

# 基于扩展 Kalman 粒子滤波的汽车行驶状态和参数估计\*

包瑞新<sup>1,2</sup> 贾敏<sup>1</sup> Edoardo Sabbioni<sup>2</sup> 于会龙<sup>2</sup>

(1. 辽宁石油化工大学机械工程学院, 抚顺 113001; 2. 米兰理工大学机械工程学院, 米兰 20156)

**摘要:** 汽车行驶过程中的某些参数通常需要通过实验室内较为昂贵的试验设备获得, 测量成本较高, 而获取车辆的行驶状态和参数对于车辆行驶过程中的控制有着重要的意义。通常情况下, 需要将车辆行驶状态变量和侧偏刚度等参数进行联合估计。这些参数将会被用于车辆动力学模型来分析汽车的操纵状态。本文建立了包含定常统计特性噪声的汽车动力学模型, 利用龙格-库塔方法模拟模型, 引入扩展 Kalman 滤波技术, 生成粒子滤波重要性概率密度函数, 对状态和参数同时进行估计, 仿真结果表明, 扩展 Kalman 粒子滤波技术改善了标准粒子滤波算法的精度, 验证了算法的有效性。

**关键词:** 车辆 扩展 Kalman 滤波 粒子滤波 动力学模型 龙格-库塔方法

**中图分类号:** U461.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)02-0301-06

## Vehicle State and Parameter Estimation under Driving Situation Based on Extended Kalman Particle Filter Method

Bao Ruixin<sup>1,2</sup> Jia Min<sup>1</sup> Edoardo Sabbioni<sup>2</sup> Yu Huilong<sup>2</sup>

(1. School of Mechanical Engineering, Liaoning Shihua University, Fushun 113001, China

2. Department of Mechanical Engineering, Politecnico di Milano, Milano 20156, Italy)

**Abstract:** Individual parameters of vehicle dynamic systems were traditionally derived from expensive component indoor laboratory tests as a result of an identification procedure. These parameters were then transferred to vehicle models used at a design stage to simulate the vehicle handling behavior and the cost of measurement was high. At the same time, acquiring the vehicle's driving status and parameters had important significance for the process controlling of the vehicle. Normally, the status and parameter of the test vehicle needed to be estimated together, which were then transferred to vehicle models and used at a design stage to simulate the vehicle handling behavior. A vehicle dynamics system containing constant noise and non-linear model was established, Runge - Kutta method was used to simulate the model. The extended Kalman filter algorithm was used as the importance density function to update particles in particle filter, with which the local state estimated values and parameters can be calculated. The simulation results showed that the proposed algorithm improved the accuracy of standard particle filter.

**Key words:** Vehicle Extended Kalman filter Particle filter Dynamics model Runge - Kutta method

### 引言

汽车行驶过程中的状态估计, 其目的是确定汽车行驶状态中纵横向车速、横摆角速度等重要的状

态变量以及与汽车运行相关的其他关键参数<sup>[1]</sup>, 是实现汽车动态控制系统的关键技术之一。这些需要估计的状态变量和关键参数, 虽然部分可以通过传感器直接测量获取, 但必须依赖价格昂贵的特殊试

验设备,不适用于配置在量产车上,只适合于新型车辆的开发试验阶段,同时有些参数如侧偏刚度等不能够直接获得,需要借助其他测量量间接获取,测量过程繁琐,测量精度得不到保证<sup>[2]</sup>。

目前较为常用的汽车状态估计方法绝大多数都是基于 Kalman 滤波算法。普通 Kalman 滤波只能对线性汽车动力学模型进行状态估计。扩展 Kalman 滤波(EKF)及其改进算法<sup>[3-6]</sup>可以对包含非线性因素的汽车操纵动力学模型进行状态估计,但是会降低精度。无迹 Kalman 滤波(UKF)<sup>[7]</sup>以 UT 变换为基础,实现对状态的概率密度函数的近似,运算精度高于 EKF 算法,但是 UKF 的高斯逼近方法在强非线性问题时则不能够满足汽车动态控制器的精度要求。粒子滤波(PF)算法可以摆脱 Kalman 滤波对于系统高斯型、线性的严格要求,同时可以应用于车辆行驶状态和关键参数的多目标联合估计,但是考虑到标准粒子滤波算法是把系统状态的转移概率当作重要性密度函数,并没有利用最新观测信息,因此使得产生的粒子样本经常集中在后验概率分布的尾部,从而导致粒子选择的盲目性,降低了滤波精度,同时,粒子滤波通常采用大量的粒子数目,将带来很大的计算负荷,影响跟踪的实时性。

本文利用扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman filter, EKF)来产生粒子滤波的重要性密度函数,以期减小非线性滤波的线性化误差,同时将最新观测信息融入到重要性密度函数中,从而逼近真实状态的后验概率分布。

## 1 粒子滤波技术

粒子滤波是不同于目前广泛使用的基于 Kalman 滤波算法的另外一类非线性估计方法,对处理强非线性问题具有明显的优越性。

粒子滤波方法的理论基础是由贝叶斯滤波原理而来,贝叶斯滤波原理的实质是试图利用已知信息来构造系统状态度量的后验概率密度,即用系统模型预测状态的先验概率密度,再使用最近的观测值进行修正,从而得到后验概率密度,进而获得系统状态的估计值。本文将粒子滤波算法运用到行驶汽车的状态估计和轮胎动力学关键参数的估计之中,同时利用扩展 Kalman 滤波构建后验概率密度函数,实现对目标的状态估计<sup>[8-11]</sup>。

文中采用序列重要性重采样算法,该方法是通过蒙特卡罗模拟实现贝叶斯滤波的技术,由于这种算法引入重采样,可以有效解决粒子退化问题。采用较少的粒子数就能达到较好的估计效果,同时缩短了软件计算时间,有利于提高汽车动态估计器的

实时性能。粒子滤波算法的步骤如下:

### 1.1 初始化粒子滤波器

非线性系统可以描述为

$$\mathbf{x}_k = f_k(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{v}_{k-1}) \quad (k \in \mathbf{N}) \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_k = h_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{e}_k) \quad (k \in \mathbf{N}) \quad (2)$$

式中  $\mathbf{x}_k$ ——系统在  $k$  时刻的状态向量

$f_k$ ——系统的状态方程

$\mathbf{y}_k$ ——系统的观测向量

$h_k$ ——系统的量测方程  $\mathbf{v}_{k-1}$ ——过程噪声

$\mathbf{e}_k$ ——测量噪声,其协方差分别为  $\mathbf{Q}$  和  $\mathbf{R}$

为解决系统表现为非线性、非高斯特性较强时滤波性能急剧下降甚至会发散这一现象,粒子滤波的核心思想是选用一组加权随机样本(即粒子) $\mathbf{x}_k = \{\mathbf{x}_k^i, w_k^i\}_{i=1}^N$ 来近似表征后验概率密度,得到状态的估计值,由于通过后验概率密度直接获得粒子是无法实现的,因此需要通过对一个重要性密度函数的抽样来获取粒子。 $w_k^i$ 为粒子的归一化权值。系统的后验概率密度为

$$p(\mathbf{x}_k / \mathbf{y}_{1:k}) = \hat{p}_{N_s}(\mathbf{x}_k / \mathbf{y}_{1:k}) = \sum_{i=1}^{N_s} w_k^i \delta(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^i) \quad (3)$$

后验概率密度随着观测量的更新而进行更新。

初始设定的误差方差阵设为对角元素为 1 的六阶稀疏矩阵。方差设置较小,可避免对滤波值造成过大的扰动而导致失真。

### 1.2 重要性采样

重要性采样即绕开难以采样的概率密度函数  $p(\mathbf{x}_k / \mathbf{y}_{1:k})$ ,改为从另一个较为容易采样的密度函数  $q(\mathbf{x}_k / \mathbf{y}_{1:k})$ 中采样粒子,即重要性密度。

抽取  $\mathbf{x}_k(i) \sim q(\mathbf{x}_k / \mathbf{x}_{0:k-1}, \mathbf{y}_{1:k})$ ,计算各个新样本的权值,即

$$w_k^*(i) = w_{k-1}^*(i) \frac{p(\mathbf{y}_k / \mathbf{x}_k(i)) p(\mathbf{x}_k / \mathbf{x}_{k-1}(i))}{q(\mathbf{x}_k(i) / \mathbf{x}_{0:k-1}(i), \mathbf{y}_{1:k})} \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (4)$$

归一化权值为

$$w_k(i) = \frac{w_k^*(i)}{\sum_{i=1}^N w_k^*(i)} \quad (5)$$

### 1.3 重采样

粒子贫乏问题是常规粒子滤波容易出现的主要问题。即当似然函数特别窄,观测信息很准确时,似然概率与先验概率分布之间的重叠部分很小,此时仅有少部分的粒子的权重在更新后会增大。

常规粒子滤波的另外一个问题在于,如果粒子集数目比较小,则极有可能出现没有粒子分布在真实状态附近的情况,几次迭代之后,粒子很难收敛到真实状态位置。解决该问题的方法是增大初始状态

的粒子数目。考虑到所仿真系统的复杂性, 本文所选取的粒子数目为 320。

为了解决粒子退化的问题, 避免将过多的运算时间投入到权值较小的粒子上面, 在粒子滤波过程中引入重采样这一步骤, 文中所采用的方法称为多项式重采样法, 即每次运算时从  $[0, 1]$  上的均匀分布中随机抽取一个样本  $u \sim U[0, 1]$ 。样本需满足

$$\sum_{j=1}^{i-1} w_k(j) \leq u \leq \sum_{j=1}^i w_k(j) \quad (6)$$

符合条件的粒子  $x_k(i)$  将被选出并复制生成新的粒子。

### 1.4 预估输出

$x_k$  的最小均方误差估计值为

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N w_k(i) x_k(i) \quad (7)$$

## 2 扩展 Kalman 粒子滤波

利用 EKF 来生成重要性密度函数, EKF-PF 算法可以描述如下:

### (1) 粒子初始化

初始化的方法参照 1.1 节。

### (2) 利用 EKF 算法更新粒子

计算状态方程雅可比矩阵

$$\mathbf{h}_k^v = \left. \frac{\partial \mathbf{h}_k(x_k^i, v_k)}{\partial v_k} \right|_{\substack{x_k^i = \hat{x}_{k/k-1}^i \\ v_k = 0}} \quad (8)$$

$$\mathbf{f}_{k-1}^{x_i} = \left. \frac{\partial \mathbf{f}_{k-1}(x_{k-1}^i, y_{k-1})}{\partial x_{k-1}^i} \right|_{\substack{x_{k-1}^i = \hat{x}_{k-1/k-1}^i \\ y_{k-1} = 0}} \quad (9)$$

$$\mathbf{f}_{k-1}^y = \left. \frac{\partial \mathbf{f}_{k-1}(x_{k-1}^i, y_{k-1})}{\partial y_{k-1}} \right|_{\substack{x_{k-1}^i = \hat{x}_{k-1/k-1}^i \\ y_{k-1} = 0}} \quad (10)$$

更新粒子

$$\hat{x}_{k/k-1}^i = f(\hat{x}_{k-1/k-1}^i, 0) \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_{k/k-1}^i = \mathbf{f}_{k-1}^{x_i} \mathbf{P}_{k-1/k-1}^i (\mathbf{f}_{k-1}^{x_i})^T + \mathbf{f}_{k-1}^w \quad (12)$$

计算观测方程的雅可比矩阵

$$\mathbf{h}_k^{x_i} = \left. \frac{\partial \mathbf{h}_k(x_k^i, v_k)}{\partial x_k^i} \right|_{\substack{x_k^i = \hat{x}_{k/k-1}^i \\ v_k = 0}} \quad (13)$$

$$\mathbf{h}_k^v = \left. \frac{\partial \mathbf{h}_k(x_k^i, v_k)}{\partial v_k} \right|_{\substack{x_k^i = \hat{x}_{k/k-1}^i \\ v_k = 0}} \quad (14)$$

更新协方差矩阵

$$\mathbf{P}_{k/k}^i = \mathbf{P}_{k/k-1}^i (\mathbf{h}_k^{x_i})^T (\mathbf{h}_k^{x_i} \mathbf{P}_{k/k-1}^i (\mathbf{h}_k^{x_i})^T + \mathbf{h}_k^v \mathbf{R}_k (\mathbf{h}_k^v)^T)^{-1} \mathbf{h}_k^{x_i} \mathbf{P}_{k/k-1}^i \quad (15)$$

$$\mathbf{K}_k^i = \mathbf{P}_{k/k-1}^i (\mathbf{h}_k^{x_i})^T (\mathbf{h}_k^{x_i} \mathbf{P}_{k/k-1}^i (\mathbf{h}_k^{x_i})^T + \mathbf{h}_k^v \mathbf{R}_k (\mathbf{h}_k^v)^T)^{-1} \quad (16)$$

### (3) 序贯重要性采样

参照 1.3 节所述。

### (4) 重采样

参照 1.3 节所述。

### (5) EKF-PF 输出

系统输出可以通过式 (7) 获得。

## 3 汽车动力学方程建立

假定车辆匀速直线行驶, 车辆行驶状态如图 1 所示。

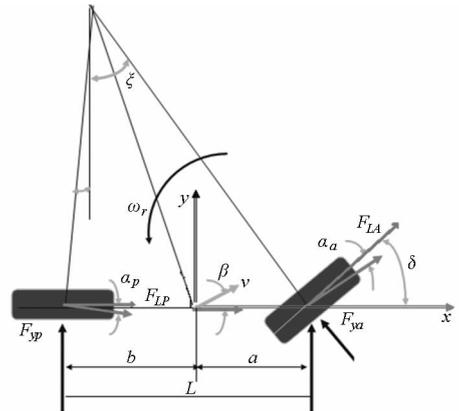


图 1 单轨汽车动力学模型

Fig. 1 Single track vehicle dynamics model

汽车动力学方程建立如下<sup>[12-16]</sup>

$$\begin{cases} m \ddot{y} = F_{TP} \cos \sigma + F_{TA} \cos(\sigma + \delta) + \\ F_{LA} \sin(\sigma + \delta) + F_{LP} \sin \sigma \\ m \ddot{x} = -F_{TP} \sin \sigma - F_{TA} \sin(\sigma + \delta) + \\ F_{LA} \cos(\sigma + \delta) + F_{LP} \cos \sigma \\ J_z \ddot{\sigma} = -F_{TP} b + F_{TA} a \cos \delta + F_{LA} a \sin \delta \end{cases} \quad (17)$$

其中  $\delta = -k(y + L \sin \sigma) - r(\dot{y} + L \dot{\sigma} \cos \sigma) = -k(y + L \sigma) - r(\dot{y} + L \dot{\sigma}) \quad (18)$

同时, 轮胎前、后轮纵向力为

$$F_{LA} = C_A / R \quad (19)$$

$$F_{LP} = C_P / R \quad (20)$$

式中  $m$ ——整车质量

$a$ ——质心至前轴距离

$b$ ——质心至后轴距离

$J_z$ ——车辆横摆惯量  $\sigma$ ——横摆角位移

$\ddot{\sigma}$ ——横摆角加速度

$x, \dot{x}, \ddot{x}$ ——纵向位移、纵向速度、纵向加速度

$y, \dot{y}, \ddot{y}$ ——横向位移、横向速度、横向加速度

$F_{TA}, F_{TP}$ ——前、后轮轮胎横向力

$F_{LA}, F_{LP}$ ——前、后轮轮胎纵向力

$\delta$ ——输入转角  $R$ ——轮胎半径

$C_A, C_P$ ——前、后轮曲线形状因子

前、后轮胎侧偏角为

$$\alpha_p = \arctan \frac{v_{TP}}{v_{LP}} = \arctan \frac{\dot{x} \sin \sigma - \dot{y} \cos \sigma + \dot{\sigma} b}{\dot{x} \cos \sigma - \dot{y} \sin \sigma}$$

$$\alpha_A = \arctan \frac{v_{TA}}{v_{LA}} =$$

$$\arctan \frac{\dot{x} \sin(\sigma + \delta) - \dot{y} \cos(\sigma + \delta) - \dot{\sigma} a \cos \delta}{\dot{x} \cos(\sigma + \delta) - \dot{y} \sin(\sigma + \delta) - \dot{\sigma} a \sin \delta}$$

(21)

$$K = \begin{bmatrix} 0 & -K_{TP} - K_{TA} \\ 0 & K_{TP} b - K_{TA} a \end{bmatrix}$$

仿真的初始条件设为

$$z = \begin{bmatrix} y \\ \sigma \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.5 \\ 0.05 \end{bmatrix} \quad \dot{z} = \begin{bmatrix} \dot{y} \\ \dot{\sigma} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

车辆匀速行驶,速度  $v = 25 \text{ m/s}$ 。

将式(18)~(21)代入式(17)中,可以得到单轨汽车模型新的表达形式

$$\begin{cases} m \ddot{y} = K_{TP} \left( \sigma - \frac{\dot{y}}{v} + \frac{\dot{\sigma} b}{v} \right) + K_{TA} \left( \sigma - \frac{\dot{y}}{v} - \frac{\dot{\sigma} a}{v} \right) \\ J_z \ddot{\sigma} = -K_{TP} \left( \sigma - \frac{\dot{y}}{v} + \frac{\dot{\sigma} b}{v} \right) b + K_{TA} \left( \sigma - \frac{\dot{y}}{v} - \frac{\dot{\sigma} a}{v} \right) a \\ m \ddot{x} = 0 \end{cases}$$

(22)

式中  $K_{TA}, K_{TP}$ ——前、后轮综合侧偏刚度系统的状态方程为

$$M \dot{z} + R z + K z = 0$$

(23)

其中

$$z = \begin{bmatrix} y \\ \sigma \end{bmatrix} \quad M = \begin{bmatrix} m & 0 \\ 0 & J_z \end{bmatrix}$$

$$R = \begin{bmatrix} \frac{K_{TP}}{v} + \frac{K_{TA}}{v} & -\frac{K_{TP}}{v} b + \frac{K_{TA}}{v} a \\ -\frac{K_{TP}}{v} b + \frac{K_{TA}}{v} a & \frac{K_{TP}}{v} b^2 + \frac{K_{TA}}{v} a^2 \end{bmatrix}$$

### 4 仿真与试验结果

为了验证本文方法的有效性,利用前述建立的 EKF-PF 算法,同时对系统的状态和参数进行估计,状态变量  $X = [y \quad \dot{y} \quad \sigma \quad \dot{\sigma} \quad K_{TP} \quad K_{TA}]$ , 系统激励噪声协方差矩阵  $Q = I_{6 \times 6}$ , 测量噪声协方差矩阵  $R = [0.001]$ , 同时误差协方差矩阵的初值  $P = I_{6 \times 6}$ 。状态初值为  $x(t_0) = [0.5 \quad 0 \quad 0.05 \quad 0 \quad 117 \quad 144]$ , 算法在 Matlab 环境下实现。这些物理量分别代表车辆侧向位移、侧向速度、横摆角位移、横摆角速度、后轮综合侧偏刚度、前轮综合侧偏刚度。前 4 个物理量描述的是系统的状态,后 2 个物理量属于车辆系统参数。进行仿真过程中,采用了 Runge-Kutta 方法,实现了对式(17)即状态方程的降阶,Runge-Kutta 方法中设置步长为 0.3,仿真时间为 7 s。仿真试验工况如表 1 所示。

表 1 仿真试验工况

Tab. 1 Parameters in simulation test

参数	$m/\text{kg}$	$a/\text{m}$	$b/\text{m}$	$J_z/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	$K_{TP}/(\text{kN} \cdot \text{m} \cdot \text{rad}^{-1})$	$K_{TA}/(\text{kN} \cdot \text{m} \cdot \text{rad}^{-1})$	$v/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$
数值	1 420	1.59	0.96	2 124	144	117	25

图 2~7 分别表示横向位移、横向速度、横摆角、横摆角速度、 $K_{TP}, K_{TA}$  的估计误差。

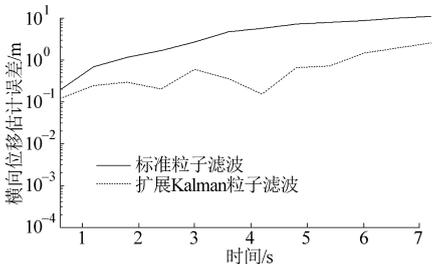


图 2 横向位移估计误差

Fig. 2 Lateral displacement estimation error

图 8~13 分别显示标准粒子滤波、扩展 Kalman 粒子滤波所估计出的横向位移、横向速度、横摆角位移、横摆角速度、 $K_{TP}, K_{TA}$  的误差。

由图 2~13 可以看出,由于扩展 Kalman 粒子滤波将时间更新结果作为先验预测密度的近似,更加逼近理想分布,进一步减小了计算量,提高了估计精度,因而扩展 Kalman 粒子滤波相对标准粒子滤波对

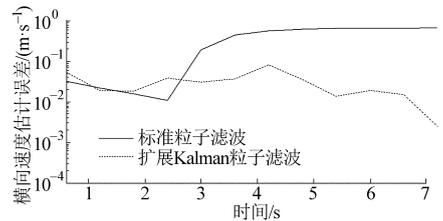


图 3 横向速度估计估计误差

Fig. 3 Lateral velocity estimation error

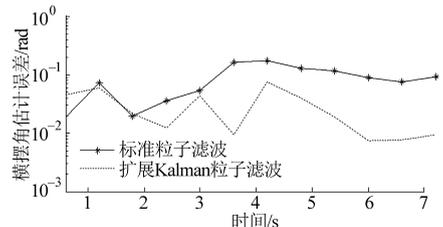


图 4 横摆角估计估计误差

Fig. 4 Yaw angle estimation error

真实值具有更好的一致性。一般来说,虽然伴随着粒子数目的增加,标准粒子滤波的估计精度也会得

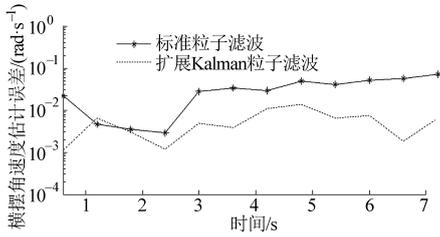


图 5 横摆角速度估计误差

Fig. 5 Yaw rate estimation error

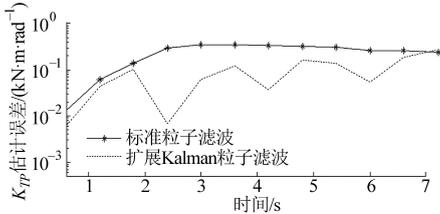


图 6  $K_{TP}$  估计误差

Fig. 6  $K_{TP}$  estimation error

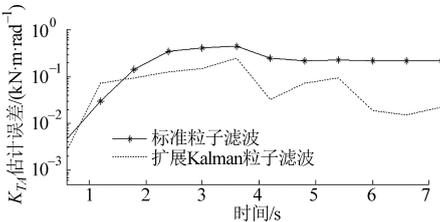


图 7  $K_{TA}$  估计误差

Fig. 7  $K_{TA}$  estimation error

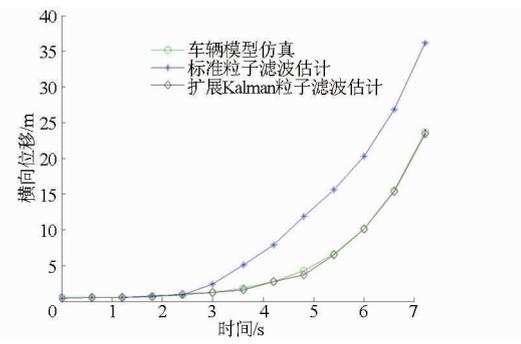


图 8 横向位移估计

Fig. 8 Lateral displacement estimation

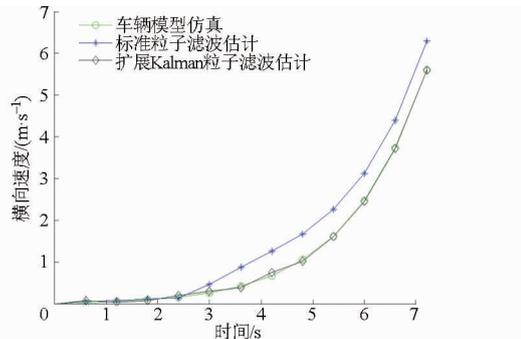


图 9 横向速度估计

Fig. 9 Lateral velocity estimation

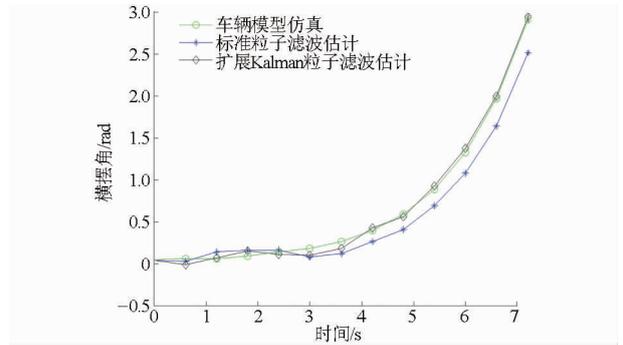


图 10 横摆角估计

Fig. 10 Yaw angle estimation

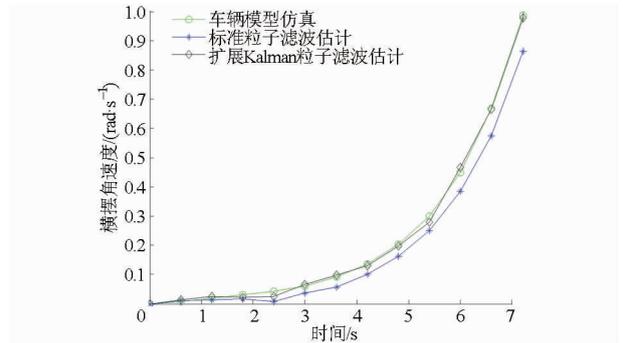


图 11 横摆角速度估计

Fig. 11 Yaw rate estimation

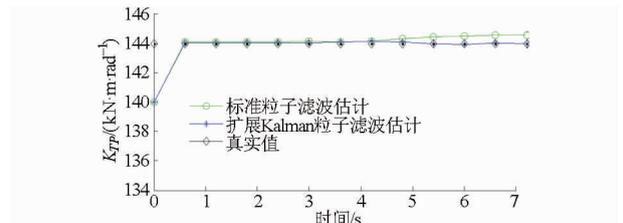


图 12  $K_{TP}$  估计

Fig. 12  $K_{TP}$  estimation

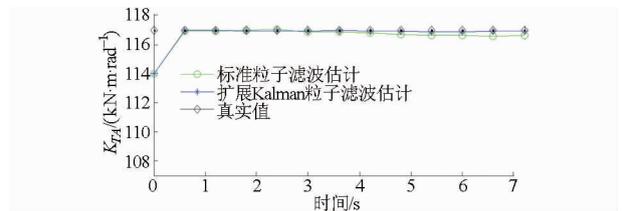


图 13  $K_{TA}$  估计

Fig. 13  $K_{TA}$  estimation

时间前提下获得较高精度的较优算法。

同时在粒子数分别为 320、200 两种情况下对标准粒子滤波和扩展 Kalman 粒子滤波算法的 6 个估计值的均方根误差 (RMSE) 进行了比较。比较结果如表 2 所示。

表 2 的结果比较进一步表明,扩展 Kalman 粒子滤波较标准粒子滤波而言,可以获得更好的精度,验证了文中所提出方法的有效性,同时也可以看到,随着粒子数目的增加,估计结果的精度也有一定的提升。

到一定程度的提升<sup>[17-18]</sup>,但是会加长计算时间。因此,可以说,扩展 Kalman 粒子滤波是在不增加计算

表2 RMSE比较

Tab.2 Comparison of RMSE

粒子数目	估计参数	横向位移	横向速度估计	横摆角	横摆角速度	$K_{TP}$	$K_{TA}$
320	PF	11.492	0.313	0.246	0.041	2.174	3.361
	EKPF	5.6374	0.281	0.179	0.019	1.902	2.072
200	PF	18.845	1.840	1.081	0.249	2.104	4.214
	EKPF	7.880	0.596	0.192	0.029	2.023	2.924

## 5 结论

(1) 由于粒子滤波具有多目标跟踪的优

势<sup>[19-20]</sup>,因而可以很好地实现非线性车辆行驶过程中的状态和未知参数的联合估计,Runge-Kutta方法的引入使得高阶系统在粒子滤波中的实现成为了可能。

(2) 利用扩展Kalman滤波技术作为重要性密度函数来更新粒子滤波中的粒子,仿真结果证明,扩展Kalman粒子滤波较标准粒子滤波技术,以较少的粒子即可以获得更好的精度以及更高的可靠性,提高了运算效率,同时又降低了对初始误差的敏感性。

## 参 考 文 献

- Braghin Francesco, Federico Cheli, Edoardo Sabbioni. Identification of tire model parameters through full vehicle experimental tests [J]. ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2011, 133(3): 031006-1-031006-11.
- Federico Cheli, Edoardo Sabbioni, Pesce M, et al. A methodology for vehicle sideslip angle identification: comparison with experimental data [J]. Vehicle System Dynamics, 2007, 45(6): 549-563.
- Best M C, Gordon T J. On the synthesis of driver inputs for the simulation of closed-loop handling manoeuvres [J]. International Journal of Vehicle Design, 2006, 10(1): 52-76.
- Kalman R Z A. New approach to linear filtering and prediction problems [J]. ASME Journal of Basic Engineering, 1960, 82: 35-45.
- Best M C. Identifying tyre models directly from vehicle test data using an extended Kalman filter [J]. Vehicle System Dynamics, 2010, 48(2): 171-187.
- Dixon P J, Best M C, Gordon T J. An extended adaptive kalman filter for real-time state estimation of vehicle handling dynamics [J]. Vehicle System Dynamics, 2000, 34(1): 57-75.
- 解少博, 林程. 基于无迹卡尔曼滤波的车辆状态与参数估计 [J]. 农业机械学报, 2011, 42(12): 6-12.
- Xie Shaobo, Lin Cheng. State and parameters estimation of vehicle based on UKF [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(12): 6-12. (in Chinese)
- 胡士强, 敬忠良. 粒子滤波算法综述 [J]. 控制与决策, 2005, 20(4): 361-371.
- Hu Shiqiang, Jing Zhongliang. Over view of particle filter algorithm [J]. Control and Decision, 2005, 20(4): 361-371. (in Chinese)
- 宗长富, 胡丹, 杨肖, 等. 基于扩展Kalman滤波的汽车行驶状态估计 [J]. 吉林大学学报, 2009, 39(1): 7-11.
- Zong Changfu, Hu Dan, Yang Xiao, et al. Vehicle driving state estimation based on extended Kalman filter [J]. Journal of Jilin University, 2009, 39(1): 7-11. (in Chinese)
- Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.
- Morelande M R, Challa S. Manoeuvring target tracking in clutter using particle filters [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(1): 252-270.
- Haroon, Muhammad, Douglas E Adams, et al. A time and frequency domain approach for identifying nonlinear mechanical system models in the absence of an input measurement [J]. Journal of Sound and Vibration, 2005, 283(3-5): 1137-1155.
- Pacejka H B, Sharp R S. Shear force development by pneumatic tyres in steady state conditions: a review of modeling aspects [J]. Vehicle System Dynamics, 1991, 20(3): 121-176.
- 喻凡, 林逸. 汽车系统动力学 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2005.
- Melzi S, Sabbioni E. On the vehicle sideslip angle estimation through neural networks: Numerical and experimental results [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(6): 2005-2019.
- Tuononen A J. Vehicle lateral state estimation based on measured tyre forces [J]. Sensors, 2009, 9(11): 8761-8775.
- 张慧杰, 郭志平, 司景萍, 等. 汽车悬架整车动力学模型的参数辨识 [J]. 振动与冲击, 2013, 32(23): 145-150.
- Zhang Huijie, Guo Zhiping, Si Jingping, et al. Parametric identification of a vehicle suspension dynamics model [J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(23): 145-150. (in Chinese)
- 候代文, 殷福亮. 非线性系统中状态和参数联合估计的双重粒子滤波方法 [J]. 电子与信息学报, 2008, 30(9): 2128-2133.
- Hou Daiwen, Yin Fuliang. A dual particle filter for state and parameter estimation in nonlinear system [J]. Journal of Electronics & Information, 2008, 30(9): 2128-2133. (in Chinese)
- Shi S, Chen D. Enhancing particle image tracking performance with sequential Monte Carlo method: the boot strap filter [J]. Flow Measurement and Instrumentation, 2011, 22(3): 190-200.
- Olivier L E, Huang B, Craig I K. Dual particle filters for state and parameter estimation with application to a run-of-mine ore mill [J]. Journal of Process Control, 2012, 22(4): 710-723.