

基于自适应容积粒子滤波的车辆状态估计

邢德鑫¹, 魏民祥¹, 赵万忠¹, 汪 奕², 吴树凡¹

(1. 南京航空航天大学能源与动力学院, 南京, 210016; 2. 东南大学机械工程学院, 南京, 211189)

摘要: 针对车辆状态估计中由模型的强非线性、噪声的非高斯分布等相关因素导致估计精度下降甚至发散的问题, 本文提出了基于自适应容积粒子滤波(Adaptive cubature particle filter, ACPF)的车辆状态估计器。首先基于非稳态动态轮胎模型, 构建高维度非线性八自由度车辆模型。其次利用自适应容积卡尔曼滤波(Adaptive cubature Kalman filter, ACKF)算法更新基本粒子滤波(Particle filter, PF)算法的重要性密度函数, 以完成自适应容积粒子滤波算法设计。利用车载传感器信息, 运用 ACPF 算法实现对车辆的侧倾角、质心侧偏角等关键状态变量高精度在线观测。搭建 Simulink-Carsim 联合仿真平台进行了算法的验证, 结果表明该算法状态估计精度高于传统无迹粒子滤波(Unscented particle filter, UPF)算法, 且算法运算效率高于 UPF 算法, 而传统 PF 估计值发散。研究结果为实现车辆动力学精准控制提供了理论支持。

关键词: 高维非线性车辆模型; 非高斯分布滤波; 车辆状态估计; 自适应容积粒子滤波

中图分类号: U461.6

文献标志码: A

文章编号: 1005-2615(2020)03-0445-09

Vehicle State Estimation Based on Adaptive Cubature Particle Filtering

XING Dexin¹, WEI Minxiang¹, ZHAO Wanzhong¹, WANG Yan², WU Shufan¹

(1. College of Energy and Power Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 210016, China;

2. School of Mechanical Engineering, Southeast University, Nanjing, 211189, China)

Abstract: For the problems that the estimation accuracy decreases or even diverges due to the strong nonlinearity of the model and the non-Gaussian distribution of noise in vehicle state estimation, this paper proposes a vehicle state estimation algorithm based on adaptive cubature particle filtering (ACPF). Firstly, a high-dimensional non-linear eight DOF (Degree-of-freedom) vehicle model is constructed based on the unsteady dynamic tire model. Secondly, the importance density function of the basic particle filtering (PF) is updated by the adaptive cubature Kalman filtering (ACKF) algorithm to achieve the design of the adaptive cubature particle filter algorithm. Based on vehicle sensor information and ACPF algorithm, an accurate on-line observation of key state variables such as roll angle and side slip angle is realized. Simulink-Carsim joint simulation platform is built to verify the algorithm. The results show that the state estimation accuracy of the algorithm is higher than that of the traditional unscented particle filtering (UPF) algorithm, the operation efficiency of the algorithm is higher than that of UPF algorithm, the traditional particle filter algorithm estimates divergence. The research results may provide theoretical support for accurate control of vehicle dynamics.

Key words: high-dimensional nonlinear vehicle model; non-Gauss distribution filtering; vehicle state estimation; adaptive cubature particle filtering

基金项目: 国家自然科学基金(51775268, 51605087)资助项目; 江苏省自然科学基金(BK20160671)资助项目。

收稿日期: 2019-09-12; **修订日期:** 2019-12-20

通信作者: 魏民祥, 男, 教授, 博士生导师, E-mail: weimx@nuaa.edu.cn。

引用格式: 邢德鑫, 魏民祥, 赵万忠, 等. 基于自适应容积粒子滤波的车辆状态估计[J]. 南京航空航天大学学报, 2020, 52(3): 445-453. XING Dexin, WEI Minxiang, ZHAO Wanzhong, et al. Vehicle State Estimation Based on Adaptive Cubature Particle Filtering[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2020, 52(3): 445-453.

自动驾驶汽车因在减少交通事故、提高道路利用率和节约能源等方面存在较大优势,受到了广泛关注。随着自动驾驶汽车离开实验室走向公共道路,它必然要面临多种复杂交通状况。车辆自身状态的精确感知对于自动驾驶汽车的合理决策至关重要。然而高精度传感器价格昂贵造成难以普及且车辆某些关键状态难以直接测量,因此基于廉价传感器获得的信息对不易直接测量的关键车辆状态进行精准估计成为一条主要的出路。

目前车辆状态估计主要方法有卡尔曼滤波法^[1]、粒子滤波法^[2]、模糊逻辑法^[3]、神经网络法^[4]、滑模观测器法^[5]、Luenberger观测器法^[6]、扩张状态观测器法^[7]、鲁棒观测器法^[8]。其中,在经典卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)算法和基本粒子滤波(Particle filter, PF)算法基础上发展而来的有扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman filter, EKF)^[9]、无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman filter, UKF)^[10]、容积卡尔曼滤波(Cubature Kalman filter, CKF)^[11]和无迹粒子滤波(Unscented particle filter, UPF)^[12-13]等。但模糊观测器法中比例因子和量化因子难以确定,神经网络法依赖传感器和处理器性能,滑模观测器法进行状态估计存在抖振现象,Luenberger观测器法在某些情况下存在低估估计偏差。EKF需要对状态方程进行一阶泰勒展开从而降低了估算精度。UKF和CKF不需要推导系统模型的雅克比矩阵,提高了估计精度,但在非高斯系统状态估计中可能出现发散现象。PF在处理非线性非高斯系统状态估计中具有良好的表现,但是由于不易确定重要性密度函数导致易粒子退化。因此选取基于三阶球面-相径容积规则的CKF算法,同时引入自适应因子改善观测异常的影响^[14-15],构成自适应容积卡尔曼(Adaptive cubature Kalman filter, ACKF)来设计PF算法的重要性密度函数,以此引入最新观测数据,构成自适应容积粒子滤波(Adaptive cubature particle filter, ACPF)来进行状态估计具有广阔的应用前景。

本文针对车辆状态估计过程中车辆动力学模型非线性和传感器噪声非高斯问题,在Doguff轮胎模型基础上,引入动态轮胎模型,建立包括侧倾、横摆、纵向和侧向在内的八自由度车辆模型,构建ACPF算法进行车辆状态估计,对纵向车速、侧向车速、横摆角速度、侧倾角速度、侧倾角和质心侧偏角参数进行观测。

1 非线性车辆模型

1.1 八自由度整车模型

实现车辆动力学的精确控制,车辆横摆角速度、质心侧偏角和侧倾角等关键信息不可或缺。为

了更加真实地反映车辆运动过程中的非线性特性,根据达朗贝尔原理^[16-18]建立如图1所示包括侧倾、横摆、纵向、侧向和车轮旋转在内的八自由度车辆模型,假设(1)忽略车辆的俯仰和垂向运动;(2)忽略侧向风和非簧载质量侧倾影响;(3)将悬架简化为沿垂直方向的等效弹簧和阻尼器;(4)忽略车轮外倾角、胎压、回正力矩和滚动阻力对整车动力学的影响。

纵向运动

$$\begin{cases} m(\dot{V}_x - V_y \omega_r) + m_s e \omega_r p = \sum F_x \\ a_x = \frac{1}{m} \sum F_x \\ \sum F_x = F_{xfl} \cos \delta_{fl} + F_{xfr} \cos \delta_{fr} + F_{xrr} - \\ F_{yfr} \sin \delta_{fr} + F_{xrl} - F_{yfl} \sin \delta_{fl} \end{cases} \quad (1)$$

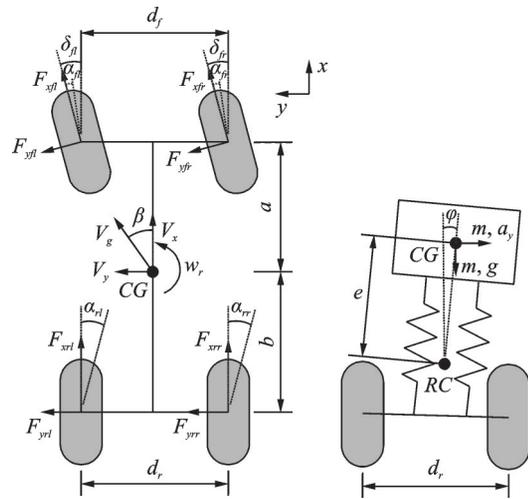


图1 八自由度车辆动力学模型

Fig.1 8-DOF model of vehicle dynamics

侧向运动

$$\begin{cases} m(\dot{V}_y + V_x \omega_r) - m_s e \dot{p} = \sum F_y \\ a_y = \frac{1}{m} \sum F_y \\ \sum F_y = F_{xfl} \sin \delta_{fl} + F_{yrr} + F_{yfl} \cos \delta_{fl} + \\ F_{yfr} \cos \delta_{fr} + F_{yrl} + F_{xfr} \sin \delta_{fr} \end{cases} \quad (2)$$

侧倾运动

$$\begin{cases} I_{xxs} \dot{p} - I_{xzs} \dot{\omega}_r - m_s e (\dot{V}_y + \omega_r V_x) = \sum M_x \\ \dot{\phi} = p \\ \sum M_x = m_s g e \phi - (K_{\phi f} + K_{\phi r}) \phi - \\ (C_{\phi f} + C_{\phi r}) p \end{cases} \quad (3)$$

横摆运动

$$\begin{cases} I_{zz} \dot{\omega}_r - I_{xzs} \dot{p} = \sum M_z \\ \sum M_z = (F_{xrr} - F_{xrl}) d_r / 2 - b (F_{yrl} + F_{yrr}) + \\ a (F_{xfl} \sin \delta_{fl} + F_{xfr} \sin \delta_{fr} + F_{yfl} \cos \delta_{fl} + \\ F_{yfr} \cos \delta_{fr}) + (F_{xfr} \cos \delta_{fr} - F_{xfl} \cos \delta_{fl} + \\ F_{yfl} \sin \delta_{fl} - F_{yfr} \sin \delta_{fr}) d_f / 2 \end{cases} \quad (4)$$

车轮运动由式(5)和(8)表示为

各轮胎前进速度

$$\begin{cases} V_{fl} = (V_x - d_f \omega_r / 2) \cos \delta + (V_y + a \omega_r) \sin \delta \\ V_{fr} = (V_x + d_f \omega_r / 2) \cos \delta + (V_y + a \omega_r) \sin \delta \\ V_{rl} = V_x - d_r \omega_r / 2 \\ V_{rr} = V_x + d_r \omega_r / 2 \end{cases} \quad (5)$$

轮胎滑移率定义为

$$\lambda_{ij} = \frac{R \omega_{ij} - V_{ij}}{\max(R \omega_{ij}, V_{ij})} \quad (6)$$

轮胎侧偏角

$$\begin{cases} \alpha_{fl} = \delta_{fl} - \arctan\left(\frac{V_y + a \omega_r}{V_x - d_f \omega_r / 2}\right) \\ \alpha_{fr} = \delta_{fr} - \arctan\left(\frac{V_y + a \omega_r}{V_x + d_f \omega_r / 2}\right) \\ \alpha_{rl} = -\arctan\left(\frac{V_y - b \omega_r}{V_x - d_r \omega_r / 2}\right) \\ \alpha_{rr} = -\arctan\left(\frac{V_y - b \omega_r}{V_x + d_r \omega_r / 2}\right) \end{cases} \quad (7)$$

轮胎垂直力^[19]

$$\begin{cases} F_{zfl} = \frac{mgb}{2l} - \frac{mha_x}{2l} - F_1 - F_2 \\ F_{zfr} = \frac{mgb}{2l} - \frac{mha_x}{2l} + F_1 + F_2 \\ F_{zrl} = \frac{mga}{2l} + \frac{mha_x}{2l} - F_3 - F_4 \\ F_{zrr} = \frac{mga}{2l} + \frac{mha_x}{2l} + F_3 + F_4 \end{cases} \quad (8)$$

式中, F_1, F_2, F_3, F_4 展开为

$$\begin{aligned} F_1 &= \frac{a_y}{d_f} \left(\frac{m_s h_{rf} L_{rs}}{l} + m_{ust} h_{uf} \right) \\ F_2 &= (-K_{\varphi f} - C_{\varphi f} \dot{\varphi}) / d_f \\ F_3 &= \frac{a_y}{d_r} \left(\frac{m_s h_{rr} L_{fs}}{l} + m_{usr} h_{ur} \right) \\ F_4 &= (-K_{\varphi r} - C_{\varphi r} \dot{\varphi}) / d_r \end{aligned}$$

另外, 质心侧偏角

$$\beta = \arctan\left(\frac{V_y}{V_x}\right) \quad (9)$$

式中, m 为总质量; m_s 为簧载质量; V_x 为质心纵向速度; V_y 为质心侧向速度; ω_r 为质心横摆角速度; e 为侧倾臂高度; φ 为质心侧倾角; p 为质心侧倾角速度; $\sum F_x$ 为轮胎纵向合力; $\sum F_y$ 为轮胎侧向合力; a_x 为质心纵向加速度; a_y 为质心侧向加速度; $i = f, r$ 分别表示前轮和后轮; $j = l, r$ 分别表示左轮和右轮; δ_{ij} 为轮胎侧偏角; F_{xij} 为轮胎纵向力; F_{yij} 为轮胎侧向力; $\sum M_x$ 为车辆侧倾力矩; $\sum M_z$ 为车辆横摆力矩; I_{xrs} 为簧载质量绕 x 轴的转动惯量; I_{zrs} 为簧载质量绕 x, z 轴的转动惯量; I_{zz} 为横摆转动惯量; g 为重力加速度; $K_{\varphi i}$ 为侧倾刚度; $C_{\varphi i}$ 为侧倾

阻尼; a 为车辆质心距前轴的距离; b 为车辆质心距后轴的距离; d_f 为车辆前轴轮距; d_r 为车辆后轴轮距; V_{ij} 为车轮前进速度; m_{ust}, m_{usr} 分别为车辆前后非簧载质量; h 为整车质心高度; L_{fs}, L_{rs} 分别为簧载质量质心到前后轴的距离; h_{rf}, h_{rr} 分别为前后侧倾中心高度; h_{uf}, h_{ur} 分别为前后非簧载质量质心高度; ω_{ij} 为车轮转速; R 为车轮有效半径。

1.2 动态 Doguff 轮胎模型

目前, 广泛应用的非线性轮胎模型有理论模型、半经验模型和经验模型^[20], 本文采用基于先进分析的理论轮胎模型: Doguff 非线性轮胎模型^[17], 即

$$\begin{cases} F_{xij} = \frac{C_{xij} \lambda_{ij}}{1 + \lambda_{ij}} f(S) \\ F_{yij} = \frac{C_{yij} \tan \alpha_{ij}}{1 + \lambda_{ij}} f(S) \end{cases} \quad (10)$$

式中, C_{xij}, C_{yij} 为车轮纵向、侧向侧偏刚度。 S 为

$$S = \frac{\mu F_{zij} (1 + \lambda_{ij})}{2 \sqrt{C_{xij}^2 \lambda_{ij}^2 + C_{yij}^2 \tan^2 \alpha_{ij}}} \quad (11)$$

并且

$$f(S) = \begin{cases} S & S \geq 1 \\ S(2 - S) & S < 1 \end{cases} \quad (12)$$

式(10)中建立的 Doguff 轮胎模型更适用于稳态理想工况, 为更好地描述轮胎瞬态时的非线性特征, 本文在稳态轮胎模型的基础上引入动态轮胎模型松弛时间常数 τ_{ijlg} 来说明非线性轮胎力的滞后效应, 以此得到非稳态动态轮胎模型^[17], 即

$$\begin{cases} \dot{F}_{xijlg} = \frac{1}{\tau_{ijlg}} (F_{xijstat} - F_{xijlg}) \\ \dot{F}_{yijlg} = \frac{1}{\tau_{ijlg}} (F_{yijstat} - F_{yijlg}) \end{cases} \quad (13)$$

式中, $F_{xijstat}, F_{yijstat}$ 为通过 Doguff 轮胎模型计算得到的稳态轮胎力。并且

$$\tau_{ijlg} = \frac{\sigma_{ij}}{V_x} \quad (14)$$

式中, σ_{ij} 为松弛因子。

2 车辆状态估计算法

相比于 KF 和 H_∞ 滤波算法(最差情况下估计误差最小化), PF(非线性递归贝叶斯滤波方法)对系统要求相对最低, 即系统模型既可以是非线性, 系统噪声也可以是非高斯分布, 具有较高的可推广性^[21]。

但是在实际应用过程中, PF 仍然存在不足, 如粒子退化和多样性匮乏。本文通过引入最新观测数据改善粒子滤波存在的缺陷, 即在传统粒子滤波

基础上,采用ACKF来更新粒子集,从而在兼顾系统的非线性和非高斯特性下更加逼近系统状态后验概率密度,提高系统状态估计精度。

精准的车辆动力学控制需要汽车多状态参数的输入,因此本文需要进行估计的状态变量为:纵向车速 V_x 、侧向车速 V_y 、横摆角速度 ω_r 、侧倾角速度 p 、侧倾角 φ 、质心侧偏角 β ,其中为减少估计时间,提高算法运算效率,质心侧偏角由估计得到的 V_x 和 V_y 通过式(9)计算得到。

2.1 系统模型

由式(1),(8)推导状态、观测方程

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t)) + \mathbf{w}(t) \\ \mathbf{z}(t) = \mathbf{h}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t)) + \mathbf{v}(t) \end{cases} \quad (15)$$

得到 $\mathbf{f}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t))$ 和 $\mathbf{h}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t))$ 如式(16)和式(17)所示

$$\begin{cases} f_1 = (mx_2x_3 - m_s ex_3x_4 + \sum F_x)/m \\ f_2 = \frac{m_s}{m} eE - x_1x_3 + \frac{1}{m} \sum F_y \\ f_3 = \frac{I_{xzs}}{I_{zz}} E + \frac{1}{I_{zz}} \sum M_z \\ f_4 = E \\ f_5 = p \end{cases} \quad (16)$$

$$\begin{cases} h_1 = \frac{1}{m} \sum F_x \\ h_2 = \frac{1}{m} \sum F_y \\ h_3 = x_4 \\ h_4 = x_3 \end{cases} \quad (17)$$

式中, $\sum F_x$ 、 $\sum F_y$ 和 $\sum M_z$ 如式(1),(2)和(4)中所示,其中各轮胎纵向力和各轮胎侧向力由轮胎模型式(13)得到; E 和 $\sum M_x$ 为

$$E = \frac{mI_{zz} \sum M_x + mI_{xzs} \sum M_z + m_s eI_{zz} \sum F_y}{mI_{xzs}I_{zz} - mI_{xzs}^2 - I_{zz}m_s^2e^2}$$

$$\sum M_x = m_s g e x_5 - (K_{\varphi f} + K_{\varphi r})x_5 - (C_{\varphi f} + C_{\varphi r})x_4 \quad (18)$$

式中: $\mathbf{x}(t) = [V_x, V_y, \omega_r, p, \varphi]'$ 为待估计状态变量; $\mathbf{u}(t) = [\delta, \omega_{fl}, \omega_{fr}, \omega_{rl}, \omega_{rr}]'$ 为输入变量; $\mathbf{z}(t) = [a_x, a_y, p, \omega_r]'$ 为观测变量,观测变量和输入变量信息由车载传感器获得; $\mathbf{w}(t)$ 、 $\mathbf{v}(t)$ 分别为过程噪声和量测噪声。

2.2 ACPF算法

基于推导式(15),参考文献[14,22]的自适应容积粒子滤波原理,推导用于车辆状态估计的ACPF算法具体流程如图2所示,具体步骤如下:

初始化,即 $k=0$ 时:根据球面径向准则产生 $2M$ 个 (M 为状态方程维数,本文为5)容积点和对

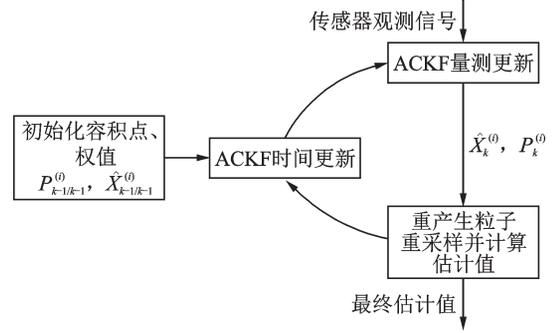


图2 ACPF算法结构图

Fig.2 ACPF algorithm structure

应的权值,即

$$\begin{cases} \xi_n = \sqrt{\frac{2M}{2}} I_n \\ \omega_{cn} = \frac{1}{2M} \end{cases} \quad n = 1, 2, \dots, 2M \quad (19)$$

式中: ξ_n 为第 n 个容积点, ω_{cn} 表示第 n 个权值, I_n 表示容积点集 I 第 n 列,采用三阶容积原则,本文中容积点集 I

$$I = [I^1, -I^1]$$

式中, I^1 为 5×5 单位矩阵。

从初始状态概率分布密度 $p(x_0)$ 抽取粒子 $\bar{\mathbf{X}}_0^{(i)}$ 、 $\mathbf{P}_0^{(i)}$ ($i=1, 2, \dots, N$), 且

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{X}}_0^{(i)} = E(\mathbf{X}_0^{(i)}) \\ \mathbf{P}_0^{(i)} = E[(\mathbf{X}_0^{(i)} - \bar{\mathbf{X}}_0^{(i)})(\mathbf{X}_0^{(i)} - \bar{\mathbf{X}}_0^{(i)})^T] \end{cases} \quad (20)$$

初始化结束,即当 $k=1, 2, \dots$ 时:

首先,采用ACKF设计重要性采样密度函数产生预测粒子集合和对应的方差 ($\hat{\mathbf{X}}_k^{(i)}$, $\mathbf{P}_k^{(i)}$, $i=1, 2, \dots, N$, N 为粒子数),分为时间更新和量测更新,步骤如下:

(1)时间更新:

对误差协方差矩阵 $\mathbf{P}_{k-1/k-1}^{(i)}$ 进行分解

$$\mathbf{P}_{k-1/k-1}^{(i)} = \mathbf{S}_{k-1/k-1}^{(i)} (\mathbf{S}_{k-1/k-1}^{(i)})^T \quad (21)$$

计算容积点

$$\mathbf{X}_{n,k-1/k-1}^{(i)} = \mathbf{S}_{k-1/k-1}^{(i)} \xi_n + \hat{\mathbf{X}}_{k-1/k-1}^{(i)} \quad (22)$$

计算通过状态方程传导的Cubature点

$$\mathbf{X}_{n,k/k-1}^{(i)*} = \mathbf{f}(\mathbf{X}_{n,k-1/k-1}^{(i)}, \mathbf{u}_{k-1}) \quad (23)$$

更新状态一步预测值和误差协方差预测值

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1}^{(i)} = \sum_{n=1}^{2M} \omega_{cn} \mathbf{X}_{n,k/k-1}^{(i)*} \\ \mathbf{P}_{k/k-1}^{(i)} = \sum_{n=1}^{2M} \omega_{cn} \mathbf{X}_{n,k/k-1}^{(i)*} (\mathbf{X}_{n,k/k-1}^{(i)*})^T - \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1}^{(i)} (\hat{\mathbf{X}}_{k/k-1}^{(i)})^T + \mathbf{w}_{k-1} \end{cases} \quad (24)$$

(2)量测更新:

对更新后的误差协方差矩阵 $\mathbf{P}_{k/k-1}^{(i)}$ 进行分解

$$P_{k/k-1}^{(i)} = S_{k/k-1}^{(i)} (S_{k/k-1}^{(i)})^T \quad (25)$$

计算容积点

$$X_{n,k/k-1}^{(i)} = S_{k/k-1}^{(i)} \xi_n + \hat{X}_{k/k-1}^{(i)} \quad (26)$$

计算量测方程传导之后的容积点

$$Z_{n,k/k-1}^{(i)} = h(X_{n,k/k-1}^{(i)}, u_k) \quad (27)$$

更新量测一步预测

$$\hat{z}_{k/k-1}^{(i)} = \sum_{n=1}^{2M} \omega_{cn} Z_{n,k/k-1}^{(i)} \quad (28)$$

更新量测误差协方差预测值

$$P_{zz,k/k-1}^{(i)} = \sum_{n=1}^{2M} \omega_{cn} Z_{n,k/k-1}^{(i)} (Z_{n,k/k-1}^{(i)})^T - \hat{z}_{k/k-1}^{(i)} (\hat{z}_{k/k-1}^{(i)})^T + v_k \quad (29)$$

计算互协方差

$$P_{xz,k/k-1}^{(i)} = \sum_{n=1}^{2M} \omega_{cn} X_{n,k/k-1}^{(i)} (Z_{n,k/k-1}^{(i)})^T - \hat{X}_{k/k-1}^{(i)} (\hat{z}_{k/k-1}^{(i)})^T \quad (30)$$

计算 ACKF 增益矩阵

$$K_k = P_{xz,k/k-1}^{(i)} (P_{zz,k/k-1}^{(i)})^{-1} \quad (31)$$

计算 ACKF 之后的状态估计值

$$\hat{X}_k^{(i)} = \hat{X}_{k/k-1}^{(i)} + K_k (Z_k - \hat{Z}_{k/k-1}^{(i)}) \quad (32)$$

式中, Z_k 为 k 时刻传感器观测信息。

计算自适应容积卡尔曼滤波之后的误差协方差估计值

$$P_k^{(i)} = \alpha_k P_{k/k-1}^{(i)} - K_k P_{zz,k/k-1}^{(i)} K_k^T \quad (33)$$

式中, α_k 为自适应因子, 计算方程为

$$\alpha_k = \begin{cases} 1 & |\Delta \tilde{X}_k| \leq c_0 \\ \frac{c_0}{|\Delta \tilde{X}_k|} \left(\frac{c_1 - |\Delta \tilde{X}_k|}{c_1 - c_0} \right)^2 & c_0 < |\Delta \tilde{X}_k| \leq c_1 \\ 0 & |\Delta \tilde{X}_k| > c_1 \end{cases} \quad (34)$$

式中, $|\Delta \tilde{X}_k| = \|\tilde{X}_k^{(i)} - \tilde{X}_{k/k-1}^{(i)}\| / \sqrt{\text{tr}(\tilde{X}_{k/k-1}^{(i)})}$; $c_0 \in (1.0 \sim 1.5)$, $c_1 \in (3.0 \sim 8)$ 。

(3) 重采样并计算估计值:

重新产生粒子

$$X_k^{(i)} \sim \pi(\hat{X}_k^{(i)} | X_{k-1}^{(i)}, Y_k) = N(\hat{X}_k^{(i)}, P_k^{(i)}) \quad (35)$$

计算重要性权值

$$\omega_k^{(i)} = \frac{p(Y_k | \hat{X}_k^{(i)}) p(\hat{X}_k^{(i)} | X_{k-1}^{(i)})}{\pi(\hat{X}_k^{(i)} | X_{k-1}^{(i)}, Y_k)} \quad (36)$$

权值归一化

$$\omega_k^{(i)} = \frac{\omega_k^{(i)}}{\sum_{i=1}^{2M} \omega_k^{(i)}} \quad (37)$$

根据归一化结果对粒子集进行重采样, 得到等权值为 $1/N$ 的粒子集 $X_k^{(i)}$, $i=1, 2, \dots, N$ 。

计算 ACPF 的状态估计值和误差协方差估计值

$$\begin{cases} \bar{X}_{k/k} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_k^{(i)} \\ \bar{P}_{k/k} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_k^{(i)} - \bar{X}_{k/k})(X_k^{(i)} - \bar{X}_{k/k})^T \end{cases} \quad (38)$$

3 仿真与分析

为验证所建立模型和状态估计算法的准确性, 搭建 Matlab/Simulink 和 Carsim 联合仿真平台, 结构如图 3 所示。其中 $u_0(t) = [\delta_0, \omega_{f0}, \omega_{r0}, \omega_{rr0}]'$; $z_0(t) = [a_{x0}, a_{y0}, p_0, \omega_{r0}]'$; $u(t) = [\delta, \omega_{\beta}, \omega_{r}, \omega_{rr}]'$; $z(t) = [a_x, a_y, p, \omega_r]'$; $x(t) = [V_x, V_y, \omega_r, p, \varphi]'$; $u_0(t)$ 、 $z_0(t)$ 为初始状态输入值。实际使用过程中传感器噪声受影响因素较多, 本文以非高斯噪声 Gamma 噪声为例引入此观测系统, 观测系统输入量 $u(t)$ 为 Carsim 直接输出的值加上当前值 $\pm 10\%$ 内的 Gamma 噪声随机数, 观测系统量测量 $z(t)$ 为 Carsim 直接输出的值加上当前值 $\pm 10\%$ 内的 Gamma 噪声随机数, 整车参数如表 1 所列。初始车速为 120 km/h, 选取高附着系数的沥青路面, 在双移线工况下对 ACPF、UPF 和传 PF 这 3 种算法进行状态估计结果对比, 仿真工况如图 4 所示, 估计结果和对比分析结果如图 5—10 所示。

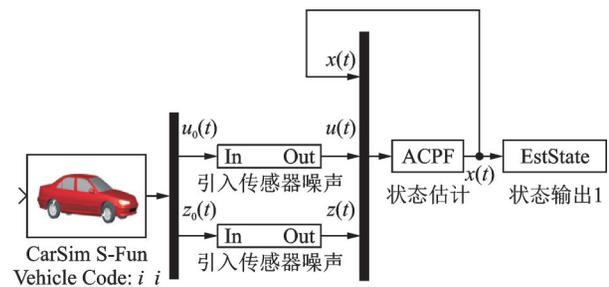


图 3 状态估计 Simulink 仿真结构图

Fig.3 Simulink simulation structure of estimating of vehicle state

表 1 整车参数

Table 1 Vehicle parameters

变量	值	变量	值
m/kg	1 530	h_{rr}/m	0.14
m_s/kg	1 370	h_{rf}/m	0.12
m_{ust}/kg	80	h/m	0.52
m_{usr}/kg	80	R/m	0.325
a/m	1.11	$I_{xx}/(\text{kg} \cdot \text{m}^{-2})$	671.3
b/m	1.67	$I_{zz}/(\text{kg} \cdot \text{m}^{-2})$	1 246.7
L_{β}/m	1.11	$I_{zz}/(\text{kg} \cdot \text{m}^{-2})$	2 315.3
L_{rs}/m	1.67	$K_{\varphi f}/(\text{N} \cdot \text{m} \cdot \text{rad}^{-1})$	41 102
d_f/m	1.55	$C_{\varphi f}/(\text{N} \cdot \text{m} \cdot \text{s} \cdot \text{rad}^{-1})$	28 721
d_r/m	1.55	$K_{\varphi r}/(\text{N} \cdot \text{m} \cdot \text{rad}^{-1})$	54 846
e/m	0.39	$C_{\varphi r}/(\text{N} \cdot \text{m} \cdot \text{s} \cdot \text{rad}^{-1})$	38 990
h_{ur}/m	0.325	$C_x/(\text{N} \cdot \text{rad}^{-1})$	-5 182
h_{ut}/m	0.325	$C_y/(\text{N} \cdot \text{rad}^{-1})$	-49 394
$g/(\text{m} \cdot \text{s}^{-2})$	9.81		

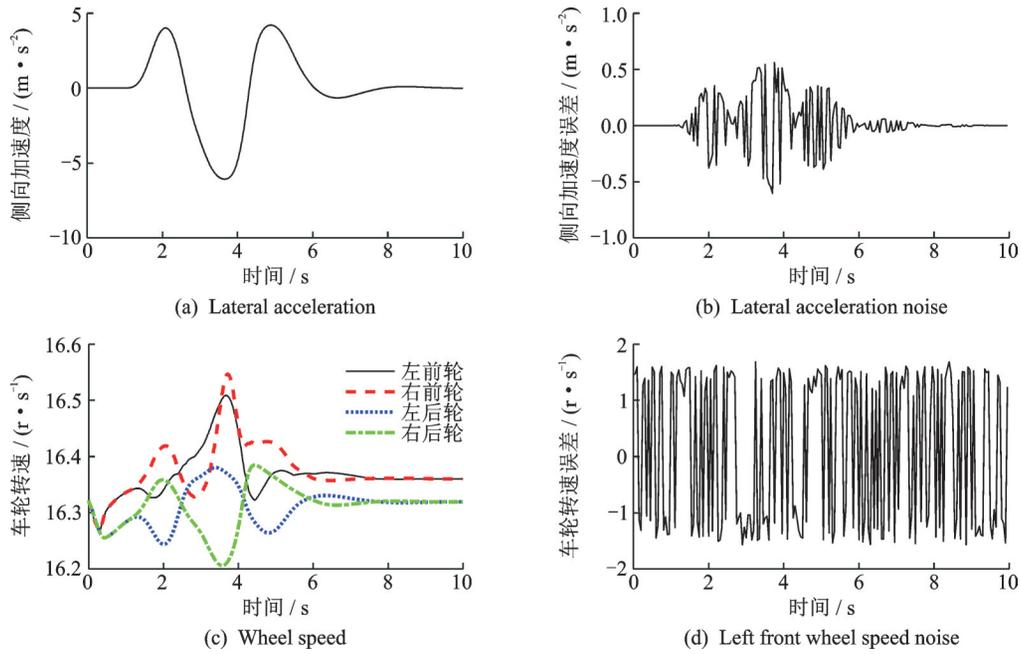
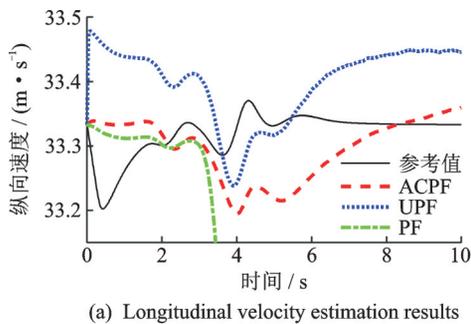
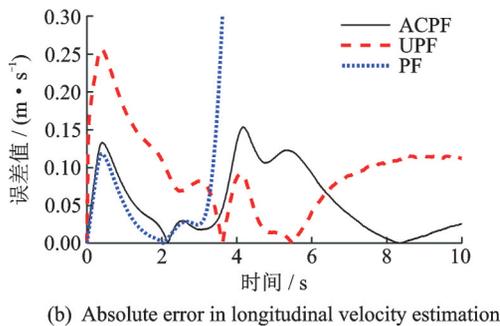


图4 仿真工况图

Fig.4 Simulation condition



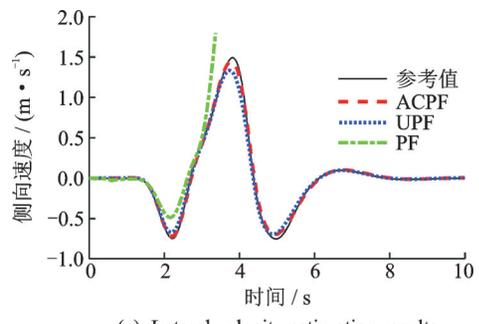
(a) Longitudinal velocity estimation results



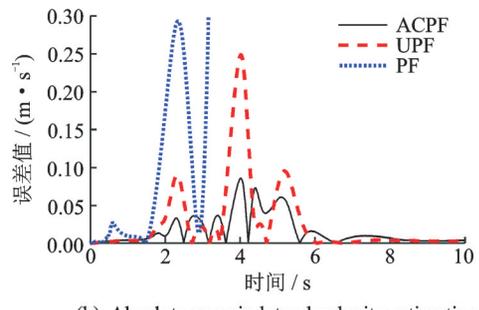
(b) Absolute error in longitudinal velocity estimation

图5 纵向速度估计分析

Fig.5 Estimation and analysis of longitudinal velocity



(a) Lateral velocity estimation results



(b) Absolute error in lateral velocity estimation

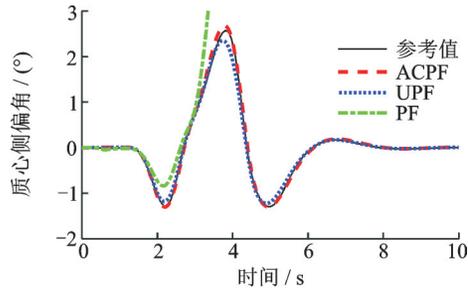
图6 侧向速度估计分析

Fig.6 Estimation and analysis of lateral velocity

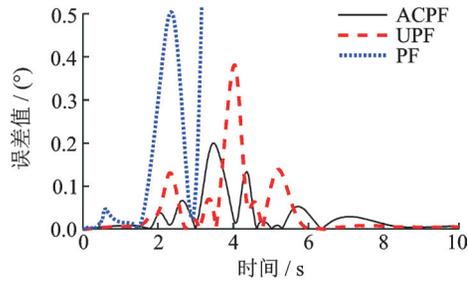
从图4(a)为Carsim直接输出的侧向加速度可以看出,最大侧向加速度为 6.07 m/s^2 ,此时轮胎已处于非线性状态,整车处于强非线性状态;图4(b)为引入的Gamma噪声,从图4中可以看出噪声范围为侧向加速度当前值的 $\pm 10\%$,为了使显示更加清楚,此处为均匀提取20%的点显示。图4(c)为Carsim直接输出的车轮转速,从中可以看出从1.2 s时刻开始,车辆开始进入双移线工况,汽车左右车轮转速开始出现偏差,到7.6 s时刻双移线工

况结束。前后两侧车轮旋转角速度开始时刻相同,但因仿真车是前驱车,所以0.3 s时刻初始化结束后到双移线工况前和双移线工况后同车轴两侧车轮转速相同,且前轴车轮转速略大于后轴车轮转速。图4(d)为左前轮转速引入的Gamma噪声,可以看出噪声范围为左前轮转速当前值的 $\pm 10\%$,为了使显示更加清楚,此处显示为均匀提取20%的点。

图5—7分别为ACPF算法、UPF算法和PF算



(a) Sideslip angle estimation results



(b) Absolute error in sideslip angle estimation

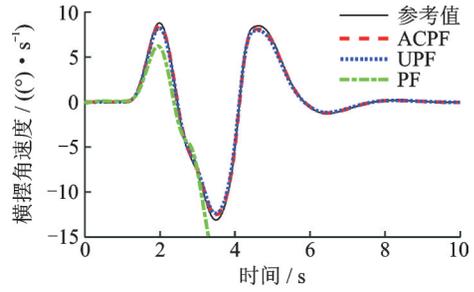
图 7 质心侧偏角估计分析

Fig.7 Estimation and analysis of sideslip angle

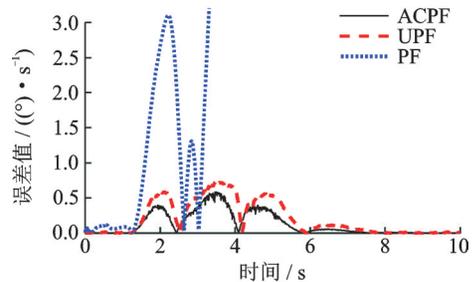
法对纵向车速、侧向车速和质心侧偏角的估计值和估计值相对于参考值的绝对误差图。从估计值图中可以看出前两种估计算法从开始时刻都能够稳定地跟踪参考值,PF算法的估计值从3s时刻开始发散,从估计值相对于参考值的绝对误差图中可以看出,ACPF算法对 V_x 、 V_y 、 β 的估计结果最大瞬态偏差分别降低了 0.11 m/s^2 、 0.16 m/s^2 、 0.18° 。PF算法的估计值开始时刻能够较好地估计,因为此时车辆处于线性状态,随着时间的增加,汽车进入强非线性状态,而PF算法又没有引入传感器最新观测数据,导致粒子缺乏多样性。从估计过程中的粒子权重变化过程也可以看出此时PF算法的粒子权重基本一致,而ACPF算法和UPF算法的粒子权重是分散状态。

图6和图7的绝对误差走势基本一样,这是因为质心侧偏角是由纵向速度和侧向速度计算得到,两种算法纵向速度估计基本一致,而ACPF算法对侧向速度的估计精度提高了3%,因此ACPF估计质心侧偏角的精度也提高了3%。

图8—10分别为ACPF算法、UPF算法和PF算法对横摆角速度、侧倾角速度和侧倾角的估计值和估计值相对于参考值的绝对误差图。从估计值图中可以看出前两种估计算法自始至终都能够稳定地跟踪参考值,而PF算法从车辆进入非现在状态开始对侧倾和侧倾角的估计就开始发散,这是因为车辆本身是一个非线性系统,车身前部的侧倾和后部的侧倾并不完全相同,而本文所建立的车辆模



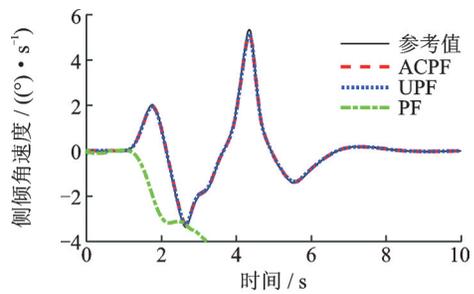
(a) Yaw rate estimation results



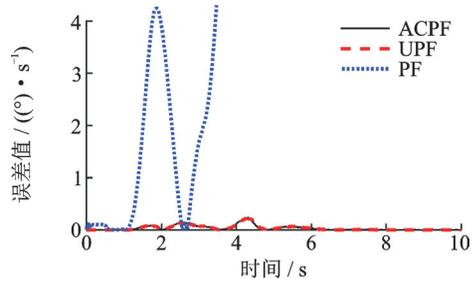
(b) Absolute error in yaw rate estimation

图 8 横摆角速度估计分析

Fig.8 Estimation and analysis of yaw rate



(a) Roll rate estimation results



(b) Absolute error in roll rate estimation

图 9 车身侧倾角速度估计结果分析

Fig.9 Estimation and analysis of body roll rate

型并未如此详细,同时PF算法对非线性系统的适应性并不如另外两种算法。从图8误差分析图可以看出,针对横摆角速度的估计,ACPF算法的最大瞬态偏差为比UPF算法的最大瞬态误差减少了大约 $0.16^\circ/\text{s}$ 。从图9和图10中误差分析图可以看出,与UPF算法相比,ACPF算法进行侧倾角速度和侧倾角估计的瞬态偏差基本一样,因为侧倾角速度是状态观测量由传感器直接测得,同时也是状态估计量,两种算法都只是将Gamma噪声滤除,而由模型可以看出,侧倾角是由侧倾角速度积分得到,

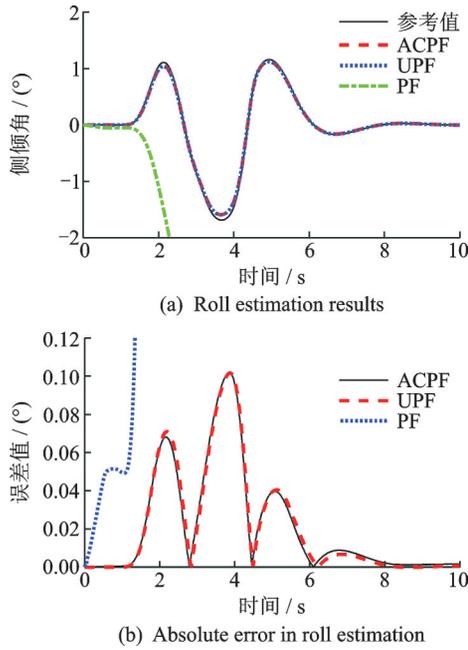


图10 车身侧倾角估计分析

Fig.10 Estimation and analysis of body roll

所以两者估计精度基本一致。

从结果分析图中可以看出 ACPF 算法和 UPF 算法能够对车辆状态进行很好的估计,虽然依旧存在偏差,但偏差在容许范围内,主要原因是所建立的非线性车辆动力学模型虽然维度较高,但依然不能完全反应车辆真实运动情况。本文所采用的过程噪声和量测噪声多次仿真调试得到的固定值,与实际噪声存在一定偏差。根据归一化结果对粒子集进行重采样的过程中,采用的多项式重采样算法并不能一次性将所有权重高的粒子全部筛选出。将自适应容积卡尔曼滤波和粒子滤波相融合的 ACPF 算法进行状态估计对非线性车辆系统模型具有较好的适用性。

相同粒子数情况下,ACPF 运算时间为 17.62 s,UPF 运算时间为 19.49 s,运行计算机 CPU 为 i5-3210 MB,运行内存为 8 Gbit。对比两种算法的重要性密度函数,可以看出 ACKF 需用 $2M$ 个点进行非线性传播,而 UKF 需用 $2M+1$ 个传播点,因此相同条件下,ACPF 算法的运行时间要短于 UPF 算法的运行时间。

为进一步分析两种算法对车辆状态估计的稳定性,量化估计值的离散度,估计结果相对于参考值的均方根误差(Root mean square error, RMSE)和平均绝对误差(Mean absolute error, MAE)如表 2 所示,从表 2 中可以看出同等条件下两种算法均能够平稳地对这 6 种车辆状态进行估计,且估计误差满足工程实际需求。

表 2 ACPF 和 UPF 算法的 RMSE 和 MAE 指标

Table 2 RMSE and MAE indicators of ACPF and UPF

估计量	RMSE _{ACPF}	RMSE _{UPF}	MAE _{ACPF}	MAE _{UPF}
V_x	0.072 36	0.120 21	0.054 12	0.094 58
V_y	0.025 79	0.055 85	0.016 91	0.027 08
ω_r	0.210 02	0.319 82	0.130 04	0.209 70
p	0.060 78	0.060 52	0.036 47	0.035 56
φ	0.035 18	0.035 60	0.021 41	0.021 30
β	0.051 44	0.082 62	0.029 82	0.040 46

4 结 论

本文基于自适应容积粒子滤波对车辆质心侧偏角、侧倾角等状态进行估计,结果表明自适应容积粒子滤波能够稳定地跟踪车辆各状态参数,与无迹粒子滤波相比,自适应容积粒子滤波的整体精度更高且运行时间更短。基于车辆非线性动力学模型运用 ACPF 算法是当前一种比较高效的车辆状态估计算法,为车辆状态的精确感知提供了一个可行性方法。由于实验条件限制,实车验证尚未进行,下一步的工作是搭建实车平台进一步验证在实际应用中的效果。

参考文献:

- [1] OLIVERA R, OLIVERA R, VITE O, et al. Application of the three state kalman filtering for moving vehicle tracking[J]. IEEE Latin America Transactions, 2016, 14(5): 2072-2076.
- [2] 林菜,赵又群,徐朔南.基于粒子滤波算法的汽车状态估计技术[J].农业机械学报,2011,42(2): 23-27,22. LIN Fen, ZHAO Youqun, XU Shuonan. Vehicle states estimation technology based on particle filter algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(2): 23-27,22.
- [3] 董明明,张钰,王振峰.车辆侧倾状态估计的研究[J].汽车工程,2018,40(9): 1089-1095. DONG Mingming, ZHANG Yu, WANG Zhenfeng. A research on the estimation of vehicle rolling state[J]. Qiche Gongcheng/Automotive Engineering, 2018, 40(9): 1089-1095.
- [4] GARCÍA GUZMÁN J, PRIETO GONZÁLEZ L, PAJARES REDONDO J, et al. Real-time vehicle roll angle estimation based on neural networks in iot low-cost devices[J]. Sensors, 2018, 18(7): 2188.
- [5] MENHOUR L, LECHNER D, CHARARA A. Embedded unknown input sliding mode observer to estimate the vehicle roll and road bank angles: Experimental evaluation[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2010, 43(16): 623-628.
- [6] 刘飞,熊璐,邬肖鹏,等.车辆质心侧偏角估计算法设

- 计与对比分析[J]. 同济大学学报: 自然科学版, 2015, 43(3): 448-455.
- LIU Fei, XIONG Lu, WU Xiaopeng, et al. Vehicle sideslip angle estimation and contrastive analysis [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2015, 43(3): 448-455.
- [7] 桑楠, 魏民祥. 基于 ESO 与 NTSM 的汽车主动前轮转向控制[J]. 南京航空航天大学学报, 2018, 50(4): 521-527.
- SANG Nan, WEI Minxiang. Design of ESO and NTSM controller for vehicle active front steering [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2018, 50(4): 521-527.
- [8] BOADA B L, BOADA M J L, DIAZ V. A robust observer based on energy-to-peak filtering in combination with neural networks for parameter varying systems and its application to vehicle roll angle estimation [J]. Mechatronics, 2018, 50: 196-204.
- [9] ZONG C, HU D, ZHENG H. Dual extended Kalman filter for combined estimation of vehicle state and road friction [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2013, 26(2): 313-324.
- [10] 赵万忠, 张寒, 王春燕. 基于无迹卡尔曼滤波的汽车状态参数估计[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2016, 44(3): 76-80, 88.
- ZHAO Wanzhong, ZHANG Han, WANG Chunyan. Estimation of vehicle state parameters based on unscented Kalman filtering [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2016, 44(3): 76-80, 88.
- [11] 李刚, 解瑞春, 卫绍元, 等. 基于双容积卡尔曼滤波的车辆状态与路面附着系数估计[J]. 中国科学: 技术科学, 2015, 45(4): 403-414.
- LI Gang, XIE Ruichun, WEI Shaoyuan, et al. Vehicle state and road friction coefficient estimation based on double cubature Kalman filter [J]. Scientia Sinica: Technological, 2015, 45(4): 403-414.
- [12] 林棻, 赵又群, 黄超. 基于 UPF 算法的汽车多状态量估计[J]. 南京理工大学学报, 2014, 38(3): 402-408.
- LIN Fen, ZHAO Youqun, HUANG Chao. Vehicle multi-state estimation based on unscented particle filter algorithm [J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2014, 38(3): 402-408.
- [13] CHU W, LUO Y, DAI Y, et al. In-wheel motor electric vehicle state estimation by using unscented particle filter [J]. International Journal of Vehicle Design, 2015, 67(2): 115-136.
- [14] CHI F, GAO W. The application of robust adaptive cubature particle filter algorithm in initial alignment of SINS [C]//Proceedings of 2016 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. [S.l.]: IEEE, 2016: 1344-1349.
- [15] 周彬, 赵万良, 荣义杰, 等. 基于 MEMS-INS/GNSS 组合导航抗差自适应 Kalman 滤波算法[J]. 导航与控制, 2018, 17(4): 14-20, 55, 80.
- ZHOU Bin, ZHAO Wanliang, RONG Yijie, et al. Robust adaptive kalman filtering algorithm for integrated navigation based on MEMS-INS/GNSS [J]. Navigation and Control, 2018, 17(4): 14-20, 55, 80.
- [16] MASATO A B E. Vehicle handling dynamics theory and application [M]. Singapore: Elsevier Pte Ltd and China Machine Press, 2016.
- [17] RAJAMANI R. Vehicle dynamics and control [M]. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2012.
- [18] SCHRAMM D, HILLER M, BARDINI R. Vehicle dynamics: Modeling and simulation [M]. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2014.
- [19] JIN X J, YIN G. 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.
- [20] 张向文, 王飞跃, 高彦臣. 轮胎稳态模型的分析综述 [J]. 汽车技术, 2012(2): 1-7.
- ZHANG Xiangwen, WANG Feiyue, GAO Yanchen. Analysis of the tire steady-state models [J]. Automobile Technology, 2012(2): 1-7.
- [21] 李天成, 范红旗, 孙树栋. 粒子滤波理论、方法及其在多目标跟踪中的应用 [J]. 自动化学报, 2015, 41(12): 1981-2002.
- LI Tiancheng, FAN Hongqi, SUN Shudong. Particle filtering: Theory, approach, and application for multi-target tracking [J]. Acta Automatica Sinica, 2015, 41(12): 1981-2002.
- [22] 孙枫, 唐李军. Cubature 粒子滤波 [J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(11): 2554-2557.
- SUN Feng, TANG Lijun. Cubature particle filter [J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(11): 2554-2557.

(编辑: 陈珺)