

基于辅助粒子滤波的汽车轮胎参数和行驶状态估计*

包瑞新^{1,2} Edoardo Sabbioni² 于会龙² 张涛²

(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: 单独的轮胎魔术公式参数通常需要通过昂贵的试验设备和大量的试验数据才能够确定, 之后这些参数在设计阶段将被应用于车辆模型来模拟车辆的操纵动力学行为。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, 引入辅助粒子滤波技术, 通过二次加权操作, 较好地实现了轮胎参数的估计, 并最终代入动力学方程, 实现了车辆侧向力等参数的估计。同时进行了场地试验。结果表明, 辅助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 动力学模型 魔术公式 辅助粒子滤波 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)04-0282-07

Vehicle Tire Parameter and State Estimation under Driving Situation
Based on Auxiliary Particle Filter Method

Bao Ruixin^{1,2} Edoardo Sabbioni² Yu Huilong² Zhang Tao²

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

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

Abstract: Individual tire magic formula parameter is traditionally derived from expensive equipment in laboratory which needs a large number of experimental data. And then the parameter is transferred to vehicle model at a design stage to simulate the vehicle handling behavior. The main source of uncertainty in this type of models lies in the tire – road interaction due to high nonlinearity. Proper estimation of tire model parameters is important for obtaining reliable results. A vehicle dynamics system containing constant noise and non-linear model was established, and the Runge – Kutta method was used to simulate the model. The parameters were estimated by using auxiliary particle filter through two rounds weighted processes, and the vehicle dynamic parameters such as tire lateral forces could be estimated by using the parameters estimated before. Meanwhile, the field test was done. The measurements under several standard handling maneuvers (step-steer, double-lane-change, etc.) were presented, and the results showed that the proposed algorithm improved the accuracy of standard particle filter.

Key words: Vehicle Dynamic model Magic formula Auxiliary particle filter Runge – Kutta method

引言

在汽车产品中结构和控制系统的研发阶段, 用于描述汽车操纵动力学行为的数学模型被广泛应用。模型中主要的不确定因素来自于由轮胎与地面之间非线性的、由质心侧偏角、铅垂载荷等参数共同

确定的侧向力^[1-2]。

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^[3-4], 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

收稿日期: 2014-09-22 修回日期: 2014-11-07

* 国家留学基金资助项目 (留金发[2013]3018 号)

作者简介: 包瑞新, 讲师, 米兰理工大学博士后, 主要从事非线性系统状态和参数估计研究, E-mail: ruixinbao@126.com

计,但是要以损失精度为前提。文献[5]利用扩展 Kalman-粒子滤波,生成粒子滤波重要性概率密度函数,将最新观测信息融入到重要性密度函数中,可以更好地逼近真实状态的后验概率分布,实现了车辆的状态和前后侧偏刚度的估计,取得了较好的效果,但是未能够将更加准确描述轮胎动力学行为的魔术公式引入汽车操纵动力学模型中,同时使得原本已经很大的粒子滤波计算量进一步增加。

旨在确定轮胎侧向力等车辆动力学行为的操纵动力学分析主要应用到的模型是 Pacejka 教授提出的魔术公式模型,这是基于试验数据的半经验轮胎模型,模型的建立依赖于广泛的数据而不是轮胎结构本身,因此需要大量试验数据不断修正魔术公式中的各个参数^[3]。

为了减少确保动力学分析所需要的试验数据的数量,同时不过度增加粒子滤波计算量,本文将辅助粒子滤波(APF)引入魔术公式参数的估计中,并最终应用于汽车操纵动力学模型中,APF 通过二次加权操作,使得采样粒子更加接近于当前时刻真实状态,具有更高的精度,以试验环境下测得的纵向加速度、纵向速度、方向盘转角为输入,以期实现参数的估计,并进一步对轮胎侧向力、横摆角速度等动力学参数实现估计。

1 粒子滤波技术

粒子滤波是差异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^[6]。

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,得到后验概率密度,获得系统状态的估计值。本文拟将 APF 算法应用于轮胎魔术公式参数的确定中,并将确定的参数引入车辆动力学方程,实现其他参数的估计。

粒子滤波算法的步骤如下所示:

(1) 初始化粒子滤波器

非线性系统可以描述为

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

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

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,因此需要通过对于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

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

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 11 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。

(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(Importance density)^[7-8]。

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

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

($i = 1, 2, \dots, N$)

归一化权值为

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

(3) 重采样

考虑到粒子数目小时,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,因此适当增大粒子数目。文中选用粒子数目为 300。

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,文中所采用的重采样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 $u \sim U[0, 1]$ 。样本需满足以下条件

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

符合条件的粒子 $\mathbf{x}_k(i)$ 将被选出并复制生成新的粒子。

(4) 预估输出

$\mathbf{x}_k$ 的最小均方误差估计值为

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

2 APF 算法

重采样方法具有简单易算、抽样容易的特点,但是由于上述方法只是对粒子简单的进行去除小权值、保留大权值的操作,并没有建立可用粒子的框架和评判标准,因此可能造成大量低权值的粒子丢失,并最终导致蒙特卡罗方差增大同时滤波性能变差,而 APF 的使用可以改善这一局面^[9]。APF 以序贯重要性采样为前提,同时引入重要性概率密度函数 $q(x_k(i)/z_k)$,通过该函数可以导出样本 $\{X_k(j), i(j)\}$, $i(j)$ 表示 $k-1$ 时刻的粒子序列,根据贝叶斯准则,可得

$$p(x_k(i)/z_k) \propto p(z_k/x_k)p(x_k(i)/z_{k-1}) = p(z_k/x_k)p(x_k/x_{k-1}(i))w_{k-1}(i) \tag{8}$$

获取样本所需要的重要性概率密度可以表示为

$$q(x_k(i)/z_k) \propto p(z_k/\mu_k(i))p(x_k/x_{k-1}(i))w_{k-1}(i) \tag{9}$$

式(9)中, $\mu_k(i)$ 表示在 x_{k-1} 时刻的 x_k 的特征,因此, $E[x_k/x_{k-1}]$ 也可看成是一个样本值,可得

$$q(i/z_k) \propto p(z_k/\mu_k(i))w_{k-1}(i) \tag{10}$$

APF 的权值表示为

$$w_k(i) = w_{k-1}(i) \frac{p(z_k/x_k(i))p(x_k(i), x_k(i^j)/z_k)}{q(x_k(i), i^j/z_k)} = \frac{p(z_k(i)/x_k(i))}{p(z_k/\mu_k(i^j))} \tag{11}$$

APF 的具体算法描述为^[10-11]: ① $x_k(i) \sim p(x_k)$; 通过 $\mu_k(i) \sim p(x_k/x_{k-1}(i))$ 计算 $\mu_k(i)$, 其中 $i=1, 2, \dots$, 代表粒子数目。②通过先验条件概率抽样 $x_k(i) \sim p(x_k)$ 。③利用 $w_k(i) = \frac{p(z_k(i)/x_k(i))}{p(z_k/\mu_k(i^j))}$, 计算权值,同时进行归一化。④对粒子进行重采样。⑤计算最终估计值。

3 汽车动力学模型

单轨汽车动力学模型如图 1 所示。
动力学方程为

$$\begin{cases} m\ddot{y} = F_{TP}\cos\sigma + F_{TA}\cos(\sigma + \delta) + F_{LA}\sin(\sigma + \delta) + F_{LP}\sin\sigma \\ m\ddot{x} = -F_{TP}\sin\sigma - F_{TA}\sin(\sigma + \delta) + F_{LA}\cos(\sigma + \delta) + F_{LP}\cos\sigma \\ J_z\ddot{\sigma} = -F_{TP}b + F_{TA}a\cos\delta + F_{LA}a\sin\delta \end{cases} \tag{12}$$

其中

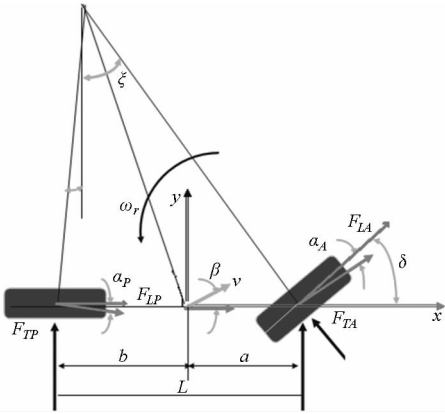


图 1 单轨汽车动力学模型

Fig. 1 Single track vehicle dynamics model

$$\begin{cases} F_{TA} = D_A \sin(C_A \arctan(B_A \alpha_A - E_A (B_A \alpha_A - \arctan(B_A \alpha_A)))) \\ F_{TP} = D_P \sin(C_P \arctan(B_P \alpha_P - E_P (B_P \alpha_P - \arctan(B_P \alpha_P)))) \end{cases} \tag{13}$$

- 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
 - σ ——横摆角位移
 - $\ddot{\sigma}$ ——横摆角加速度
 - $\ddot{x}$ ——纵向加速度
 - $\ddot{y}$ ——横向加速度
 - F_{TP} ——后轮轮胎横向力
 - F_{TA} ——前轮轮胎横向力
 - F_{LP} ——后轮轮胎纵向力
 - F_{LA} ——前轮轮胎纵向力
 - δ ——输入转角
 - D_A, D_P ——前、后轮曲线峰值
 - C_A, C_P ——前、后轮曲线形状系数
 - B_A, B_P ——前、后轮刚度系数
 - E_A, E_P ——前、后轮曲线峰值处的曲率^[12-13]

魔术公式由 Pacejka 教授提出,以三角函数组合的形式来拟合轮胎试验数据,可以同时表达纵向力、侧向力和回正力矩。式(13)中轮胎纵向力为

$$F_L = \frac{C}{R} \tag{14}$$

前、后轮侧偏角为

$$\begin{cases} \alpha_A = \arctan \frac{\dot{x} \sin(\sigma + \delta) - \dot{y} \cos(\sigma + \delta) - \dot{\sigma} a \cos \delta}{\dot{x} \cos(\sigma + \delta) - \dot{y} \sin(\sigma + \delta) - \dot{\sigma} a \sin \delta} \\ \alpha_P = \arctan \frac{\dot{x} \sin \sigma - \dot{y} \cos \sigma + \dot{\sigma} b}{\dot{x} \cos \sigma - \dot{y} \sin \sigma} \end{cases} \tag{15}$$

4 场地试验

试验在平坦路面对某型号轿车进行测量,获取其动力学行为。试验过程中,侧向加速度、纵向加速

度、横摆角速度、方向盘转角均通过 CAN 总线获得，纵向速度、质心侧偏角通过光电传感器完成测量，所有信号的采样频率为 100 Hz，并通过 20 Hz 的低通滤波器滤波^[14]。图 2~4 分别为加速度测量单元、速度测量单元、侧向力测量单元，图 5 为数据采集模块和供电电源。



图 2 加速度测量单元
Fig. 2 Acceleration measurement unit

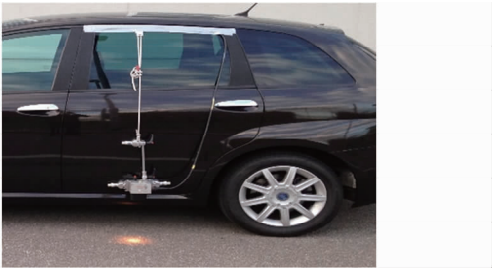


图 3 速度测量单元
Fig. 3 Velocity measurement unit

试验过程中，只有误差小于稳定值 5% 的测量数据才能够被接受，否则试验将被重复^[15]。分别进行了双移线输入试验，阶跃输入试验和扫频函数输



图 4 侧向力测量单元
Fig. 4 Lateral tire force measurement unit



图 5 数据采集模块
Fig. 5 Data acquisition module

入试验。试验工况如表 1 所示。

5 试验结果与分析

为了验证本文方法的有效性，利用前述建立的 APF 算法，对轮胎魔术公式参数进行估计^[14]，状态变量 $\mathbf{X} = [\dot{y} \quad \sigma \quad \dot{\sigma} \quad D_p \quad C_p \quad B_p \quad E_p \quad D_A \quad C_A \quad B_A \quad E_A]$ ，系统激励噪声协方差矩阵 $\mathbf{Q} = \mathbf{I}_{11 \times 11}$ ，测量噪声协方差矩阵 $\mathbf{R} = [0.01]$ ，同时误差协方差矩阵的初值 $\mathbf{P} = \mathbf{I}_{11 \times 11}$ 。

表 1 试验工况
Tab. 1 Parameters in simulation test

参数	m/kg	a/m	b/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

状态初值为 $\mathbf{x}(t_0) = [0 \quad 0.05 \quad 0 \quad 5.609 \quad 1.6 \quad 14.163 \quad 6 \quad 1.007 \quad 3 \quad 7872 \quad 1.6 \quad 6.998 \quad 6 \quad -0.054 \quad 2]$ 。算法是在 Matlab 环境下实现的^[16-17]。这些物理量分别代表车辆横向速度、横摆角位移、横摆角速度、后轮胎魔术公式 4 个参数、前轮胎魔术公式 4 个参数。前 3 个物理量描述车辆行驶状态，由于魔术公式参数的不确定性，估计的结果精度不高；后 8 个物理量属于前、后轮胎魔术公式参数，这些参数可以很好地进行轮胎性能预测。仿真过程中，采用了 Runge-Kutta 方法，实现了对式 (13) 即状态方程的降阶，设置 Runge-Kutta 方法中使用的步长为 0.09 s，仿真时间为 7 s。虽然从每一步来看，步长越小，截断误差越小；但是随着步长的减小，不但会引起计算量的增大，同时也会导致舍入误差，因此需要

合理选择步长，通过大量仿真试验，最终确定仿真步长为 0.09 s^[18-19]。

前轮轮胎参数估计结果如图 6~9 所示。后轮轮胎参数估计结果如图 10~13 所示，从上述图中可

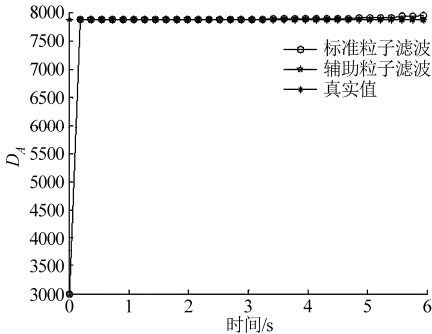


图 6 D_A 估计结果
Fig. 6 Estimation of D_A

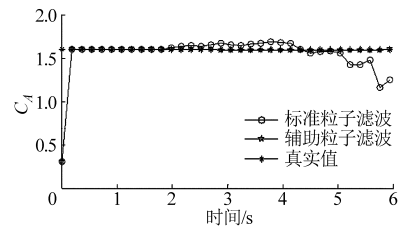


图 7 C_A 估计结果
Fig. 7 Estimation of C_A

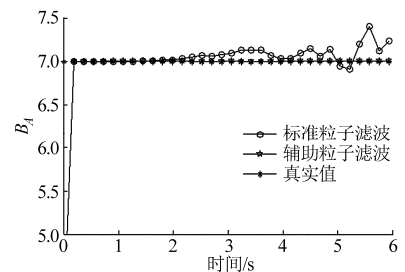


图 8 B_A 估计结果
Fig. 8 Estimation of B_A

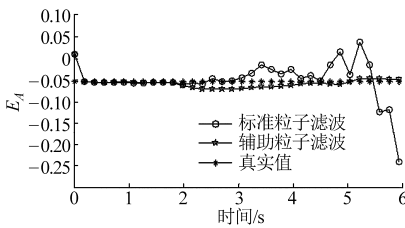


图 9 E_A 估计结果
Fig. 9 Estimation of E_A

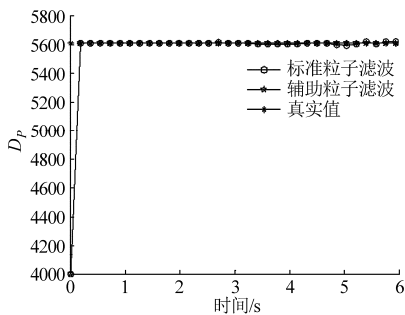


图 10 D_p 估计结果
Fig. 10 Estimation of D_p

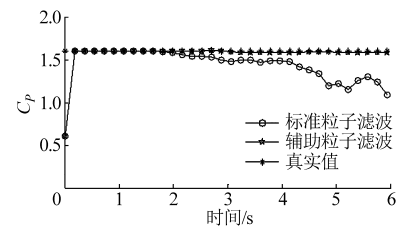


图 11 C_p 估计结果
Fig. 11 Estimation of C_p

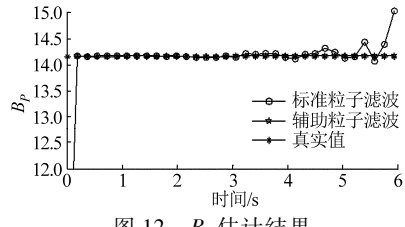


图 12 B_p 估计结果
Fig. 12 Estimation of B_p

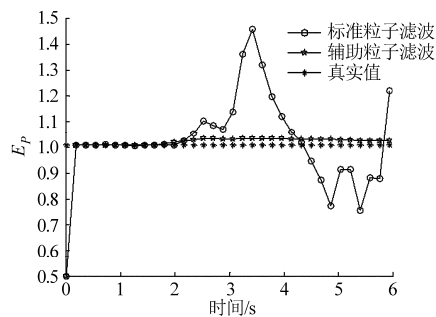


图 13 E_p 估计结果
Fig. 13 Estimation of E_p

子匮乏问题出现了轻微的发散现象,但整体估计效果较标准粒子滤波有很大改善。在参数估计最终值的确定上,采用了如下方法:即计算估计值与真实值的方差,选取方差最小的总估计数据的 20%,再求取这些点的平均值作为最终的估计值。表 2 列出了前、后轮胎魔术公式真实值和计算得到的最终估计值。从表 2 中可以看到,最终的估计值与真实值之间的差距较小,估计结果可靠。

表 2 魔术公式参数真实值和估计结果

Tab.2 Real value and estimation of magic formula parameters

参数	D_p	C_p	B_p	E_p	D_A	C_A	B_A	E_A
真实	5 609	1.6	14.16	1.007 3	7 872	1.6	6.998 6	-0.054
估计	5 608	1.596	14.13	1.012 6	7 871	1.605	6.985 1	-0.052

当粒子数目为 300 时对标准粒子滤波和 APF 算法的 8 个参数估计值的均方根误差 (RMSE) 进行了比较,如表 3 所示,进一步证明了 APF 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。

表 3 RMSE 比较 ($N=300$)

Tab.3 Comparison of RMSE ($N=300$)

参数	D_A	C_A	B_A	E_A	D_p	C_p	B_p	E_p
PF	40.6	1.11	2.41	0.21	20.12	0.70	1.41	0.17
APF	28.2	0.41	1.32	0.03	10.23	0.29	1.21	0.05

估计得到魔术公式参数后,此时这些参数可以作为已知量代入状态方程中,进行车辆行驶状态的估计和轮胎侧向力的估计。状态量 $\mathbf{x}'(t_0) = [0 \ 0.05 \ 0]$ 分别表示车辆侧向速度、横摆角位移、横

以看到,APF 对轮胎参数的估计效果要明显优于标准粒子滤波,与真实值的一致性更好。尤其是在 E_p 、 E_A 2 个参数的估计上,采用标准粒子滤波的估计结果在参数估计的后半段出现了很大波动,而 APF 总体平稳性较好,虽然在时间历程末期由于粒

摆角速度。以车辆纵向加速度、 x' 、方向盘转角 δ 为输入,选择了双移线试验工况 (double-lane-change) 进行估计运算。该工况下估计结果如图 14~18 所示。

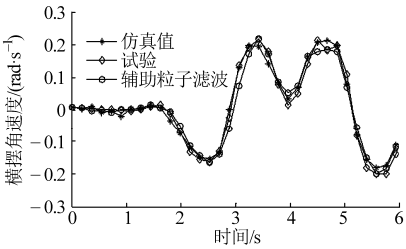


图 14 横摆角速度估计 (双移线)

Fig. 14 Estimation of yaw rate (double-lane-change)

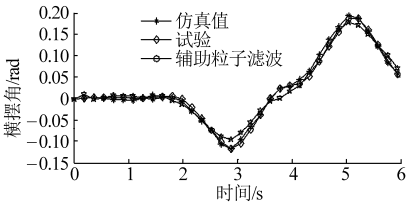


图 15 横摆角估计 (双移线)

Fig. 15 Estimation of yaw angle (double-lane-change)

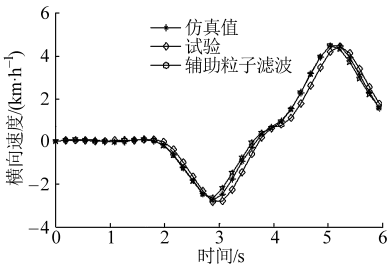


图 16 侧向速度估计 (双移线)

Fig. 16 Estimation of lateral velocity (double-lane-change)

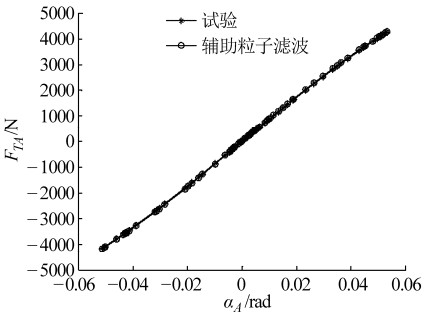


图 17 前轮侧向力估计 (双移线)

Fig. 17 Estimation of front tire cornering force (double-lane-change)

图 14~16 是把估计出的魔术公式参数代入动力学模型中得到的质心侧偏角、横摆角、侧向速度的估计值与试验数据的比较,图中显示估计值和测量值的一致性较好,估计值能够较好地反映车辆的动态行为。

图 17 和图 18 为利用估计的魔术公式参数计算得到的前轮侧向力和后轮侧向力与真实数据的比较,横坐标分别为前、后轮胎侧偏角。由图显示,估

计值与测量值一致性较好,该方法可以有效估计轮胎侧向力,为未来车辆底盘控制提供数据保证。

同时将估计出的参数代入到阶跃输入 (step-steer) 工况下实现车辆状态估计。

图 19~23 为阶跃输入下估计的横摆角速度、横摆角位移、横向速度和前、后轮侧向力。

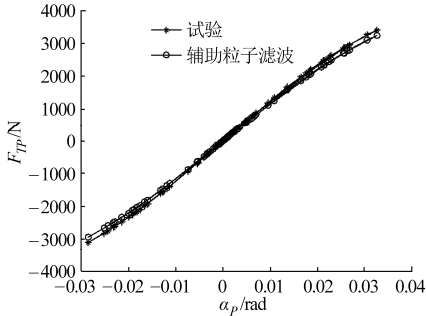


图 18 后轮侧向力估计 (双移线)

Fig. 18 Estimation of rear tire cornering force (double-lane-change)

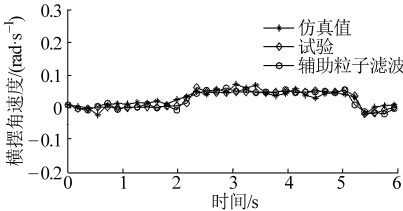


图 19 横摆角速度估计 (阶跃)

Fig. 19 Estimation of yaw rate (step-steer)

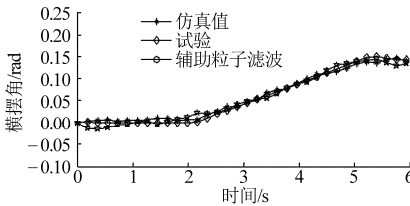


图 20 横摆角估计 (阶跃)

Fig. 20 Estimation of yaw angle (step-steer)

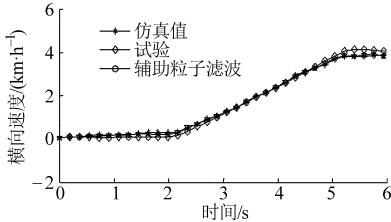


图 21 侧向速度估计 (阶跃)

Fig. 21 Estimation of lateral velocity (step-steer)

估计结果显示,由双移线工况下估计得到的参数应用于阶跃输入工况下,估算值和测量值仍然具有较好的一致性,说明了估计结果对其他工况的适应性。针对阶跃工况,上述试验结果是在阶跃输入为 5° 的情况下获得的,同时又分别在阶跃输入为 10° 、 15° 两种输入情况下进行了验证,在阶跃输入为 10° 的情况下,计算得到的横摆角位移、横摆角速

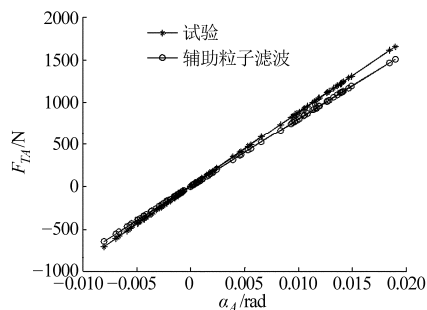


图22 前轮侧向力估计(阶跃)

Fig. 22 Estimation of front tire cornering force (step-steer)

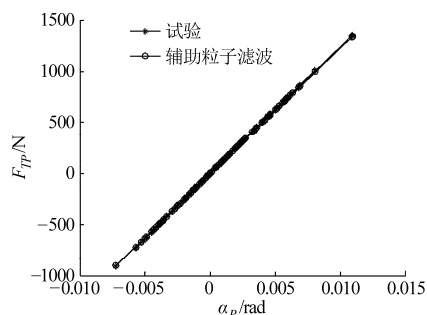


图23 后轮侧向力估计(阶跃)

Fig. 23 Estimation of rear tire cornering force (step-steer)

度的均方根误差(RMSE)为0.031、0.015;在输入为 15° 的情况下,计算得到的横摆角位移、横摆角速度的RMSE为0.052、0.026,估计结果与试验数据保

持了较好的一致性,进一步验证了该方法在阶跃工况下的普遍适应性。

6 结论

(1) 由于粒子滤波具有多目标跟踪的优势,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方法的引入实现了高阶系统的降阶,使粒子滤波应用于高阶系统成为可能。

(2) 标准粒子滤波所采用的采样重要性重抽样算法虽然方法简单,容易求解,但由于只是从粒子前期状态随机抽样,易造成有效信息的丢失。APF的采样过程在前一时刻进行,充分考虑当前时刻外界观测信息,通过两次加权操作,可以得到比标准粒子滤波更高的精度。

(3) 将最终估计魔术公式参数应用于车辆状态方程中,实现车辆行驶状态和侧向力的估计;构建试验平台,在双移线工况下记录数据,仿真结果与试验数据的一致性较好,验证了方法的有效性;同时将前期估算得到的参数进一步在阶跃输入工况下进行试验验证,也取得了较好的效果,验证了方法的普遍适应性。

参考文献

- 1 Braghin Francesco, Federico Cheli, Edoardo Sabbioni. Identification of tire model parameters through full vehicle experimental tests [J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2011, 133(3): 031006-1-031006-11.
- 2 Cheli Federico, 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.
- 3 Best Matthew C. Identifying tyre models directly from vehicle test data using an extended Kalman filter [J]. Vehicle System Dynamics, 2010, 48(2): 171-187.
- 4 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.
- 5 包瑞新, 贾敏, Edoardo Sabbioni, 等. 基于扩展 Kalman-粒子滤波技术的汽车行驶状态和参数联合估计方法研究 [J]. 农业机械学报, 2015, 46(2): 301-306.
- 6 胡士强, 敬忠良. 粒子滤波算法综述 [J]. 控制与决策, 2005(30): 361-371.
- 7 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.
- 8 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.
- 9 赵梅, 张三同, 朱刚. 辅助粒子滤波算法及仿真举例 [J]. 北京交通大学学报, 2006, 30(2): 24-28.
- 10 Pitt M K, Shephard N. Filtering via simulation: auxiliary particle filtering [J]. Journal of the American Statistical Association, 1999, 94(446): 590-599.
- 11 Yohan Petetin, François Desbouvries. Optimal SIR algorithm vs fully adapted auxiliary particle filter: a non asymptotic analysis [J]. Statistics and Computing, 2013, 23(6): 759-775.
- 12 喻凡, 林逸. 汽车系统动力学 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2005.
- 13 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.
- 14 Tuononen A J. Vehicle lateral state estimation based on measured tyre forces [J]. Sensors, 2009, 9(11): 8761-8775.
- 15 Haroon Muhammad, Adams D E, Yiu Wah Luh, 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.

952483, 1995.

6 纪少波,程勇,马宗正,等. 汽油机进气过程燃油喷射挥发速率影响因素分析[J]. 农业机械学报, 2013, 44(5): 25 – 30.
Ji Shaobo, Cheng Yong, Ma Zongzheng, et al. Influence factor analysis of fuel evaporation in intake stroke[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(5):25 – 30. (in Chinese)

7 李顶根,舒咏强. 汽油机进气道油膜模型参数辨识算法的研究[J]. 内燃机学报, 2009, 27(4): 363 – 369.
Li Dinggen,Shu Yongqiang. Research of parameter identification algorithm of intake port fuel film model for gasoline engine [J]. Transactions of CSICE, 2009, 27(4): 363 – 369. (in Chinese)

8 陈林林,魏民祥,杨海青. 汽油发动机瞬态工况油膜参数辨识的研究[J]. 电子科技大学学报:自然科学版, 2009, 38(4): 636 – 640.
Chen Linlin, Wei Minxiang, Yang Haiqing. Parameter identification of fuel film model transient condition for gasoline engine [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China: Natural Science Edition, 2009, 38(4): 636 – 640. (in Chinese)

9 Wu Yihu, Hou Zhixiang, Kuang Biao, et al. A compensate method for air fuel ratio in gasoline engine start process based on dynamic fuel film model [C]//2010 International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation, 2010, 1: 40 – 45.

10 Manzie C,Palaniswami M, Watson H. Model predictive control of a fuel injection system with a radial basis function network observer [J]. ASME Journal of Dynamic Systems Measurement and Control, 2002, 124(4): 648 – 659.

11 Elbert Hedricks. Engine modeling for control applications:a critical surver [J]. Meccanica, 1997, 32(5): 387 – 396.

12 孟嗣宗,郭少平,张文海. 发动机精确空燃比控制方法的研究[J]. 内燃机工程, 1999, 20(2): 70 – 75.
Meng Sizong, Guo Shaoping, Zhang Wenhai. Research on accurate air-fuel ratio control strategy of SI engines[J]. Chinese Internal Combustion Engine Engineering, 1999, 20(2): 70 – 75. (in Chinese)

13 洪木南,李建秋,欧阳明高. 汽油机油膜模型参数辨识[J]. 农业机械学报, 2010, 41(11): 26 – 30.
Hong Munan, Li Jianqiu, Ouyang Minggao. Parameters identification of the fuel film model for spark ignition engine [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(11): 26 – 30. (in Chinese)

14 邹博文,吴锋,杨志家. 电喷汽油机进气管燃油动态模型及补偿的仿真[J]. 汽车工程, 2004, 26(4): 423 – 429.
Zou Bowen, Wu Feng, Yang Zhijia. A simulation on fuel dynamic model and its compensation for the intake manifold of an EFI gasoline engine[J]. Automotive Engineering, 2004, 26(4): 423 – 429. (in Chinese)

15 朱航,王绍航. 电控汽油机进气道油膜特性参数的标定[J]. 汽车工程, 2004, 26(2): 127 – 130.
Zhu Hang, Wang Shaoguang. Calibration for characteristic parameters of fuel film in intake duct of EFI gasoline engine [J]. Automotive Engineering, 2004, 26(2): 127 – 130. (in Chinese)

16 Gangopadhyay A, Meckl P H. Extracting physical parameters from system identification of a natural gas engine [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2001, 9(3): 425 – 434.

17 Aquino C F. Transient A/F ratio control characteristic of the 5 liter central fuel injection engine [C]. SAE Paper 682 – 694, 1981.

18 李顶根,李小中. 电喷汽油机油膜效应动态参数辨识精度的研究[J]. 内燃机学报, 2010, 28(5): 453 – 458.
Li Dinggen, Li Xiaozhong. Study on accuracy identification of fuel film dynamic parameters in an electronically controlled gasoline engine [J]. Transactions of CSICE, 2010, 28(5): 453 – 458. (in Chinese)

19 Qadeer Ahmed. Estimating SI engine efficiencies and parameters in second-order sliding modes [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2010, 58(10): 4837 – 4846

20 Wu Yihu, Hou Zhixiang, Gong Huanchun. Modeling and simulating of intake pipe fuel film dynamic characteristic in gasoline engine start process [C]//2010 International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation, 2010(2): 700 – 704.

(上接第 288 页)

16 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.

17 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.

18 Dormand J R, Prince P J. A family of embedded Runge – Kutta formulae [J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 1980, 6(1):19 – 26.

19 Ascher U M, Steven J R, Raymond J S. Implicit-explicit Runge – Kutta methods for time-dependent partial differential equations [J]. Applied Numerical Mathematics,1997, 25(2):151 – 167.