

DOI: 10.20189/j.cnki.CN/61-1527/E.202506011

基于容积卡尔曼滤波的多轴特种车辆 状态参数估计

程洪杰, 张嘉铄, 刘志浩, 李建华, 侯祯伟, 赵 媛
(火箭军工程大学, 西安 710025)

摘 要: 针对传统卡尔曼滤波在高维强非线性工况下对车辆状态参数估计精度不高、鲁棒性差的问题, 设计了一种基于容积卡尔曼滤波 (cubature Kalman filter, CKF) 的多轴特种车辆状态观测器。首先, 基于多轴特种车辆建立了非线性三自由度动力学模型, 并将其作为状态参数估计模型; 然后, 设计了基于 CKF 的状态参数估计算法, 对多轴特种车辆状态参数进行估计; 最后, 搭建了 Simulink/TruckSim 联合仿真平台, 对所提方法进行仿真验证。结果表明: 在双移线工况下, 基于 CKF 方法得到的车辆横摆角速度、纵向速度、侧向速度的估计值与实际值的均方根误差相较于传统无迹卡尔曼滤波 (unscented Kalman filter, UKF) 分别降低了 45.45%、68.44% 和 6.50%; 在蛇形工况下, 基于 CKF 方法得到的车辆横摆角速度、纵向速度、侧向速度的均方根误差相较于 UKF 分别降低了 85.71%、88.89% 和 7.46%, 从而证明了所提方法能够显著提升复杂工况下车辆状态参数的估计精度与鲁棒性, 为多轴特种车辆底盘控制提供了可靠的状态基准。

关键词: 多轴特种车辆; 状态观测器; 容积卡尔曼滤波; 估计精度; 状态参数

中图分类号: U461.6

文献标志码: A

开放科学标识码(OSID):

文章编号: 2097-2741(2025)06-0115-09



听语音
与作者
聊科研

Cubature Kalman Filter-Based Estimation of State Parameters for Multi-Axle Special Vehicles

CHENG Hongjie, ZHANG Jiashuo, LIU Zhihao, LI Jianhua,
HOU Zhenwei, ZHAO Yuan

(Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

ABSTRACT: To address the low estimation accuracy and poor robustness of traditional Kalman filters when applied to high-dimensional, strongly nonlinear vehicle state parameter estimation, a multi-axle special vehicle state observer based on the cubature Kalman filter (CKF) was pro-

收稿日期: 2025-06-05

修回日期: 2025-07-18

录用日期: 2025-08-18

基金项目: 国家自然科学基金 (52472464)

第一作者: 程洪杰 (1978—), 男, 教授, 主要从事兵器科学与技术研究。E-mail: 2375496114@qq.com

引用格式: 程洪杰, 张嘉铄, 刘志浩, 等. 基于容积卡尔曼滤波的多轴特种车辆状态参数估计[J]. 火箭军工程大学学报, 2025, 39 (6): 115-123. CHENG Hongjie, ZHANG Jiashuo, LIU Zhihao, et al. Cubature Kalman filter-based estimation of state parameters for multi-axle special vehicles[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2025, 39 (6): 115-123.

posed. First, a nonlinear three-degree-of-freedom dynamic model was established based on multi-axle special vehicles, and used as a state parameter estimation model. Subsequently, a CKF-based state-parameter estimation algorithm was designed to estimate the state parameters of multi-axle special vehicles. Finally, a Simulink/TruckSim co-simulation platform was constructed to validate the proposed method through simulations. The simulation results show that under the double-shifting line scenario, the root mean square errors (RMSEs) of the estimated yaw angular velocity, longitudinal velocity, and lateral velocity obtained via the CKF method are reduced by 45.45%, 68.44%, and 6.50%, respectively, compared with those of the traditional unscented Kalman filter (UKF). Under serpentine conditions, the RMSEs of the yaw angular velocity, longitudinal velocity, and lateral velocity estimated using the CKF method are reduced by 85.71%, 88.89%, and 7.46%, respectively, compared with those of the UKF method. The results demonstrate that the proposed CKF algorithm significantly enhances the estimation accuracy and robustness of vehicle state parameters under complex conditions, thereby providing a new reliable state reference for multi-axle special vehicle chassis control.

KEYWORDS: multi-axle special vehicle; state observer; cubature Kalman filter; estimation accuracy; state parameter

近年来,随着高新技术的快速发展及其在军事中的广泛应用,特种车辆常需运输大型设备或重型武器装备,但其高质心结构在快速机动、急转弯或复杂路况下易发生侧滑、侧翻等失稳事故^[1-2]。因此,必须通过实时估计质心侧偏角、横摆角速度等关键状态参数,提前预警并触发车辆的稳定性控制系统^[3-4],从而避免其失控。但是,车辆在行驶过程中,其轮胎、悬挂系统等状态参数往往呈现强非线性特征^[5-6],并且传统传感器难以直接测量轮胎力与悬挂位移等关键参量。因此,当前主流的研究方法是基于车辆的动力学模型,借助低成本传感器,如惯性测量单元、轮速传感器、转向角传感器等,来获取车辆的运动状态信息,并通过卡尔曼滤波算法实现状态观测器设计。卡尔曼滤波及其改进算法已成为车辆状态参数估计领域的核心方法^[7],能够通过动态数据融合与噪声抑制,为智能驾驶系统提供了高精度的参数反馈。

目前,有关非线性系统的状态参数估计方法主要采用的是扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)^[8-9]、无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)^[10-11]、粒子滤波(particle filter, PF)^[12-13]及其各种改进算法。其中, EKF 方法计算效率高,但只适用于弱非线性系统^[14]; UKF 可用于强非线性系统的状态参数估计,但在高维系统中的精度明显下降; PF 能处理任意非线性系统的状态参数估计问题,但计算复杂度高,系统实

时性差。因此,上述3种方法在一定程度上均不能满足高维强非线性工况下对车辆状态进行实时估计的需要^[15]。

基于此,加拿大学者 Arasaratnam 与 Haykin 提出一种容积卡尔曼滤波(cubature Kalman filter, CKF)算法,基于容积准则,使得协方差矩阵的正定性更易保持,减少了高维系统中的累积误差,且无须设置参数,算法适应度高,计算速度快,已成为当前车辆状态估计领域的研究热点^[16-17]。例如,卫绍元等^[18]利用 CKF 算法对车辆行驶状态进行了实时估计,表明 CKF 算法能够准确稳定地对车辆行驶状态进行估计;苏忆等^[19]对分别基于 UKF 和 CKF 的车辆质心侧偏角估计器进行了性能对比,证明了 CKF 算法的估计精度更高、实时性能更好;魏国俊等^[20]以大型两轴拖拉机为研究对象,采用 CKF 算法对车辆的行驶参数进行估计,验证了该算法的可行性和结果的准确性。

然而,现有文献大多是以两轴四轮车辆为研究对象开展的,对于多轴特种车辆的状态参数估计的研究相对较少^[21]。因此,本文以多轴特种车辆为研究对象,建立了多轴特种车辆三自由度动力学模型,融合纵向加速度、侧向加速度、方向盘转角等多传感器信息,进一步利用 CKF 算法实现对多轴特种车辆的横摆角速度、质心侧偏角、纵向速度和侧向速度的准确估计,并构建 Simulink/Trucksim 联合仿真平台进行算法验证,为多轴车辆底盘控制提供了参考。

1 车辆动力学模型

本文以多轴特种车辆为研究对象, 建立包含车体的纵向运动、侧向运动和横摆运动的三自由度动力学模型作为车辆状态参数估计模型, 其非线性三自由度动力学模型如图 1 所示。

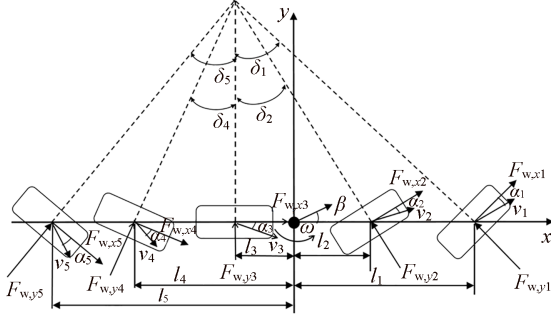


图 1 非线性三自由度动力学模型

Fig. 1 Nonlinear three-degree-of-freedom dynamic model

同时, 综合考虑模型的复杂性和算法的实时性, 对所建模型做出如下假设:

- 1) 坐标系原点与车辆的质心重合;
- 2) 不考虑车辆的滚动阻力、迎风阻力和空气阻力;
- 3) 同轴两侧轮胎的转向角相同, 模型假设为单轨模型;
- 4) 模型对应车辆的轮胎侧偏特性假定处于线性区域;
- 5) 10 个轮胎的参数相同, 且忽略 10 个车轮的转动自由度;
- 6) 悬架简化为一个刚体, 忽略车辆俯仰、侧倾和垂直方向的自由度;
- 7) 除 3 桥为非转向桥外, 其他桥均为转向桥, 转向系统符合阿克曼转向原理。

车辆在行驶过程中受到的力主要由车轮与地面的摩擦力提供, 针对单个车轮进行受力分析, 对车轮所受力进行纵向和侧向分解, 得到车轮所受合力沿 x 轴和 y 轴的分力 F_{xi} 、 F_{yi} 与轮胎所受纵向力 $F_{w,xi}$ 、侧向力 $F_{w,yi}$ 的关系为

$$\begin{cases} F_{xi} = F_{w,xi} \cos \delta_i - F_{w,yi} \sin \delta_i \\ F_{yi} = F_{w,xi} \sin \delta_i + F_{w,yi} \cos \delta_i \end{cases} \quad (1)$$

式中: δ_i 为第 i 轴车轮的转向角。

车辆纵向运动微分方程为

$$\dot{v}_x - v_y \omega_z = a_x \quad (2)$$

侧向运动微分方程为

$$m (\dot{v}_y + v_x \omega_z) = \sum_{i=1}^5 F_{yi} \quad (3)$$

横摆运动微分方程为

$$I_z \cdot \dot{\omega}_z = \sum_{i=1}^2 l_i F_{yi} - \sum_{i=3}^5 l_i F_{yi} \quad (4)$$

式中: v_x 和 v_y 分别为车辆的纵向速度和侧向速度; m 为整车质量; ω_z 为横摆角速度; l_i 为第 i 轴和质心之间的距离; a_x 为纵向加速度; I_z 为车体绕 z 轴的转动惯量。

在阿克曼转向模型中, 各轴上的车轮都在同一瞬间转向中心, 这种情况下的车轮处于纯滚动状态或轻微滑动状态。对于本文所研究多轴特种车辆, 其 1、2、4、5 轴均为转向轴, 3 轴为非转向轴, 瞬时转向中心位于 3 轴的延长线上。

将转向系传动比 i_{sw} 定义为方向盘输入转角与第 1 轴车轮转角之比, 则第 1 轴车轮转角与方向盘输入转角之间的关系为

$$\delta_1 = \frac{\delta}{i_{sw}} \quad (5)$$

式中: δ_1 为 1 轴车轮转角; δ 为方向盘输入转角。

根据阿克曼转向原理, 同时结合图 1 所示的几何关系, 推导出其他各轴上车轮的转角为

$$\delta_2 = \arctan \left[\frac{(l_2 + l_3) \tan \delta_1}{l_1 + l_3} \right] \quad (6)$$

$$\delta_3 = 0 \quad (7)$$

$$\delta_4 = \arctan \left[\frac{(l_3 - l_4) \tan \delta_1}{l_1 + l_3} \right] \quad (8)$$

$$\delta_5 = \arctan \left[\frac{(l_3 - l_5) \tan \delta_1}{l_1 + l_3} \right] \quad (9)$$

由小角度假设可得

$$\begin{cases} \sin \delta_i \approx \delta_i \\ \cos \delta_i \approx 1 \end{cases} \quad (10)$$

$$\beta = \arctan \frac{v_y}{v_x} \approx \frac{v_y}{v_x} \quad (11)$$

式中: β 为质心侧偏角。

各车轮的纵向速度和侧向速度分别为

$$v_{xi} = v_x \quad (12)$$

$$v_{yi} = \begin{cases} v_y + l_i \omega_z & i = 1, 2 \\ v_y - l_i \omega_z & i = 3, 4, 5 \end{cases} \quad (13)$$

第 i 轴轮胎的侧偏角 α_i 为

$$\alpha_i = \arctan \frac{v_{yi}}{v_{xi}} - \delta_i \quad (14)$$

由此可得

$$\alpha_1 = \beta + \frac{l_1 \omega_z}{v_x} - \delta_1 \quad (15)$$

$$\alpha_2 = \beta + \frac{l_2 \omega_z}{v_x} - \delta_2 \quad (16)$$

$$\alpha_3 = \beta - \frac{l_3 \omega_z}{v_x} \quad (17)$$

$$\alpha_4 = \beta - \frac{l_4 \omega_z}{v_x} - \delta_4 \quad (18)$$

$$\alpha_5 = \beta - \frac{l_5 \omega_z}{v_x} - \delta_5 \quad (19)$$

2 CKF 算法设计

2.1 基于 CKF 的状态估计算法

CKF 是一种针对非线性系统状态估计的高效滤波算法, 通过三阶球面径向容积准则逼近高斯积分, 有效提升了高维非线性系统中传统卡尔曼滤波的精度和计算效率, 其核心思想是将非线性系统状态的后验分布积分转化为球面径向积分形式, 利用确定性采样点 (容积点) 逼近积分结果, 算法流程如图 2 所示。

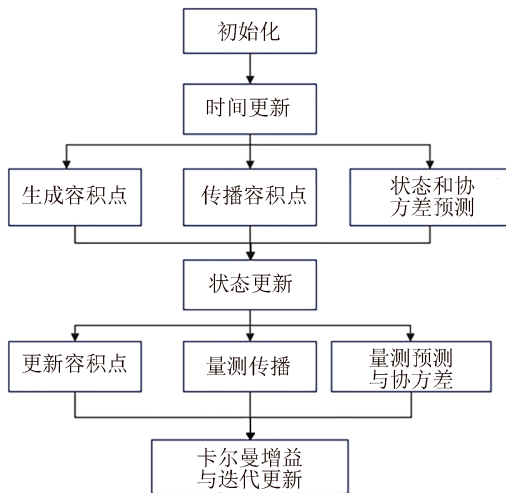


图 2 基于 CKF 的状态估计算法流程

Fig. 2 Flowchart of CKF-based state estimation algorithm

如图 2 所示, 基于 CKF 的状态估计算法可分为如下 4 个步骤。

1) 初始化: 设定滤波的初始状态量和初始协方差矩阵, 为后续滤波过程提供起点。

2) 时间更新: 基于当前时刻的状态估计和误差协方差, 生成 $2n$ 个确定性容积点 (n 为状态向量维数), 并将这些点通过状态方程传播, 最后加权平均得到下一时刻的预测状态, 并计算预测误差协方差。

3) 状态更新: 用时间更新得到的预测状态和

协方差, 重新生成 $2n$ 个容积点, 将这些点通过非线性观测方程映射到观测空间, 并计算预测观测值、观测协方差和状态-观测互协方差, 为量测更新做准备。

4) 卡尔曼增益与迭代更新: 计算卡尔曼增益, 修正状态估计, 调整预测状态, 得到更为准确的更新后状态, 同时更新误差协方差, 重复上述流程, 直至实现连续的非线性状态估计。

2.1.1 时间更新

首先, 对误差协方差矩阵进行因式分解, 即

$$\mathbf{P}_{k-1|k-1} = \mathbf{S}_{k-1|k-1} \mathbf{S}_{k-1|k-1}^T \quad (20)$$

式中: $\mathbf{P}_{k-1|k-1}$ 为误差协方差矩阵在 $k-1$ 时刻的后验估计值。

计算容积点为

$$\boldsymbol{\chi}_{k-1|k-1}^{(i)} = \mathbf{S}_{k-1|k-1} \boldsymbol{\xi}_i + \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (21)$$

$$\boldsymbol{\xi}_i = \sqrt{\frac{N}{2}} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \cdots \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \cdots \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ -1 \end{bmatrix} \quad (22)$$

式中: $N = 2n$; $\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}$ 为状态向量在 $k-1$ 时刻的后验估计值; $\boldsymbol{\chi}_{k-1|k-1}^{(i)}$ 为第 i 个容积点在 $k-1$ 时刻的后验估计值。

传播后容积点 $\boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^{*(i)}$ 为

$$\boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^{*(i)} = f(\boldsymbol{\chi}_{k-1|k-1}^{(i)}, \mathbf{u}_{k-1}) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (23)$$

式中: $f(\cdot)$ 为状态方程; $\mathbf{u}_{k-1}$ 为 $k-1$ 时刻的输入向量。

估计状态一步预测值 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 为

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^{*(i)} \quad (24)$$

对应的估计误差协方差矩阵 $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 为

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^{*(i)} (\boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^{*(i)})^T] - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^T + \mathbf{Q} \quad (25)$$

式中: $\mathbf{Q}$ 为过程噪声协方差矩阵。

2.1.2 量测更新

对更新后的 $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 进行因式分解, 即

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{S}_{k|k-1} \mathbf{S}_{k|k-1}^T \quad (26)$$

计算预测容积点为

$$\boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^{(i)} = \mathbf{S}_{k|k-1} \boldsymbol{\xi}_i + \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (27)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 为状态向量在 $k-1$ 时刻的先验估计值; $\boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^{(i)}$ 为第 i 个容积点在 $k-1$ 时刻的先验估计值; $\boldsymbol{\xi}_i$ 同式 (22)。

传播后容积点 $\mathbf{Y}_{k|k-1}^{(i)}$ 为

$$\mathbf{Y}_{k|k-1}^{(i)} = h(\boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^{(i)}, \mathbf{u}_k) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (28)$$

式中: $h(\cdot)$ 为观测方程。

估计观测预测值 $\hat{\mathbf{y}}_{k|k-1}$ 为

$$\hat{\mathbf{y}}_{k|k-1} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{Y}_{k|k-1}^{(i)} \quad (29)$$

估计新息协方差矩阵 $\mathbf{P}_{yy,k|k-1}$ 为

$$\mathbf{P}_{yy,k|k-1} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\mathbf{Y}_{k|k-1}^{(i)} (\mathbf{Y}_{k|k-1}^{(i)})^T] - \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1} \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1}^T + \mathbf{R} \quad (30)$$

式中: $\mathbf{R}$ 为测量噪声协方差矩阵。

估计互协方差矩阵 $\mathbf{P}_{xy,k|k-1}$ 为

$$\mathbf{P}_{xy,k|k-1} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\mathbf{X}_{k|k-1}^{(i)} (\mathbf{Y}_{k|k-1}^{(i)})^T] - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1}^T \quad (31)$$

估计卡尔曼增益 $\mathbf{K}_k$ 可表示为

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{xy,k|k-1} \mathbf{P}_{yy,k|k-1}^{-1} \quad (32)$$

估计状态更新过程为

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1}) \quad (33)$$

式中: $\mathbf{y}_k$ 为 k 时刻的观测值。

其对应的估计协方差更新为

$$\mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{yy,k|k-1} \mathbf{K}_k^T \quad (34)$$

2.2 观测器设计

观测器的状态方程和量测方程的标准形式为

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t)) + \boldsymbol{\omega}(t) \\ \mathbf{z}(t) = \mathbf{h}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t)) + \mathbf{v}(t) \end{cases} \quad (35)$$

式中: $\mathbf{x}(t)$ 为状态向量; $\mathbf{u}(t)$ 为输入向量; $\mathbf{z}(t)$ 为观测向量; $\boldsymbol{\omega}(t)$ 为过程噪声向量; $\mathbf{v}(t)$ 为测量噪声向量。

定义系统的输入向量为

$$\mathbf{u}(t) = [\delta, a_x]^T \quad (36)$$

定义系统的状态向量为

$$\mathbf{x}(t) = [\omega_z, \beta, v_x, v_y]^T \quad (37)$$

定义系统的观测向量为

$$\mathbf{z}(t) = [a_y] \quad (38)$$

式中: a_y 为车辆侧向加速度。

由此可以计算出三自由度多轴特种车辆状态方程和测量方程分别为

$$\dot{\omega}_z = \frac{\sum_{i=1}^5 k_i l_i}{I_z v_x} \omega_z + \frac{k_1 l_1 + k_2 l_2 - k_3 l_3 - k_4 l_4 - k_5 l_5}{I_z} \beta - \frac{k_1 l_1 q_1 + k_2 l_2 q_2 - k_4 l_4 q_4 - k_5 l_5 q_5}{I_z} \delta \quad (39)$$

$$\begin{aligned} \dot{\beta} = & \left(\frac{k_1 l_1 + k_2 l_2 - k_3 l_3 - k_4 l_4 - k_5 l_5}{m v_x^2} - 1 \right) \omega_z + \\ & \frac{\sum_{i=1}^5 k_i}{m v_x} \beta - \frac{k_1 q_1 + k_2 q_2 + k_4 q_4 + k_5 q_5}{m v_x} \delta - \\ & \omega_z \beta^2 - \frac{\beta}{v_x} a_x \end{aligned} \quad (40)$$

$$\dot{v}_x = \omega_z \beta v_x + a_x \quad (41)$$

$$\begin{aligned} \dot{v}_y = & \left(\frac{k_1 l_1 + k_2 l_2 - k_3 l_3 - k_4 l_4 - k_5 l_5}{m v_x} - v_x \right) \omega_z + \\ & \frac{\sum_{i=1}^5 k_i}{m} \beta - \frac{k_1 q_1 + k_2 q_2 + k_4 q_4 + k_5 q_5}{m} \delta \end{aligned} \quad (42)$$

$$\begin{aligned} a_y = & \frac{k_1 l_1 + k_2 l_2 - k_3 l_3 - k_4 l_4 - k_5 l_5}{m v_x} \omega_z + \frac{\sum_{i=1}^5 k_i}{m} \beta - \\ & \frac{k_1 q_1 + k_2 q_2 + k_4 q_4 + k_5 q_5}{m} \delta \end{aligned} \quad (43)$$

式中: k_i 为第 i 轴的侧偏刚度; q_i 为第 i 轴车轮转角与方向盘转角的比值。

3 仿真验证

为验证基于 CKF 的状态估计模型的有效性, 搭建 Simulink/TruckSim 联合仿真平台, 在双移线工况和蛇形工况下, 对比分析了 CKF 算法与 UKF 算法在相同工况下的性能表现, 实验过程示意图 3 所示。

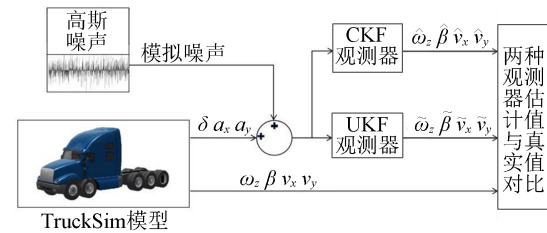


图 3 对比实验过程

Fig. 3 Flowchart of comparative experiments

取平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 和均方根误差 (root mean square error, RMSE) 作为评价指标来对比 2 种不同方法的估计精度, 其计算公式分别为

$$\text{MAE} = \frac{1}{p} \sum_{t=1}^p |\hat{\mathbf{x}}(t) - \mathbf{x}_{\text{real}}(t)| \quad (44)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{p} \sum_{t=1}^p [\hat{\mathbf{x}}(t) - \mathbf{x}_{\text{real}}(t)]^2} \quad (45)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}(t)$ 为 t 时刻的车辆状态参数估计值; $\mathbf{x}_{\text{real}}(t)$ 为 t 时刻的 TruckSim 仿真参考值, 代表车辆的真实状态; p 为采样次数。

多轴特种车辆模型的部分参数如表 1 所示。

3.1 双移线工况

设置路面附着系数为 0.8, 车速为 40 km/h, 采样时间间隔为 0.001 s。状态向量初始值 $\mathbf{x}(0) = [0, 0, 40/3.6, 0]$, 对应的初始协方差矩阵 $\mathbf{P}_0 =$

$\text{diag}(1e-4, 1e-4, 1e-4, 1e-4)$ ，过程噪声协方差矩阵 $Q = \text{diag}(1e-4, 1e-4, 1e-4, 1e-4)$ ，测量噪声协方差矩阵 $R = [1e-5]$ 。方向盘转角输入随时间的变化曲线如图 4 所示，最终得到双移线工况下车辆的状态参数仿真结果如图 5 所示。

表 1 车辆模型部分参数

Table 1 Partial vehicle parameters

符号	单位	数值
m	kg	54 048
l_1	m	5.784
l_2	m	3.384
l_3	m	1.116
l_4	m	3.516
l_5	m	5.916
I_z	$\text{kg} \cdot \text{m}^2$	725 400
k_i	—	-839 584
q_1	—	1/25
q_2	—	1/38.332
q_3	—	0
q_4	—	-1/71.88
q_5	—	-1/35.935

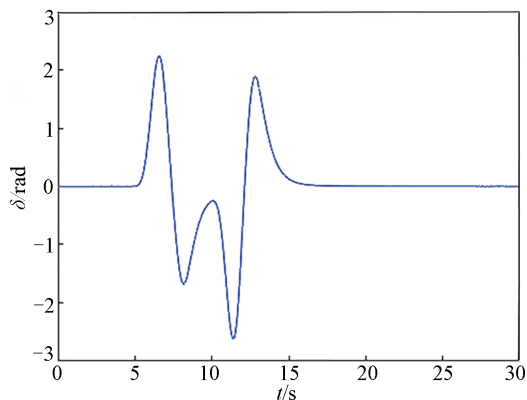


图 4 双移线工况下方向盘的转角输入

Fig. 4 Steering wheel angle input under the double shifting line condition

从图 5 可以看到，在双移线工况下，分别基于 CKF 算法和 UKF 算法得到的车辆状态估计结果与参考值的变化趋势大致相同，表明 2 种方法均能起到一定的状态估计效果。其中，对比质心侧偏角的估计结果，2 种算法的性能表现相差并不大，但在横摆角速度和侧向速度的估计上，与 UKF 算法相比，CKF 算法在极值点处得到的估计值与参考值更加接近，尤其是在车辆纵向速度的估计上，

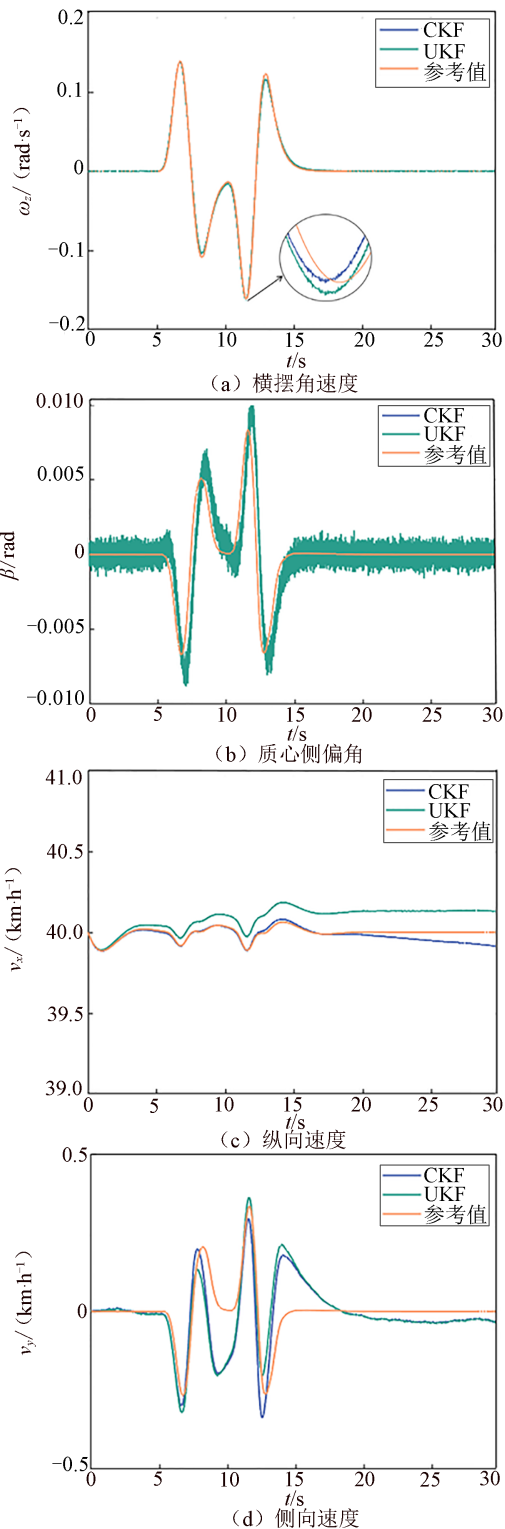


图 5 双移线工况下状态估计结果

Fig. 5 State estimation results under the double shifting line condition

CKF 算法整体更贴近参考值，明显优于 UKF 算法，从而证明了本文方法的有效性。此外，从图 5 (d) 可以看出，CKF 和 UKF 算法得到的车辆侧向速度估计值均与参考值相差较大，这是由于轮胎

模型未考虑非线性区域, 同时受限于模型其他假设条件所导致的, 但整体偏差数值相对较小, 在可接受范围内。

3.2 蛇形工况

为进一步验证 CKF 在强非线性工况下的有效性, 对其进行蛇形工况验证实验, 初始参数设置与 3.1 节相同。方向盘转角输入随时间的变化曲线如图 6 所示, 仿真结果如图 7 所示。

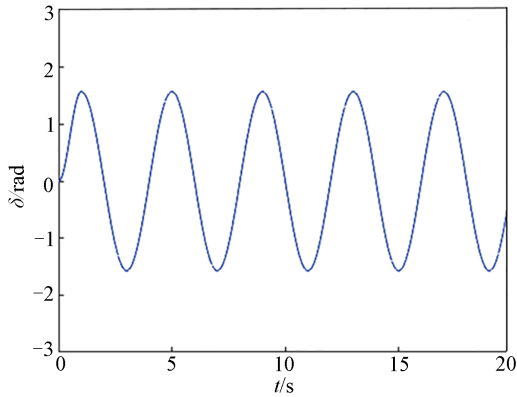
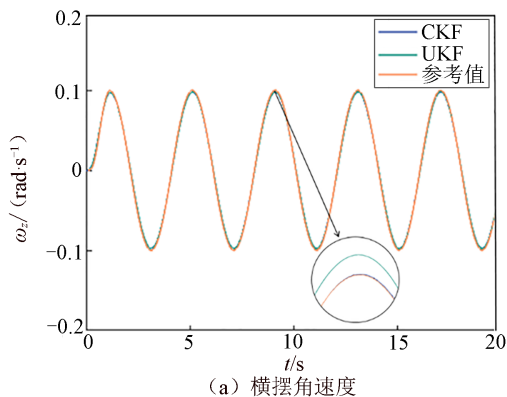


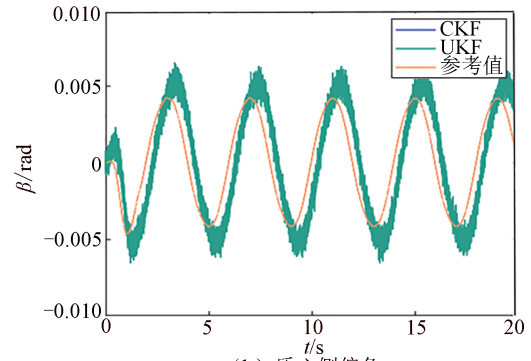
图 6 蛇形工况下方向盘的转角输入

Fig. 6 Steering wheel angle input under the serpentine condition

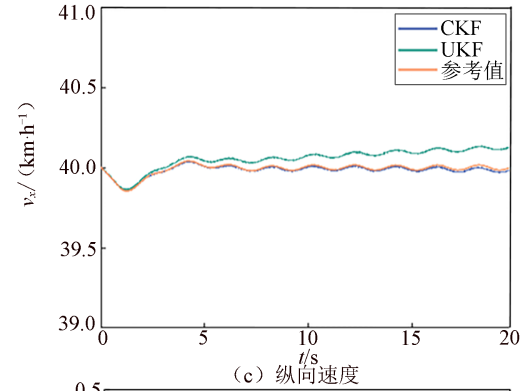
从图 7 可以看出, 在蛇形工况下, CKF 算法和 UKF 算法均能较好地跟踪到车辆横摆角速度、质心侧偏角和纵向速度的参考值, 但在侧向速度估计中存在一定的相位和幅值偏差。如图 7 (b) 所示, 2 种算法对质心侧偏角的估计结果相差不大, 同样存在部分噪声。在图 7 (c) 中, CKF 算法对车辆纵向速度的估计值与参考值更为吻合, 而 UKF 算法的纵向速度估计值随着时间的推移逐渐偏离参考值。如图 7 (a) 和 (d) 所示, 在车辆横摆角速度和侧向速度的估计上, 与 UKF 算法相比, CKF 算法在极值点处的估计值与参考值更接近, 从而验证了 CKF 算法在强非线性工况下的有效性。



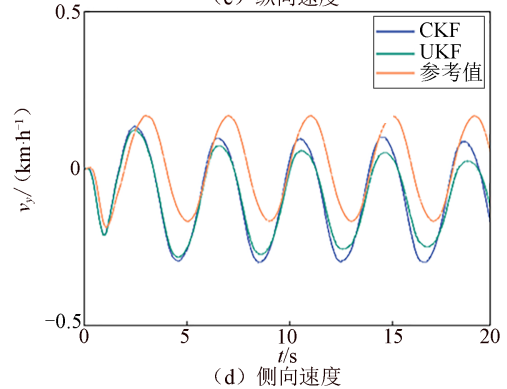
(a) 横摆角速度



(b) 质心侧偏角



(c) 纵向速度



(d) 侧向速度

图 7 蛇形工况下状态估计结果

Fig. 7 State estimation results under the serpentine condition

3.3 定量分析

在双移线和蛇形工况下 2 种算法的状态参数估计误差如表 2 所示。

由表 2 可知, 在双移线工况和蛇形工况下, UKF 算法和 CKF 算法对车辆质心侧偏角的估计误差均相同且数值相对较小, 但在横摆角速度、纵向速度、侧向速度的估计上, CKF 表现出更高的准确性和稳定性。在双移线工况下, 基于 CKF 算法得到的车辆横摆角速度、纵向速度和侧向速度的 RMSE 相较于 UKF 分别降低了 45.45%、68.44% 和 6.50%; 在蛇形工况下, 基于 CKF 算法得到的横摆角速度、纵向速度、侧向速度的 RMSE 相较于 UKF 分别降低了 85.71%、88.89%

和 7.46%，表明 CKF 算法在处理高维强非线性系统时具有更好的优越性。这是由于当状态维数 $n > 3$ 时，UKF 算法中 Sigma 点对后验分布统计特性捕捉不足，导致其精度下降，而 CKF 算法基于容积准则，具有较好的精度稳定性。

表 2 不同工况下 CKF 与 UKF 算法的状态参数估计误差
Table 2 State parameter estimation errors of CKF and UKF algorithms under different conditions

实验工况	状态参数	MAE		RMSE	
		UKF	CKF	UKF	CKF
双移线工况	ω_z	0.001 2	0.000 8	0.002 2	0.001 2
	β	0.000 8	0.000 8	0.001 4	0.001 4
	v_x	0.092 9	0.021 5	0.103 3	0.032 6
	v_y	0.054 4	0.053 4	0.086 1	0.080 5
蛇形工况	ω_z	0.001 9	0.000 2	0.002 1	0.000 3
	β	0.001 8	0.001 8	0.002 0	0.002 0
	v_x	0.065 6	0.006 9	0.075 6	0.008 4
	v_y	0.099 1	0.098 0	0.124 6	0.115 3

4 结论

本文为解决传统卡尔曼滤波在高维强非线性工况下对车辆状态参数估计精度不高、鲁棒性差的问题，构建了多轴特种车辆非线性三自由度模型，并设计了基于 CKF 的状态观测器，通过 MATLAB/Simulink 和 TruckSim 联合仿真平台验证了其在多种工况下的性能表现，得出如下结论。

1) 基于多轴特种车辆非线性三自由度模型，提出了 CKF 状态观测器估计算法，该算法在高维强非线性系统中具有显著优势，对系统过程噪声与观测噪声均表现出较强的抑制能力。

2) 在双移线工况下，基于 CKF 方法得到的车辆横摆角速度、纵向速度和侧向速度的 RMSE 相较于 UKF 分别降低了 45.45%、68.44% 和 6.50%；在蛇形工况下，基于 CKF 方法得到的横摆角速度、纵向速度和侧向速度的 RMSE 相较于 UKF 分别降低了 85.71%、88.89% 和 7.46%，从而证明了 CKF 具有更高的估计精度和更强的鲁棒性。

本文方法能有效解决强非线性系统中状态估计的稳定性问题，未来可扩展至对车身侧倾角等垂向动力学的参数估计中，并推进实车验证，为

特种车辆全工况控制奠定技术基础。

参考文献

[1] 俞志豪, 罗荣康, 吴佩宝, 等. 四轮轮毂驱动车辆横向稳定性的底盘协同控制[J]. 汽车工程, 2024, 46(10): 1733-1743.
YU Z H, LUO R K, WU P B, et al. Chassis coordinated control for lateral stability of four-in-wheel-motor-drive vehicles[J]. Automotive Engineering, 2024, 46(10): 1733-1743.

[2] 程洪杰, 侯祯伟, 刘志浩, 等. 基于变权重系数的 LQR 多轴特种车辆分层稳定性控制[J]. 火箭军工程大学学报, 2025, 39(2): 47-58.
CHENG H J, HOU Z W, LIU Z H, et al. Variable weighting factors-based layered stability control of linear quadratic regulator multi-axle special vehicles[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2025, 39(2): 47-58.

[3] 赵轩, 王姝, 马建, 等. 分布式驱动电动汽车底盘集成控制技术综述[J]. 中国公路学报, 2023, 36(4): 221-248.
ZHAO X, WANG S, MA J, et al. Review of chassis integrated control technology for distributed drive electric vehicles[J]. China Journal of Highway and Transport, 2023, 36(4): 221-248.

[4] 张志利, 祝慧鑫, 周召发, 等. 重型车辆高级驾驶辅助系统研究综述[J]. 火箭军工程大学学报, 2024, 38(3): 94-103, 110.
ZHANG Z L, ZHU H X, ZHOU Z F, et al. Review on ADAS technologies for heavy-duty vehicles[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2024, 38(3): 94-103, 110.

[5] 刘志浩, 马超群, 冯皓然, 等. 大扁平比胎侧二维刚度建模及轮胎变形特性验证[J]. 振动与冲击, 2025, 44(7): 86-95.
LIU Z H, MA C Q, FENG H R, et al. 2-D stiffness modeling of tire sidewall with a large flat ratio and verification of tire deformation characteristics[J]. Journal of Vibration and Shock, 2025, 44(7): 86-95.

[6] 张丽萍, 朱永博, 孙涛. 考虑轮胎非线性特性的主动四轮转向控制研究[J]. 机械设计与制造, 2025(6): 1-5.
ZHANG L P, ZHU Y B, SUN T. Research on active four-wheel steering control considering non-linear characteristics of tires[J]. Machinery Design & Manufacture, 2025(6): 1-5.

[7] 陈慧, 高博麟, 徐帆. 车辆质心侧偏角估计综述[J].

- 机械工程学报, 2013, 49(24): 76-94.
- CHEN H, GAO B L, XU F. Review on vehicle sideslip angle estimation[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(24): 76-94.
- [8] 易鑫, 陈勇. 扩展卡尔曼滤波与遗传算法结合的车辆状态估计[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2022, 36(12): 1-8.
- YI X, CHEN Y. Vehicle state estimation based on the combination of extended Kalman filtering and genetic algorithm[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2022, 36(12): 1-8.
- [9] RIGHETTI G, LENZO B. A combined dynamic-kinematic extended Kalman filter for estimating vehicle sideslip angle[J]. Applied Sciences, 2025, 15(3): 1365.
- [10] WAN W K, FENG J G, SONG B, et al. Huber-based robust unscented Kalman filter distributed drive electric vehicle state observation[J]. Energies, 2021, 14(3): 750.
- [11] 方贤生, 高秀琴, 罗良铨, 等. 基于模糊自适应无迹卡尔曼滤波的车辆状态参数估计[J]. 现代制造工程, 2020(7): 25-30.
- FANG X S, GAO X Q, LUO L Q, et al. Vehicle state parameter estimation based on fuzzy adaptive unscented Kalman filter[J]. Modern Manufacturing Engineering, 2020(7): 25-30.
- [12] 龙云泽, 韦韬, 封进, 等. 四轮驱动EV自适应抗差无迹粒子滤波状态估计[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2022, 49(2): 31-37.
- LONG Y Z, WEI T, FENG J, et al. Estimation of adaptive robust unscented particle filter state for four-wheel driving EV[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2022, 49(2): 31-37.
- [13] WANG Z X, CHEN C N, JIANG Q, et al. State estimation of drive-by-wire chassis vehicle based on dual unscented particle filter algorithm[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2024, 37(1): 112-126.
- [14] 郭孔辉, 付皓, 丁海涛. 基于扩展卡尔曼滤波的汽车质心侧偏角估计[J]. 汽车技术, 2009(4): 1-3, 44.
- GUO K H, FU H, DING H T. Estimation of CG sideslip angle based on extended Kalman filter[J]. Automobile Technology, 2009(4): 1-3, 44.
- [15] 刘朋朋. 基于非线性状态估计的常见滤波算法性能研究[J]. 科技视界, 2018, 26: 138-140.
- LIU P P. Research on performances of the regular filtering algorithms for nonlinear state estimation[J]. Science & Technology Vision, 2018, 26: 138-140.
- [16] 吴伟斌, 黄靖凯, 曾锦彬, 等. 奇异值分解五阶容积卡尔曼滤波汽车状态估计[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2024, 38(3): 74-83.
- WU W B, HUANG J K, ZENG J B, et al. Singular value decomposition fifth-order cubature Kalman filter for vehicle state estimation[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2024, 38(3): 74-83.
- [17] 张策, 张涛, 葛平淑. 基于自适应平方根容积卡尔曼滤波算法的分布式驱动车辆状态估计[J]. 大连民族大学学报, 2024, 26(1): 22-28.
- ZHANG C, ZHANG T, GE P S. Distributed vehicle driving state estimation based on adaptive square root cubature Kalman filter algorithm[J]. Journal of Dalian Minzu University, 2024, 26(1): 22-28.
- [18] 卫绍元, 解瑞春, 李刚. 基于容积卡尔曼滤波的车辆行驶状态估计[J]. 机械设计与制造, 2015(1): 69-73.
- WEI S Y, XIE R C, LI G. Study on vehicle driving state estimation based on cubature Kalman filter[J]. Machinery Design & Manufacture, 2015(1): 69-73.
- [19] 苏忆, 徐律, 李捷辉, 等. 基于CKF的四轮驱动电动汽车质心侧偏角估计[J]. 机械设计与制造, 2024(8): 48-53.
- SU Y, XU L, LI J H, et al. Estimation of sideslip angle of four wheel drive electric vehicle based on dual CKF[J]. Machinery Design & Manufacture, 2024(8): 48-53.
- [20] 魏国俊, 王鸿翔, 王圣杰, 等. 基于CKF的大型拖拉机状态参数估计研究[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(4): 118-121.
- WEI G J, WANG H X, WANG S J, et al. Research on state parameter estimation of large tractor based on CKF[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(4): 118-121.
- [21] 于传强, 舒洪斌, 刘志浩, 等. 多轴重型特种车辆的状态估计及验证[J]. 振动与冲击, 2023, 42(5): 269-278.
- YU C Q, SHU H B, LIU Z H, et al. State estimation and verification of 5-axle heavy special vehicle[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(5): 269-278.

(编辑: 刘建民)