

基于无迹卡尔曼滤波的车辆状态与参数估计*

解少博 林程

(北京理工大学机械与车辆学院, 北京 100081)

【摘要】 准确获取车辆运动过程中的状态变量和时变模型参数可以提高动力学控制的鲁棒性。引入了车辆模型时变参数的概念,建立了车辆动力学状态空间模型,应用无迹卡尔曼滤波(UKF)算法对车辆状态变量和参数进行了估计。与车辆动力学软件 CarMaker 建立的参考模型对比表明,该估计方法具有可行性和准确性。在估计系统中,提出含自适应参数的简化魔术公式来表达轮胎侧偏力,减少了模型参数,并且实现了对轮胎侧向力的准确估计。

关键词: 车辆动力学 状态估计 模型时变参数 无迹卡尔曼滤波 轮胎模型

中图分类号: U461.91 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2011)12-0006-07

State and Parameters Estimation of Vehicle Based on UKF

Xie Shaobo Lin Cheng

(School of Mechanical Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract

Accurate estimation of vehicle state variables and uncertain parameters can improve the robustness of vehicle dynamic control system. The concept of uncertain vehicle parameter-set was proposed. The state space model for the estimation system was established. The estimation of the state variables and uncertain parameter-set were completed based on the UKF theory. The comparison with the reference model showed that the estimation method was effective and could get the precise results. A transformed magic formula tire model was also proposed to calculate the cornering force in the estimation process. The tire model reduced the parameters and could realize the precise estimation of tire lateral force.

Key words Vehicle system dynamics, State estimation, Model time-varying parameters, UKF, Tire model

引言

车辆高级动力学控制系统,如电子稳定程序(ESP)要求准确实时获取关键状态变量和轮胎受力信息,以便控制单元作出合理干预。经济实用的方法是利用车辆上有限的传感器基于特定算法估计出需要的信息。同时,车辆自身的参数是不断变化的,尤其在剧烈运动情况下,载荷转移、轮胎受力变化等会引起车辆模型参数值的改变,准确辨识出关键参数可以提高基于模型的控制系统的鲁棒性。

文献中常用滑膜观测^[1]、鲁棒观测^[2]和卡尔曼滤波^[3-6]等算法估计车辆各种状态变量。其中,扩

展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, 简称 EKF)应用最为广泛。对于车辆参数的估计,多见于用 EKF 对不同形式轮胎模型进行辨识^[7-9]。对局部变量和参数的估计未能全面揭示车辆时变特征,把状态变量和所有参数看成时变量更接近车辆的动态本质。在估计方法上,EKF 通过泰勒展开将非线性系统进行线性化近似,引入了截断误差,使变量尤其参数的估计难以达到很高精度,甚至导致估计结果发散^[10]。无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, 简称 UKF)是卡尔曼滤波框架下利用确定性采样进行变量估计的方法,在处理非线性系统时比 EKF 有更高的精度。

收稿日期: 2010-11-04 修回日期: 2011-01-04

* 国家高技术研究发展计划(863 计划)资助项目(2008AA11A146)

作者简介: 解少博, 博士生, 主要从事汽车系统动力学研究, E-mail: 2201020133@163.com

基于此,本文引入车辆时变参数的概念,应用 UKF 对车辆状态变量和参数进行估计,并将估计结果与参考模型进行对比分析。在车辆模型中,提出含动态参数的魔术公式来表达轮胎侧偏力。

1 车辆动力学模型

1.1 车辆模型时变参数

车辆在运动过程中的许多参数值是不断变化的。车辆承载状况的变化会引起质量的重新分布,从而影响质心位置和转动惯量等物理参数。驾驶员的操控以及道路、风阻等外部激励会引起载荷和轮胎受力状况的变化,从而使轮胎刚度等参数发生改变。而这些不断变化的参数对基于模型的车辆控制系统性能有重要的影响,本文用车辆模型时变参数集来描述动力学模型中所有数值不断变化的车辆参数,以更本质地揭示车辆系统的动态特征。

1.2 轮胎侧偏力模型

轮胎侧偏力与路面附着状况、载荷、车速以及轮胎材料等多种因素有关。文献中广泛应用的解析形式轮胎模型(Gim 模型^[11])和半经验模型(魔术公式)都能准确计算出轮胎在特定附着路面的侧偏力。但这些模型涉及较多的参数,如纯侧偏工况下的魔术公式参数多达 8 个,并且有些参数依赖于轮胎载荷和路面附着系数。在车辆行驶过程中,影响轮胎和地面相互作用的因素不断变化,用确定性的轮胎参数不能揭示其动态受力过程,尤其当车辆行驶在不同附着系数路面时。在车辆动力学建模中,为了既能准确刻画轮胎力又能减少参数以降低系统复杂度,本文将 Pacejka 的魔术公式进行简化并引入动态参数来表达轮胎的侧偏力

$$F_y(t) = F_z(t) C(t) \sin(D \arctan(E \alpha(t)))$$

式中 $F_y(t)$ ——侧偏力 $F_z(t)$ ——垂直载荷
 $\alpha(t)$ ——侧偏角

D ——曲线形状因子 E ——拟合参数

用动态参数 $C(t)$ 来反映因附着系数等因素而不断变化的轮胎道路相互作用关系。

简化侧偏力公式依然是垂直载荷和轮胎侧偏角的函数,同样表达出侧偏力的非线性特征。图 1 为魔术公式和简化模型中参数 $C(t)$ 动态变化时计算的侧偏力对比曲线。路面为良好附着路面,魔术公式中的拟合参数来自文献[12]。 D 、 E 取值分别为 1.3 和 13。可以看出,随着参数 $C(t)$ 的不断变化,简化公式曲线能够接近魔术公式。

1.3 估计模型方程

车辆模型如图 2 所示,包括纵、横向平动和绕垂直轴的横摆自由度,前轮为驱动轮。

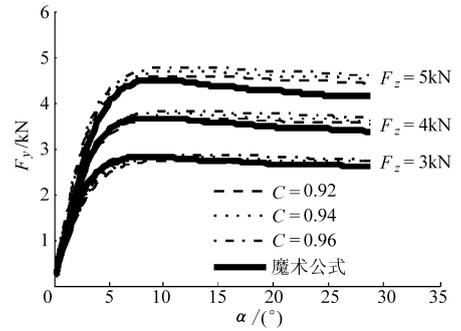


图 1 魔术公式和简化公式侧偏力对比
Fig. 1 Magic formula and simplified model

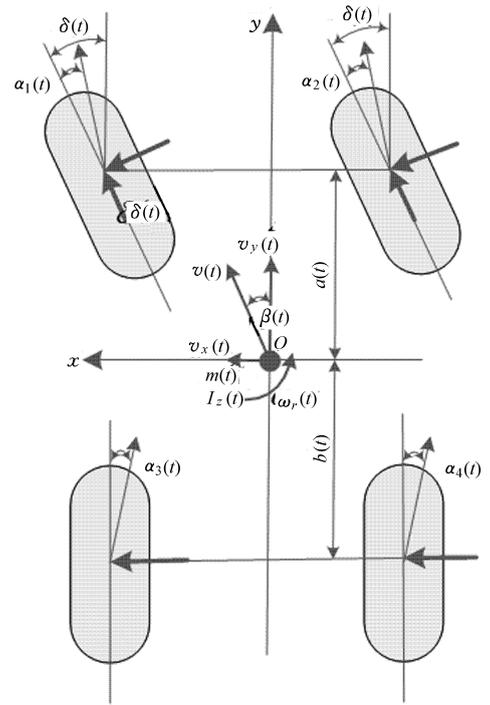


图 2 车辆模型

Fig. 2 Vehicle model

由前面引入的概念可知,本文建立的车辆模型中的时变参数集 θ ,包括轮胎参数和车辆参数,即

$$\theta = [C_1 \ C_2 \ C_3 \ C_4 \ m \ a \ b \ I_z \ h_g]^T$$

式中 C_i ——轮胎模型参数 m ——车辆质量
 a 、 b ——质心到前、后轴的距离
 I_z ——车辆横摆转动惯量
 h_g ——质心高度

一般的非线性系统估计模型可以通过状态空间方程的形式来描述,包括状态方程和量测方程。其离散形式为

$$\mathbf{x}(k+1) = f(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k)) + \boldsymbol{\omega}(k)$$

$$\mathbf{z}(k+1) = h(\mathbf{x}(k+1), \mathbf{u}(k+1)) + \mathbf{v}(k+1)$$

系统变量包括状态变量 \mathbf{x} 、测量变量 \mathbf{z} 和输入变量 \mathbf{u} 。 $\boldsymbol{\omega}$ 、 \mathbf{v} 分别为系统过程噪声和量测噪声,设其协方差分别为 \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} 。

状态方程反映了状态变量不断更新的物理本质。状态变量中的轮胎力是重要的外部激励,动力

学控制的核心是控制轮胎与地面的作用力。本文轮胎侧向力的估计应用简化魔术公式来实现。对于驱动轮纵向力的估计,若通过其旋转自由度来建立物理方程,将涉及施加在轮胎上的驱动或制动力矩,该物理量通常不易获得。因此,本文参考文献[3~4],将其看作自适应变量,通过一阶高斯过程进行处理。从而有状态变量

$$\mathbf{x}_s = [v_x \ v_y \ \omega_r \ a_x \ a_y \ F_{x1} \ F_{x2} \ F_{z1} \ F_{z2} \ F_{z3} \ F_{z4} \ F_{y1} \ F_{y2} \ F_{y3} \ F_{y4}]^T$$

为了估计时变参数 θ , 将其也作为状态变量与

$$\begin{cases} \dot{v}_x(k+1) = v_y(k)\omega_r(k) + [(F_{x1}(k) + F_{x2}(k))\cos\delta(k) - F_f(k) - \\ (F_{y1}(k) + F_{y2}(k))\sin\delta(k)]/m(k) + \omega_1(k) \\ \dot{v}_y(k+1) = -v_x(k)\omega_r(k) + [(F_{x1}(k) + F_{x2}(k))\sin\delta(k) + (F_{y1}(k) + \\ F_{y2}(k))\cos\delta(k) + F_{y3}(k) + F_{y4}(k)]/m(k) + \omega_2(k) \\ \dot{\omega}_r(k+1) = [a(k)(F_{y1}(k) + F_{y2}(k))\cos\delta(k) - b(k)(F_{y3}(k) + F_{y4}(k)) + \\ 0.5t_d(F_{x1}(k) - F_{x2}(k))\cos\delta(k)]/I_z(k) + \omega_3(k) \\ a_x(k+1) = [(F_{x1}(k) + F_{x2}(k))\cos\delta(k) - F_f(k) - (F_{y1}(k) + \\ F_{y2}(k))\sin\delta(k)]/m(k) + \omega_4(k) \\ a_y(k+1) = [(F_{x1}(k) + F_{x2}(k))\sin\delta(k) + (F_{y1}(k) + F_{y2}(k))\cos\delta(k) + \\ F_{y3}(k) + F_{y4}(k)]/m(k) + \omega_5(k) \\ \dot{F}_{xi}(k+1) = \omega_j(k) \quad (i=1,2;j=6,7) \\ F_{zi}(k+1) = \begin{cases} 0.5m(k)/L(k)(gb(k) - a_x(k)h_g(k)) \mp \\ m(k)a_y(k)h_g(k)b(k)/(t_dL(k)) + \omega_j(k) & (i=1,2;j=8,9) \\ 0.5m(k)/L(k)(gb(k) + a_x(k)h_g(k)) \mp \\ m(k)a_y(k)h_g(k)b(k)/(t_dL(k)) + \omega_j(k) & (i=3,4;j=10,11) \end{cases} \\ F_{yi}(k+1) = F_{zi}(k)C_i(k)\sin(D(k)\arctan(E(k)\alpha_i(k))) + \omega_j(k) \\ (i=1,2,3,4;j=12,13,14,15) \end{cases} \quad (1)$$

其中

$$\alpha_i(k) = \begin{cases} \arctan((v_y(k) + a(k)\omega_r(k))/(v_x(k) \mp \\ 0.5t_d\omega_r(k))) - \delta(k) & (i=1,2) \\ \arctan((v_y(k) - b(k)\omega_r(k))/(v_x(k) \mp \\ 0.5t_d\omega_r(k))) & (i=3,4) \end{cases}$$

式中 v_x 、 v_y ——质心纵、侧向速度

a_x 、 a_y ——质心纵、侧向加速度

ω_r ——横摆角速度

β ——车辆质心侧偏角

α_i ——轮胎侧偏角 δ ——前轮转角

F_{x1} 、 F_{x2} ——前轴左、右轮纵向力

F_{zi} 、 F_{yi} ——轮胎垂直载荷、侧偏力

参数集 θ 作为一阶高斯过程来处理,即

$$\dot{\theta}_i(k) = \eta_i(k) \quad (i=1,2,\dots,9) \quad (2)$$

方程组(1)和(2)构成了车辆状态变量和时变参数估计模型的状态方程。

\mathbf{x}_s 进行联合估计,从而得到扩展形式的状态变量

$$\mathbf{x} = [\mathbf{x}_s \ \boldsymbol{\theta}] = [v_x \ v_y \ \omega_r \ a_x \ a_y \ F_{x1} \ F_{x2} \ F_{z1} \ F_{z2} \ F_{z3} \ F_{z4} \ F_{y1} \ F_{y2} \ F_{y3} \ F_{y4} \ C_1 \ C_2 \ C_3 \ C_4 \ m \ a \ b \ I_z \ h_g]^T$$

对应的状态方程为

$$\mathbf{x}_{k+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{s,k+1} \\ \boldsymbol{\theta}_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f(\mathbf{x}_{s,k}, \mathbf{u}_k) \\ \boldsymbol{\theta}_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \boldsymbol{\omega}_k \\ \boldsymbol{\eta}_k \end{bmatrix}$$

量测方程为

$$\mathbf{z}_{k+1} = h(\mathbf{x}_{s,k+1}, \boldsymbol{\theta}_{k+1}, \mathbf{u}_{k+1}) + \mathbf{v}_{k+1}$$

式中 $\boldsymbol{\eta}$ ——参数过程噪声

状态方程的分量表达式为

测量变量是通过传感器直接获得的可观测量。量测方程反映了测量变量、状态变量及输入变量之间的内在联系。假设质心横、纵向加速度和横摆角速度能够通过测量得到,这3个量也可以从ESP等主动安全单元测量得到,即

$$\mathbf{z} = [\omega_r \ a_x \ a_y]^T$$

量测方程的分量形式为

$$\begin{bmatrix} \omega_r(k+1) \\ a_x(k+1) \\ a_y(k+1) \end{bmatrix} = \mathbf{H}\mathbf{x}(k+1) + \begin{bmatrix} v_1(k+1) \\ v_2(k+1) \\ v_3(k+1) \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\text{其中 } \mathbf{H} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 \end{bmatrix}_{3 \times 24}$$

系统的输入为前轮转角,即

$$\mathbf{u} = [\delta]$$

2 UKF 估计方法

UKF 是卡尔曼滤波框架下的一种滤波方法,它利用相似分布原理,构造出与原分布均值和协方差相同的 Sigma 点集,并将其引入非线性系统进行无迹变换(UT)^[13],通过求变换点的统计量得到估计变量。本文采用实践中广泛应用的对称加比例修正变换策略的 UKF。其算法如下:

(1) 建立变换点集并初始化

令 $\mathbf{W} = [\mathbf{x}^T \ \boldsymbol{\xi}^T \ \mathbf{v}^T]^T$, $\mathbf{S} = \text{diag}(\mathbf{P}_x \ \mathbf{Q} \ \mathbf{R})$, \mathbf{P}_x 为状态变量 \mathbf{x}_i 的协方差。利用 UT 变换,得到当前时刻状态的 Sigma 点集 $\{\boldsymbol{\chi}_i(k|k)\} (i=0,1,\dots,2L)$ 。

$$\boldsymbol{\chi} = [\mathbf{W} \ \mathbf{W} - \gamma \sqrt{\mathbf{S}_k} \ \mathbf{W} + \gamma \sqrt{\mathbf{S}_k}]$$

$\boldsymbol{\chi}$ 和 \mathbf{S} 的权值 ω^m 、 ω^c 分别定义为

$$\omega_0^m = \lambda / (L + \lambda)$$

$$\omega_0^c = \omega_0^m + 1 - \alpha^2 + \beta$$

$$\omega_i^m = \omega_i^c = 0.5 / (L + \lambda) \quad (i=1,2,\dots,2L)$$

(2) 时间更新

$$\boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^x = g(\boldsymbol{\chi}_{k-1}^x, \mathbf{u}_{k-1}, \boldsymbol{\chi}_{k-1}^\eta)$$

$$\mathbf{x}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} \omega_i^m \boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1}^x$$

$$\boldsymbol{\zeta}_{k|k-1} = h(\boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^x, \boldsymbol{\chi}_{k-1}^v)$$

$$\mathbf{y}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} \omega_i^m \boldsymbol{\zeta}_{i,k|k-1}$$

(3) 量测更新

$$\mathbf{P}_{y_k} = \sum_{i=0}^{2L} (\boldsymbol{\zeta}_{i,k|k-1} - \mathbf{y}_k^-) (\boldsymbol{\zeta}_{i,k|k-1} - \mathbf{y}_k^-)^T$$

$$\mathbf{P}_{x_k y_k} = \sum_{i=0}^{2L} (\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1}^x - \mathbf{x}_k^-) (\boldsymbol{\zeta}_{i,k|k-1} - \mathbf{y}_k^-)^T$$

$$\mathbf{K} = \mathbf{P}_{x_k y_k} \mathbf{P}_{y_k}^{-1}$$

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_k^- + \mathbf{K}(\mathbf{y}_k - \mathbf{y}_k^-)$$

$$\mathbf{P}_{x_k} = \mathbf{P}_{x_k}^- - \mathbf{K} \mathbf{P}_{y_k} \mathbf{K}^T$$

式中, $\lambda = \alpha^2(L + \kappa) - L$, $\gamma = \text{sqrt}(\alpha^2(L + \kappa))$ 。 α 、 β 和 κ 的值分别取 1、2 和 0。 L 为 \mathbf{W} 的维数,本文的状态方程为 24 维,量测方程为 3 维,可知 L 的值为 51。各符号具体含意可见文献[14]。

3 状态估计仿真

3.1 参考模型

为了验证 UKF 的估计性能,在车辆动力学软件 CarMaker 中进行了虚拟试验,如图 3 所示。CarMaker 集成了车辆模块、轮胎模块、路面模块、驾驶员模块等车辆系统子模块,可以进行高精度的动态虚拟试验。设计了两组包含高、低附着路面的车辆双移线操纵试验,试验中采集到的车辆质心横、纵向加速度和横摆角速度及方向盘转角用来模拟真实

传感器的测量,得到的其他变量用来验证对应的估计量。试验中虚拟传感器的采样周期为 0.001 s。

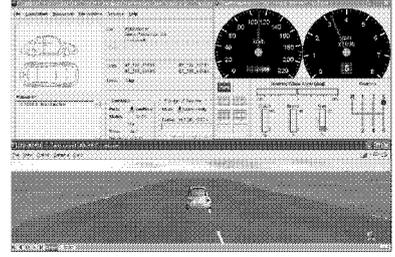


图 3 CarMaker 中的参考模型

Fig. 3 Reference model in the CarMaker

3.2 仿真结果分析

在 Matlab 编程环境完成 UKF 对车辆状态和参数的估计。扩展形式状态变量重写为

$$\mathbf{x} = [\mathbf{x}_s \ \boldsymbol{\theta}] = [v_x \ v_y \ \omega_r \ a_x \ a_y \ F_{x1} \ F_{x2} \ F_{z1} \ F_{z2} \ F_{z3} \ F_{z4} \ F_{y1} \ F_{y2} \ F_{y3} \ F_{y4} \ C_1 \ C_2 \ C_3 \ C_4 \ m \ a \ b \ I_z \ h_g]^T$$

在 2 次试验的车辆状态变量初值设置中,垂直载荷初值为其静态载荷(单位 kN),纵向车速初值与试验一致,其他变量设置为较小的任意值。轮胎模型中的参数 C 与车辆行驶的路面附着情况有关,2 次试验初值均取为 0.8。对于车辆参数的初值,通常能获得其近似值。即两次试验扩展状态变量的初值为 $\mathbf{x}_0 = [31.0/22.0 \ 0.01 \ 0.01 \ 0.01 \ 0.01 \ 50.0 \ 50.0 \ 4.0 \ 4.0 \ 3.1 \ 3.1 \ 50 \ 50 \ 50 \ 50 \ 0.8 \ 0.8 \ 0.8 \ 0.8 \ 1 \ 460 \ 1.10 \ 1.42 \ 2 \ 400 \ 0.5]^T$ 。模型过程噪声和测量噪声对估计结果有重要影响,取 $\mathbf{Q} = \text{diag}([(1 \times 10^{-5}) \mathbf{I}_{15 \times 15} \quad (1 \times 10^{-8}) \mathbf{I}_{4 \times 4} \quad (1 \times 10^{-2}) \mathbf{I}_{1 \times 1} \quad (1 \times 10^{-11}) \mathbf{I}_{2 \times 2} \quad (1 \times 10^{-2}) \mathbf{I}_{1 \times 1} \quad (1 \times 10^{-11}) \mathbf{I}_{1 \times 1}])$, $\mathbf{R} = (1 \times 10^{-9}) \mathbf{I}_{3 \times 3}$, 状态变量的初始协方差 $\mathbf{P}_{x_0} = (1 \times 10^{-5}) \mathbf{I}_{36 \times 36}$ 。 \mathbf{I} 为单位矩阵。

3.2.1 高附着路面双移线试验

纵向速度、侧向速度、横摆角速度及质心侧偏角估计结果见图 4,由图可知,纵向速度估计值和参考值总体趋势一致,阻力的建模精度引起了较小的估计误差。侧向车速和质心侧偏角也达到很高的估计精度,横摆角速度与 CarMaker 中的采集值吻合良好。驱动轮纵向力估计结果见图 5,估计曲线基本跟随了参考值,部分误差的出现是由模型中空气阻力、滚动阻力的模型误差所导致。

轮胎垂直载荷估计值和参考值的比较见图 6,可以看出,估计值和参考值吻合良好。在曲线的“波峰”和“波谷”处存在微小误差。轮胎垂直载荷涉及车辆的平动自由度和横摆、侧倾及俯仰等旋转自由度,建立更精确的车辆动力学模型可以提高对垂直载荷的估计精度。

图 7 为轮胎侧向力的估计结果。由图可知,估

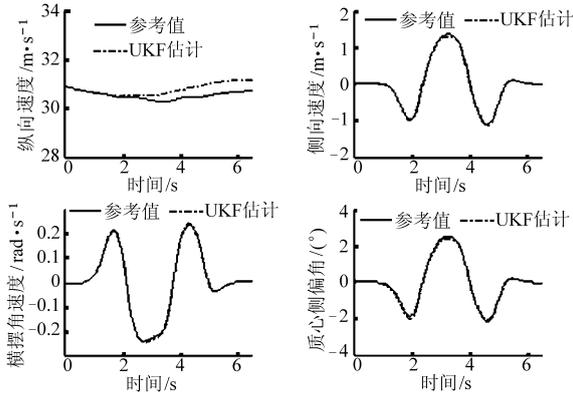


图4 车辆速度、横摆角速度和侧偏角估计结果

Fig. 4 Estimation of velocities, yaw rate and sideslip angle

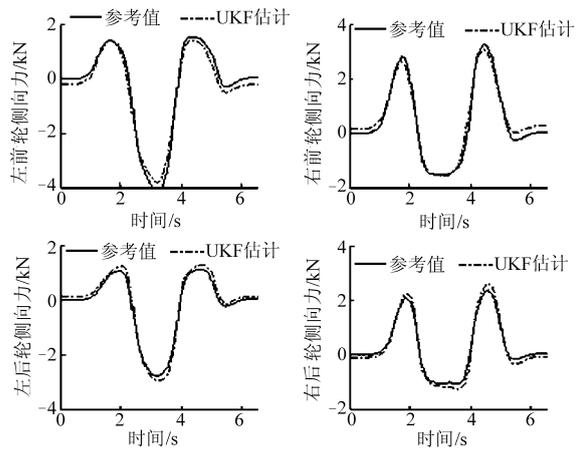


图7 轮胎侧向力估计结果

Fig. 7 Estimation of lateral tire forces

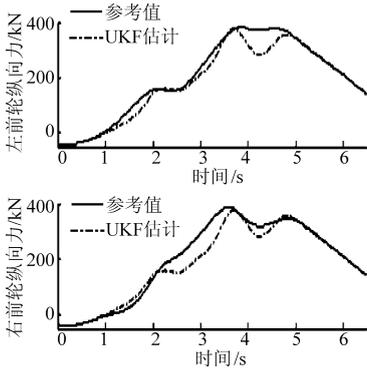


图5 驱动轮纵向力估计结果

Fig. 5 Estimated longitudinal forces of front wheels

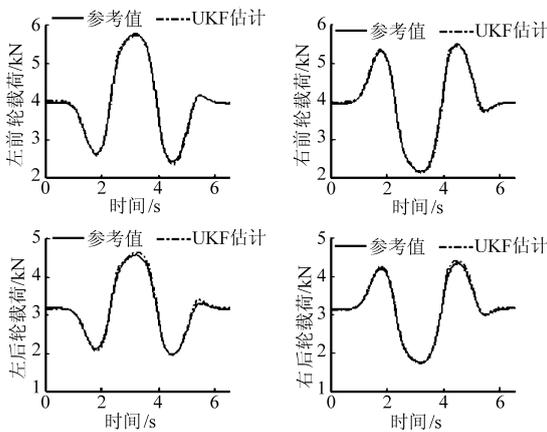


图6 轮胎垂直载荷估计结果

Fig. 6 Estimation of tire's normal loads

计值在整体上跟踪了参考值。误差较大的地方出现在试验开始和终了以及侧向力由上升变为下降的“波峰”处和由下降变为上升的“波谷”处。在虚拟试验的开始和终了,由于方向盘转角较小,即外界激励较小,估计模型没有获得足够的信息来估计侧向力。在“波峰”和“波谷”处,轮胎受力趋势发生了改变,简化模型中的参数需要经历自适应的调整过程。

图8为简化魔术公式侧偏力模型中参数C的估计结果。可以看出,本次试验在附着系数为1.0的良好路面上进行,C值自适应地跟随路面特征而

逐渐上升并达到一个稳定值。图9为反映车辆质心位置的3个参数的估计结果。可以看出,3个参数在试验中都发生了较小的变化。试验过程中,在驾驶员方向盘输入下,载荷转移等因素使质心位置发生了相应的变化。图10为车辆质量和垂向转动惯量在试验中的时间历程。可以看到,车辆质量没有发生变化。由于车辆质心位置的改变,车辆的转动惯量发生了相应的变化。车辆模型中横摆运动方程涉及到车辆的转动惯量,从对横摆角速度的估计精度可以判断出对转动惯量的估计是准确的。

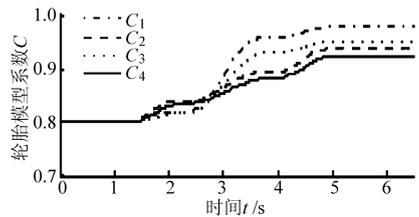


图8 轮胎模型系数C估计结果

Fig. 8 Estimation of tire model parameter C

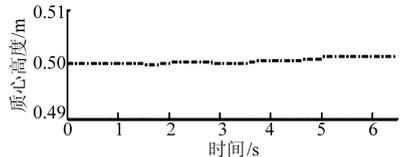
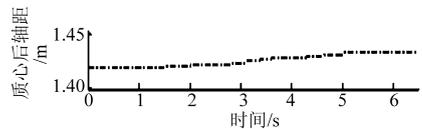
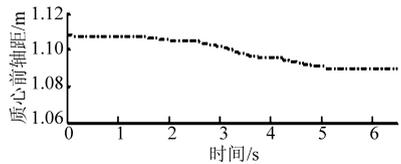


图9 车辆质心参数估计结果

Fig. 9 Estimated parameters of gravity center

3.2.2 低附着路面双移线试验

车辆在附着系数为0.5的低附着路面上进行双

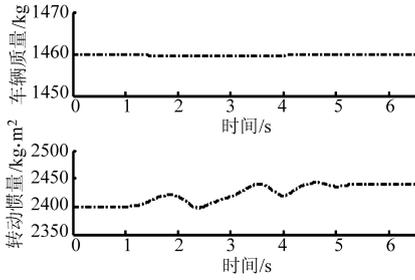


图 10 质量和转动惯量估计结果

Fig. 10 Estimated mass and moment of inertia

移线试验,驱动轮纵向力估计曲线如图 11 所示。与高附着路面双移线相同,车辆模型中的阻力建模误差引起了驱动轮纵向力在中间段的误差。车辆横向速度、纵向速度、横摆角速度及质心侧偏角与参考值吻合较好,见图 12。轮胎垂直载荷的估计结果也达到了理想的精度,见图 13。尽管路面附着系数有很大改变且轮胎模型参数 C 与高附路面试验一样都取为 0.8,但其能够自适应地调整,如图 14 所示,从而使轮胎侧偏力的估计达到了较好精度,见图 15。

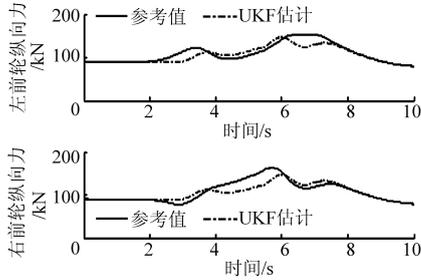


图 11 低附着路面驱动轮纵向力估计结果

Fig. 11 Estimated longitudinal forces of front wheels

角速度的估计可以判断出转动惯量的估计是合理的。

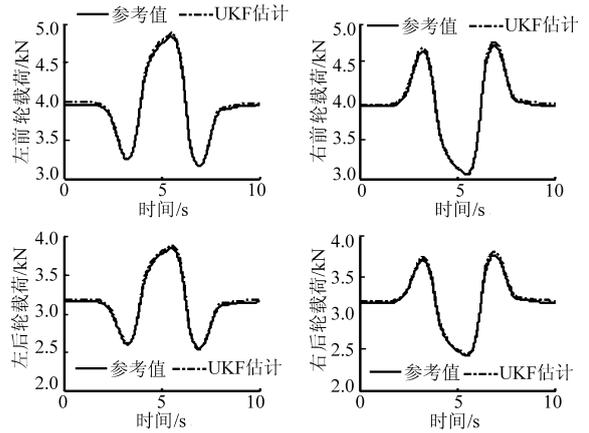


图 13 低附着路面轮胎垂直载荷估计结果

Fig. 13 Estimation of tire's normal loads

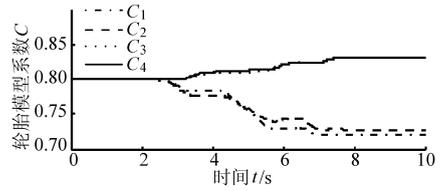


图 14 低附着路面轮胎模型系数 C 估计结果

Fig. 14 Estimated model parameter C

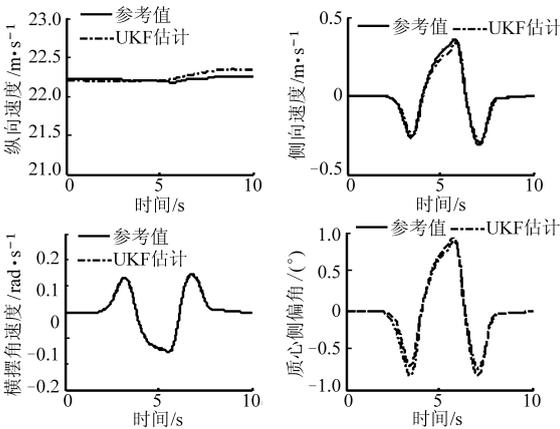


图 12 低附着路面车辆速度、横摆角速度和侧偏角估计结果

Fig. 12 Estimated velocities, yaw rate and sideslip angle

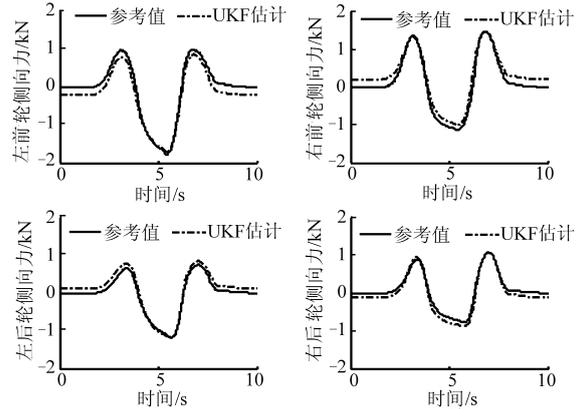


图 15 低附着路面轮胎侧向力估计结果

Fig. 15 Estimation of lateral tire forces

车辆质心位置在试验中的变化曲线如图 16 所示,在低附着路面由于车辆载荷的转移,质心位置发生了相应的变化。车辆质量和转动惯量的时间历程见图 17,可以看到,质量没有发生变化,转动惯量随着车辆质心位置的改变而发生相应的变化。同样,从对横摆

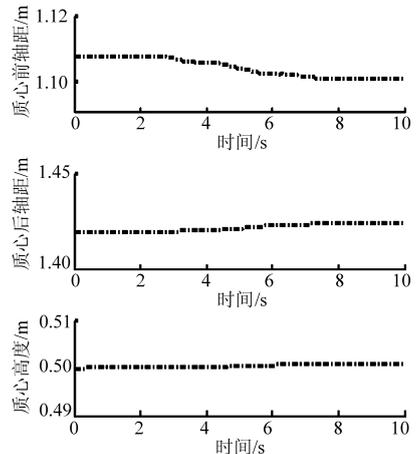


图 16 低附着路面车辆质心参数估计结果

Fig. 16 Estimated parameters of gravity center

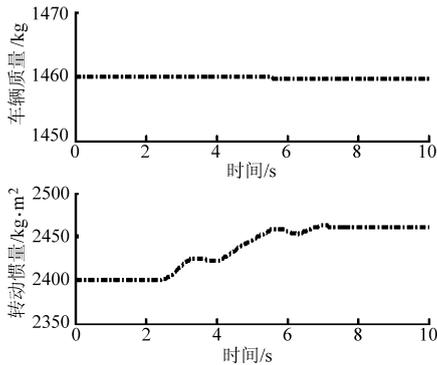


图 17 低附着路面车辆质量和转动惯量估计结果

Fig. 17 Estimated mass and moment of inertia

4 结论

(1) 首先引入车辆模型时变参数的概念,把车

辆模型中参数的值看成是时变的,更本质地揭示出其动态特征,对提高基于模型的车辆动力学控制系统的鲁棒性有重要意义。

(2) 建立了车辆动力学模型,应用 UKF 算法对车辆状态变量和参数进行了估计。通过与基于 CarMaker 建立的参考模型的对比,表明了对状态变量的估计达到了较好的精度,对参数的估计得到了合理的结果。

(3) 为有效估计轮胎侧偏力并降低估计方程的维数和复杂度,对魔术公式进行了简化并引入动态参数来表达不同附着路面的轮胎力。仿真表明该模型在简化参数的情况下,能实现对侧向力的准确估计,为瞬态情况下轮胎力的计算提供了参考。

参 考 文 献

- 1 M'sirdi N, Rabhi A, Zbiri N, et al. Vehicle-road interaction modeling for estimation of contact force[J]. *Vehicle System Dynamics*, 2005, 43(1): 403 ~ 411.
- 2 Satria M, Best M C. Comparison between Kalman filter and robust filter for vehicle handling dynamics state estimation[C]. SAE Paper 2002-01-1185, 2002.
- 3 Ray L R. Nonlinear tire force estimation and road friction identification: simulation and experiment[J]. *Automatica*, 1997, 33(10): 1819 ~ 1833.
- 4 Wilkin M A, Crolla D C, Levesley M C, et al. Designed verification of an extended Kalman filter to estimation vehicle tyre force[C]. SAE Paper 2006-01-1285, 2006.
- 5 Wenzel T A, Burnham K J, Blundell M V. Dual extended Kalman filter for vehicle state and parameter estimation[J]. *Vehicle System Dynamics*, 2006, 44(2): 153 ~ 171.
- 6 Baffet G, Charara A. An observer of tire-road forces and friction for active security vehicle system[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2007, 12(6): 651 ~ 661.
- 7 Bolzern P, Cheli F, Falciola G, et al. Estimation of the non-linear suspension tyre cornering forces from experimental road test data[J]. *Vehicle System Dynamics*, 1999, 31(1): 23 ~ 34.
- 8 Kim J. Identification of lateral tyre force dynamics using an extended Kalman filter from experimental road test data[J]. *Control Engineering Practice*, 2009, 17(3): 357 ~ 367.
- 9 Best M C. Identifying tyre models directly from vehicle test data using an extended Kalman filter[J]. *Vehicle System Dynamics*, 2009, 48(2): 171 ~ 187.
- 10 Meinhold R, Singpurwalla N. Robustification of Kalman filter models[J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1989, 84(406): 479 ~ 486.
- 11 Gim G, Nikravesh P E. An analytical model of pneumatic tyres for vehicle dynamics simulations. Part 1: pure slips[J]. *International Journal of Vehicle Design*, 1990, 11(6): 589 ~ 618.
- 12 Bakker E, Nyborg L, Pacejka H B. Tyre modeling for use in vehicle dynamics studies[C]. SAE Paper 870421, 1987.
- 13 Julier S, Uhlmann J K, Durrant-Whyte H F. A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2000, 45(3): 477 ~ 482.
- 14 Merwe R, Wan E, Julier S. Sigma point Kalman filter for nonlinear estimation and sensor-fusion-applications to integrated navigation[C]//Proceedings of the AIAA Guidance Navigation & Control Conference, Providence, RI, 2004.