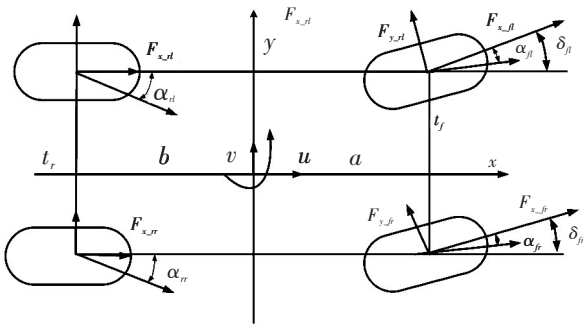


图1 非线性3自由度汽车模型

3自由度车辆模型动力学方程如下:

$$\dot{u} = a_x + vr \quad (1)$$

$$\dot{v} = a_y - ur \quad (2)$$

$$\dot{r} = \frac{1}{I_z} \Gamma \quad (3)$$

式中, u 为纵向车速; v 为侧向车速; r 为横摆角速度; a_x 为纵向加速度; a_y 为侧向加速度; Γ 为横摆力矩; I_z 为汽车绕Z轴的转动惯量。

根据动力学方程,其它参数的计算公式如下:

$$\begin{aligned} \Gamma = & a(F_{x_{fl}} \sin \delta_{fl} + F_{y_{fl}} \cos \delta_{fl}) - \frac{l_f}{2}(F_{x_{fl}} \cos \delta_{fl} - F_{y_{fl}} \sin \delta_{fl}) + \\ & a(F_{x_{fr}} \sin \delta_{fr} + F_{y_{fr}} \cos \delta_{fr}) + \frac{l_f}{2}(F_{x_{fr}} \cos \delta_{fr} - F_{y_{fr}} \sin \delta_{fr}) - \\ & bF_{x_{rl}} - \frac{l_r}{2}F_{x_{rl}} - bF_{x_{rr}} + \frac{l_r}{2}F_{x_{rr}} \end{aligned} \quad (4)$$

$$a_x = \frac{1}{m} \left(\frac{F_{x_{fl}} \cos \delta_{fl} - F_{y_{fl}} \sin \delta_{fl} + F_{x_{fr}} \cos \delta_{fr} - F_{y_{fr}} \sin \delta_{fr}}{F_{x_{fl}} + F_{x_{fr}}} \right) \quad (5)$$

$$a_y = \frac{1}{m} \left(\frac{F_{x_{fl}} \sin \delta_{fl} + F_{y_{fl}} \cos \delta_{fl} + F_{x_{fr}} \sin \delta_{fr} + F_{y_{fr}} \cos \delta_{fr}}{F_{x_{fl}} + F_{x_{fr}}} \right)$$

$$\beta = v/u \quad (6)$$

$$\beta = v/u \quad (7)$$

$$\begin{cases} \alpha_{fl,fr} = \delta_{fl,fr} - \arctan \left(\frac{v + ar}{u \pm \frac{l_f}{2}r} \right) \\ \alpha_{rl,rr} = -\arctan \left(\frac{-v + br}{u \pm \frac{l_r}{2}r} \right) \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} v_{fl,fr} = \sqrt{\left(u \pm \frac{l_f}{2}r \right)^2 + (v + ar)^2} \\ v_{rl,rr} = \sqrt{\left(u \pm \frac{l_r}{2}r \right)^2 + (v - br)^2} \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{cases} F_{z_{fl,fr}} = \left(\frac{1}{2}mg \pm ma_y \frac{h}{l_f} \right) \frac{b}{l} - \frac{1}{2}ma_x \frac{h}{l} \\ F_{z_{rl,rr}} = \left(\frac{1}{2}mg \pm ma_y \frac{h}{l_r} \right) \frac{b}{l} + \frac{1}{2}ma_x \frac{h}{l} \end{cases} \quad (10)$$

式中, β 为质心侧偏角; a 为质心至前轴的距离; b 为质心至后轴的距离; m 为车辆质量; h 为质心高度; l_f 为前轮轮距; l_r 为后轮轮距; R_c 为车轮滚动半径; l 为前、后轴距; $\alpha_{fl,fr}$ 为左前轮和右前轮的轮胎侧偏角; $\alpha_{rl,rr}$ 为左后轮和右后轮的轮胎侧偏角; $v_{fl,fr}$ 为左前轮和右前轮的车轮中心速度; $v_{rl,rr}$ 为左后轮和右后轮的车轮中心速度; $F_{z_{fl,fr}}$ 为左前轮和右前轮的垂直载荷; $F_{z_{rl,rr}}$ 为左后轮和右后轮的垂直载荷。

2.2 Dugoff轮胎模型

采用Dugoff轮胎模型对汽车的纵向力和侧向力进行计算。对于每个车轮,作用在轮胎上的纵向力、侧向力可以表示为:

$$F_{x_{ij}} = \mu_{ij} F_{z_{ij}} c_x \frac{\lambda_{ij}}{1 - \lambda_{ij}} f(L) \quad (11)$$

$$F_{y_{ij}} = \mu_{ij} F_{z_{ij}} c_y \frac{\tan(\alpha)}{1 - \lambda_{ij}} f(L) \quad (12)$$

其中,

$$f(L) = \begin{cases} L \cdot (2 - L), & L < 1 \\ 1, & L \geq 1 \end{cases} \quad (13)$$

$$L = \frac{1}{2\sqrt{C_x^2 \lambda_{ij}^2 + C_y^2 \tan^2 \alpha}} (1 - \lambda_{ij}) \cdot (1 - \varepsilon u \sqrt{C_x^2 \lambda_{ij}^2 + C_y^2 \tan^2 \alpha}) \quad (14)$$

滑移率定义为车轮平面方向,分为制动和驱动两种情况:

$$\lambda_{ij} = \frac{Re\omega_{ij} - v_{ij}}{v_{ij}} = \frac{Re\omega_{ij}}{v_{ij}} - 1 < 0 \quad (\text{制动})$$

$$\lambda_{ij} = \frac{Re\omega_{ij} - v_{ij}}{Re\omega_{ij}} = 1 - \frac{v_{ij}}{Re\omega_{ij}} > 0 \quad (\text{驱动}) \quad (15)$$

式中, μ_{ij} 为路面附着系数; λ_{ij} 为纵向滑移率; C_y 为轮胎侧偏刚度; C_x 为轮胎纵向刚度; ε 为速度影响因子; $F_{x,ij}$ 为轮胎纵向力; $F_{y,ij}$ 为轮胎侧向力; i, j 为轮胎位置, i 为前轮或后轮, j 为左轮或右轮。

3 车辆行驶状态的估计算法

STCKF算法是在CKF的基础上,通过引入时变渐消因子在线调节状态协方差矩阵、新息协方差矩阵以及互协方差矩阵,从而达到自适应调整滤波器增益矩阵的目的^[13-15]。具体的算法流程如式(16)~式(28)所示。

3.1 时间更新

通过奇异值分解(SVD)对协方差矩阵 P_{k-1} 取平方根:

$$P_{k-1} = A_{k-1} \Lambda_{k-1} A_{k-1}^T \quad (16)$$

式中, A_{k-1} 的列为误差协方差 P_{k-1} 的单位正交特征向量; Λ_{k-1} 为对角矩阵, $\Lambda_{k-1} = \text{diag}[S_1^2, S_2^2, \dots, S_n^2]$; S_i 为误差协方差矩阵 P_{k-1} 的特征值。

$$X_{j,k-1} = A_{i,k-1} S_i \xi_j + X_{k-1}^{\wedge} \quad (17)$$

式中,容积分点 $\xi_j = \sqrt{\frac{m}{2}} [1]_j$, $[1]_j$ 表示容积分点集中的第 j 个元素; m 为容积分点总数,采用3阶容分原则时容积分点总数 m 是状态维数 n 的2倍, $i=1,2,\dots,n, j=1,2,\dots,m$ 。

文中 $n=6$, 容积分点集为:

$$\left\{ \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ -1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ -1 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} \right\}$$

各容积分点 $X_{j,k-1}$ 通过非线性函数 $f(\cdot)$ 传递得到新的容积分点 $X_{j,k/k-1}^*$:

$$X_{j,k/k-1}^* = f(X_{j,k/k-1}, U_k) \quad (18)$$

经过时间更新后的状态预测值 $X_{k/k-1}^{\wedge}$:

$$X_{k/k-1}^{\wedge} = \sum_{j=1}^m \frac{1}{m} X_{j,k/k-1}^* \quad (19)$$

经过时间更新后的协方差预测值 $P_{k/k-1}$:

$$P_{k/k-1} = \lambda_k \left(\sum_{j=1}^m \frac{1}{m} X_{j,k/k-1}^* X_{j,k/k-1}^{*T} - X_{k/k-1}^{\wedge} X_{k/k-1}^{\wedge T} \right) + Q \quad (20)$$

3.2 量测更新

经过时间更新后的误差协方差矩阵 $P_{k/k-1}$ 进行奇

异值分解:

$$P_{k/k-1} = A_{k/k-1} \Lambda_{k/k-1} A_{k/k-1}^T$$

$$X_{j,k/k-1} = A_{i,k/k-1} S_i \xi_j X_{j,k/k-1}^{\wedge} \quad (21)$$

经过非线性函数 $h(\cdot)$ 传递后的新容积点 $Z_{j,k/k-1}$:

$$Z_{j,k/k-1} = h(X_{j,k/k-1}) \quad (22)$$

容积点 $Z_{j,k/k-1}$ 的均值 $Z_{k/k-1}^{\wedge}$:

$$Z_{k/k-1}^{\wedge} = \sum_{j=1}^m \frac{1}{m} Z_{j,k/k-1} \quad (23)$$

新息协方差矩阵 $P_{ZZ,k/k-1}$:

$$P_{ZZ,k/k-1} = \lambda_k \left(\sum_{j=1}^m \frac{1}{m} Z_{j,k/k-1} Z_{j,k/k-1}^T - Z_{k/k-1}^{\wedge} Z_{k/k-1}^{\wedge T} \right) + R \quad (24)$$

互协方差矩阵 $P_{xZ,k/k-1}$:

$$P_{xZ,k/k-1} = \lambda_k \left(\sum_{j=1}^m \frac{1}{m} X_{j,k/k-1} Z_{j,k/k-1}^T - X_{k/k-1}^{\wedge} Z_{k/k-1}^{\wedge T} \right) \quad (25)$$

增益矩阵 K_k :

$$K_k = P_{xZ,k/k-1} P_{ZZ,k/k-1}^{-1} \quad (26)$$

经过量测更新后的状态变量 X_k^{\wedge} :

$$X_k^{\wedge} = X_{k/k-1}^{\wedge} + K_k (Z_k - Z_{k/k-1}^{\wedge}) \quad (27)$$

经过量测更新后的误差协方差矩阵 P_k :

$$P_k = P_{k/k-1} - K_k P_{ZZ,k/k-1} K_k^T \quad (28)$$

其中,

$$\lambda_k = \begin{cases} \eta_k & \eta_k > 1 \\ 1 & \eta_k \leq 1 \end{cases} \quad (29)$$

设定文中 λ_0 的初值为1:

$$\eta_k = \frac{\text{tr}[N_k]}{\text{tr}[M_k]} \quad (30)$$

其中,

$$N_k = v_{0,k} - \beta R - H Q H^T$$

$$M_k = H \Phi P_k \Phi^T H^T \quad (31)$$

式中, β 为弱化因子; $v_{0,k}$ 为残差协方差矩阵; Q 为过程噪声协方差矩阵; R 为量测噪声协方差矩阵; Z_k 为量测变量; U_k 为控制输入变量。

$$v_{0,k} = E[v_k v_k^T] = \begin{cases} v_1 v_1^T & k=1 \\ \frac{\rho v_{0,k} + v_k v_k^T}{1+\rho} & k \geq 2 \end{cases} \quad (32)$$

式中, ρ 是遗忘因子, 且 $0 < \rho \leq 1$, 一般取 $\rho=0.95$; v_1 是初始残差, $v_k = Z_k - Z_{k/k-1}^{\wedge}$ 。

结合3自由度车辆动力学模型和Dugoff轮胎模型,建立非线性系统的状态方程与量测方程为:

$$\dot{X}_k = f(X_k, U_k, w_k)$$

$$Z_k = h(X_k, v_k) \quad (33)$$

式中, 状态变量 $X_k = [u, v, r, a_x, a_y, \Gamma]^T$; 控制输入量 $U_k = [\delta, \omega_{ij}]$; 量测输出量 $Z_k = [a_x, a_y, r]^T$; w_k 为过程噪声; v_k 为量测噪声。

4 驾驶模拟器在环试验验证

为了验证所提出的车辆行驶状态估计算法, 通过驾驶模拟器在环试验对基于STCKF的估计算法进行验证, 并与基于扩展卡尔曼滤波的估计算法进行对比分析。

4.1 试验模型

应用 Matlab/Simulink 编写估计算法程序, 选择 CarSim 中某型轿车(前置前驱传动系统), 基于驾驶员模拟器的在环试验估计原理如图2所示。所选车辆模型的部分参数取值如表1所示。

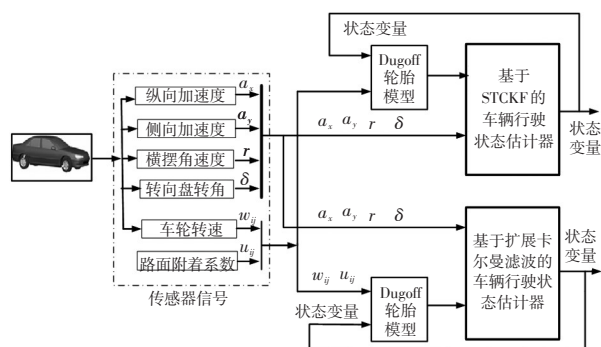


图2 驾驶模拟器在环试验估计原理

表1 车辆模型的部分参数

变量参数	变量取值
车辆质量 m/kg	1 231
绕 z 轴转动惯量 $I/\text{kg} \cdot \text{m}^2$	2 031
质心至前轴距离 a/m	1.04
质心至后轴距离 b/m	1.56
前后轴距 L/m	2.6
质心高度 h/m	0.54
前轮轮距 l_f/m	1.481
后轮轮距 l_r/m	1.486
车轮有效半径 R_e/m	0.31
转向系统传动比 i	18

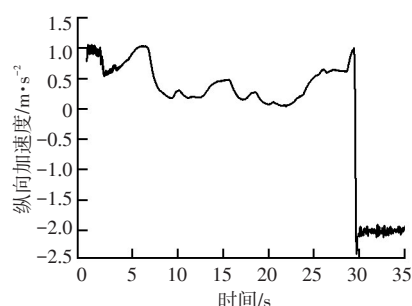
4.2 试验工况

为了验证提出估计算法的有效性, 选择低附着路面变车速蛇形工况和高附着路面变车速鱼钩阶跃工况, 对基于STCKF的车辆行驶状态估计算法和基于扩展卡尔曼滤波的车辆行驶状态估计算法进行了对比分析。

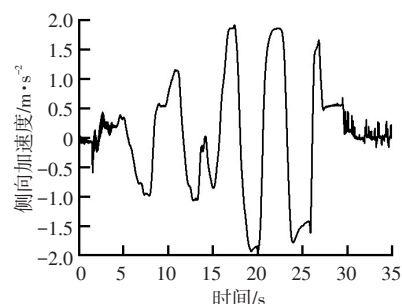
4.2.1 低附着路面变车速蛇形试验工况

低附着路面变车速蛇形试验工况下路面附着系数为0.2, 采样时间间隔为0.005 s。车辆行驶状态估计

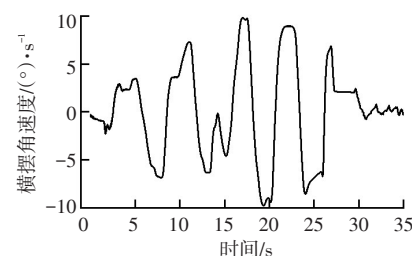
器的初值设置: 状态变量 $X_0 = [1.47491, -0.01001, 0, 0, 0, 0]^T$; 误差协方差阵 $P_0 = \text{eye}(6) \times 1000$; 量测噪声协方差矩阵 $R = \text{eye}(3) \times 3$; 过程噪声协方差矩阵 $Q = \text{eye}(6) \times 1\,000$ 。驾驶模拟器在环试验验证结果如图3、图4所示。



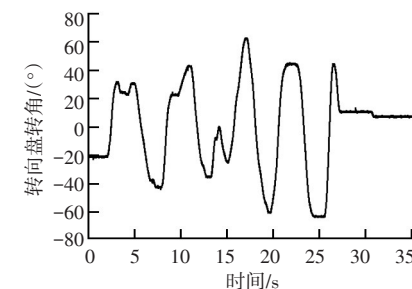
(a) 纵向加速度信号



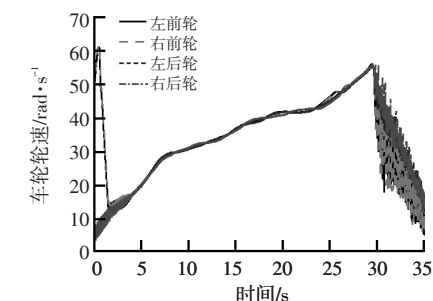
(b) 侧向加速度信号



(c) 横摆角速度信号



(d) 转向盘转角信号



(e) 车轮轮速信号

图3 传感器信号

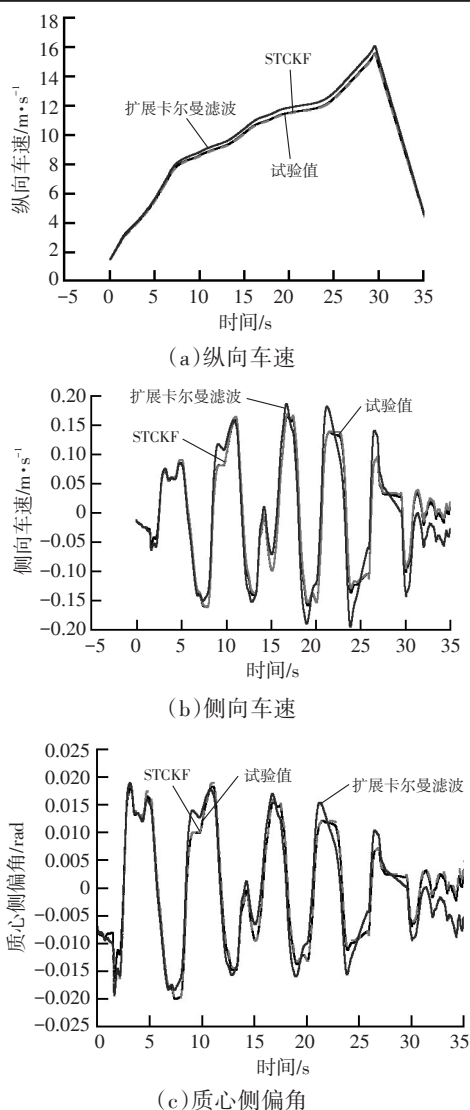


图4 驾驶模拟器在环试验与估计值对比曲线

由图4a可知基于STCKF的估计值与试验值非常接近,最大误差约为1%,基于扩展卡尔曼滤波的估计值最大误差约为5%,容积卡尔曼滤波的估计值比扩展卡尔曼滤波的估计值精度更高。由图4b可知基于STCKF的估计值最大误差为5%,优于基于扩展卡尔曼滤波的估计值,尤其在局部区域的估计值上优势更明显。由图4c可知基于STCKF的估计值最大误差为5%,优于基于扩展卡尔曼滤波的估计值,尤其在局部区域的估计值上优势更明显。由图4可知基于STCKF估计值的时间延迟为0.005 s,优于基于扩展卡尔曼滤波估计值的时间延迟0.2 s,实时性更好。

4.2.2 高附着路面变车速鱼钩试验工况

高附着路面变车速鱼钩试验工况下路面附着系数为0.85,采样时间间隔为0.005 s。车辆行驶状态估计器的初值设置:状态变量 $X_0=[2.196\ 68, 0.007\ 56, 0, 0, 0]$;误差协方差阵 $P_0=\text{eye}(6) \times 1\ 000$;量测噪声协方

差矩阵 $R=\text{eye}(3) \times 3$;过程噪声协方差矩阵 $Q=\text{eye}(6) \times 1\ 000$ 。驾驶模拟器在环试验验证结果如图5、图6所示。

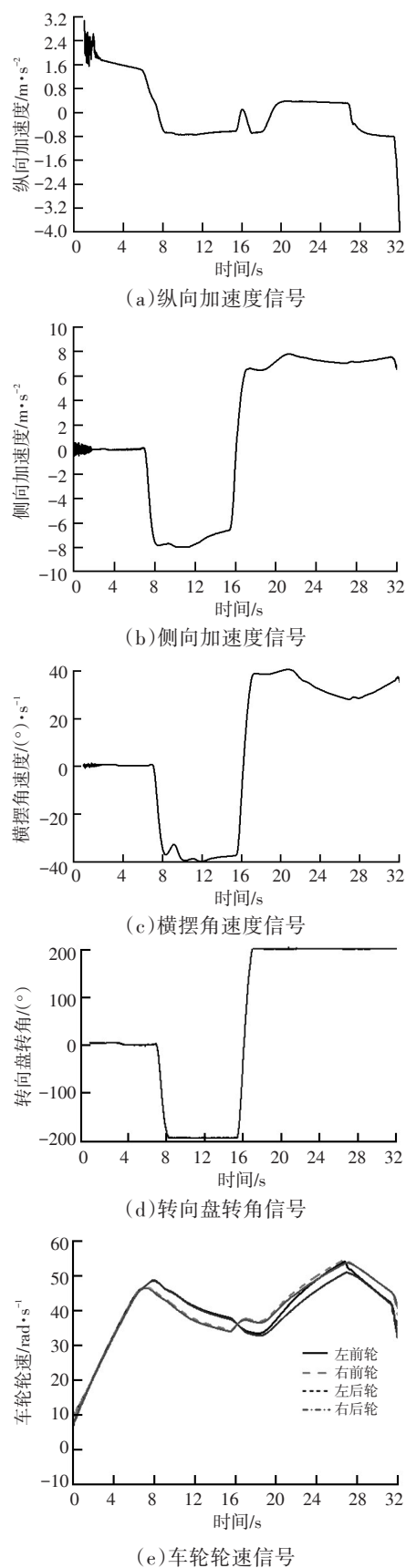


图5 传感器信号

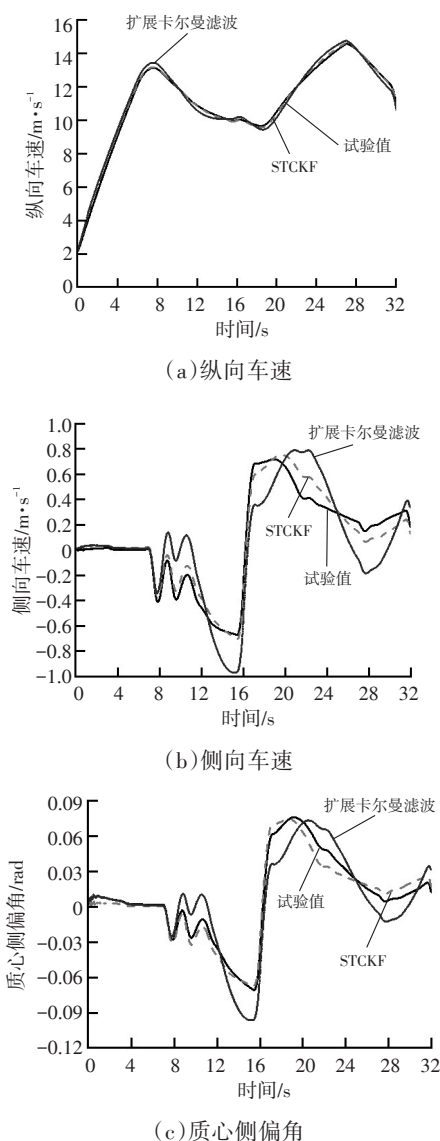


图6 驾驶模拟器在环试验与估计值对比曲线

由图6a可知,基于STCKF的估计值与试验值非常接近,最大误差约为1%,而基于扩展卡尔曼滤波的估计值最大误差约为6%,STCKF的估计值比扩展卡尔曼滤波的估计值精度更高。由图6b可知,基于STCKF的估计值最大误差为8%,优于基于扩展卡尔曼滤波的估计值,尤其在局部区域的估计值上优势更明显。由图6c可知基于STCKF的估计值最大误差为8%,优于基于扩展卡尔曼滤波的估计值,尤其在局部区域的估计值上优势更明显。由图6可知基于STCKF估计值的时间延迟为0.005 s,优于基于扩展卡尔曼滤波估计值的时间延迟0.2 s,实时性更好。

参 考 文 献

- 1 胡丹.基于双扩展卡尔曼滤波的汽车状态及路面附着系数估计算法研究:[学位论文].吉林:吉林大学,2009.
- 2 宗长富,潘钊,胡丹,等.基于扩展卡尔曼滤波的信息融合技

术在车辆状态估计中的应用.机械工程学报,2009,45(10):273~277.

- 3 时艳茹.基于UKF滤波的汽车纵向和侧向速度估计算法研究:[学位论文].吉林:吉林大学,2011.
- 4 林霖,赵又群,徐朔南.基于粒子滤波算法的汽车状态估计技术.农业机械学报,2011,42(2):24~27.
- 5 Laura R.Ray.Experimental determination of tire forces and road friction. Proceedings of the American Control Conference,1998,p1843~1847.
- 6 Matthew C Best and Timothy J Gordon.Combined state and parameter estimation of vehicle handling dynamics. Loughborough University, UK,Proceeding of AVEC 2000,5th Int'l Symposium on Advanced Vehicle Control, August 22~24, 2000, Ann Arbor, Michigan .
- 7 Arasaratnam I, Haykin S, Hurd T R. Cubature Kalman filters. IEEE Trans on Automatic Control, 2009, 54(6):1254~1269.
- 8 Arasaratnam I, Haykin S, Hurd T R. Cubature Kalmanfiltering for continuous- discrete systems: Theory and simulations. IEEE Trans on Signal Processing, 2010,58 (10): 4977~4993.
- 9 魏喜庆,宋申民.无模型容积卡尔曼滤波及其应用. 控制与决策,2013,28(5):770~773.
- 10 石章松,王树宗,刘忠.基于SVD的机动目标自适应滤波研究与仿真.海军工程大学学报,2003,15(2):54~56.
- 11 张秋昭,张书毕,郑南山,等.GPS/INS组合系统的多重渐消鲁棒容积卡尔曼滤波.中国矿业大学学报,2014,43(1):163~168.
- 12 霍光.基于容积卡尔曼滤波的单站无源定位跟踪算法研究:[学位论文].郑州:信息工程大学,2013.
- 13 余志生.汽车理论(第5版).北京:机械工业出版社,2009:144~146.
- 14 徐树生,林孝工.基于鲁棒CKF的多传感器全信息融合算法.电机与控制学报,2013,17(2):91~97.
- 15 鹿传国,冯新喜,张迪.基于改进容积卡尔曼滤波的纯方位目标跟踪.系统工程与电子技术,2012,34(1):28~33.

(责任编辑 帘 青)

修改稿收到日期为2015年3月1日。