

基于模型自适应粒子滤波的汽车状态估计^{*}

秦录芳^{1,2} 李伟^{1,2} 李军² 曹洁²

(1. 徐州工程学院江苏省大型工程装备检测与控制重点建设实验室, 徐州 221000;
2. 兰州理工大学电气工程与信息工程学院, 兰州 730050)

摘要: 为准确实时获取汽车行驶过程中的状态变量,提出了一种模型自适应更新粒子滤波方法。建立了非高斯噪声和非线性轮胎的汽车动力学模型,并基于小波变换的方法,采用高频子带估计传感器量测噪声的实时方差,提高了观测似然函数的真实拟合程度,结合自适应自回归模型对整车系统的状态进行自适应更新,较好地克服了粒子权值的退化现象;基于 ADAMS/Car 的虚拟实验和实车实验验证了所提方法的有效性。实验结果表明该方法在估计精度和克服噪声方面均优于常用方法,满足汽车状态估计器的软件性能要求。

关键词: 汽车动力学 状态估计 模型自适应 粒子滤波

中图分类号: U461.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2014)10-0022-07

引言

随着农业车辆自动化技术的发展,对农机车辆状态的准确实时估计问题已经成为汽车电子智能控制系统的热点问题之一^[1-2]。目前, Bosch、Continental、Delphi、TRW 等世界各大生产厂商都将汽车底盘电子智能控制系统纳入该领域的重点研究内容,而我国在该领域的研究起步较晚^[3]。汽车底盘电子控制系统的关键技术是通过车载传感器对汽车相应状态参量进行测量(例如横摆角速度、纵向速度、侧向加速度等),为实现电子系统的智能控制提供相应的参考信息。国内外研究人员提出了很多有效的方法对汽车的状态参量进行估计^[4-6],大致可以分为基于信号分析的方法和基于滤波估计的方法两大类。其中,基于信号的方法需要获取汽车传感信息的完整信号,但在实际环境中,由于汽车实体实验的昂贵性,部分参量的获取代价太大,甚至无法直接测量(如汽车质心侧偏角)。因此,基于滤波估计的方法受到了广大研究人员的青睐^[7-12]。由于粒子“退化”现象的存在,导致在滤波过程中,多数粒子的权值趋近于零,失去了多数粒子近似求和的优势,滤波精度下降,甚至发散。特别是对汽车参数传感器而言,由于外界恶劣工作环境的影响,往往会出现不可预测的冲击性干扰,导致观测出现野点,进一步加剧了退化程度。目前的研究,克服此缺陷的主要思想是通过其他智能算法对观测似然函数进行修正,确保低似然区函数能够向窄带尾部移动,促使

最新观测信息能够融入到量测似然函数中^[13],但进一步加大了算法的时间消耗,对于实时性要求较高的汽车状态估计而言,不适用。本文采用观测模型自适应自回归更新方法与小波变换相结合,对观测噪声的方差进行实时估计处理,并自适应更新系统的观测模型,确保似然函数的高度逼近能力。最后将该方法应用到汽车状态的估计中。

1 汽车的非线性动力学模型

1.1 7 自由度整车状态模型

2 自由度与 3 自由度模型是目前汽车状态估计系统中常用的整体模型。其中,2 自由度模型是分析汽车匀速运动的线性模型,主要用于研究横摆、侧向运动,在实际运行中,当路面不平或者出现快速机动等突变情况时,汽车的纵向速度是时变的,这种纵向变化对 2 自由度参数的影响是不能忽略的。与之相比,3 自由度模型虽然考虑了汽车纵向运动的影响,但是忽略了车轮的回转运动效应。考虑到路面凹凸对车轮的影响,本文采用 7 自由度汽车整体运动模型^[14],其具体的模型示意图如图 1 所示。

将汽车的运动模型分解如下:

纵向模型

$$\begin{cases} \dot{v}_x = a_x + v_y \omega \\ a_x = \frac{F_{x/L} \cos \delta + F_{x/R} \cos \delta + F_{xrL} + F_{xR} - F_{y/L} \sin \delta - F_{y/R} \sin \delta}{m} \end{cases} \quad (1)$$

侧向模型

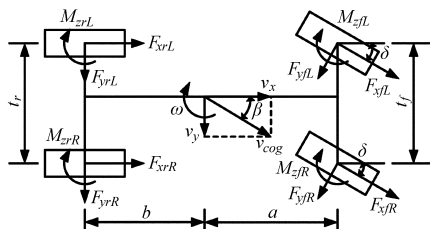


图 1 7 自由度汽车动力学模型示意图

Fig. 1 Vehicle dynamics model diagram of seven degrees of freedom

$$\begin{cases} \dot{v}_y = a_y - v_x \omega \\ a_y = \frac{F_{xfL} \sin \delta + F_{xfR} \sin \delta + F_{yfL} \cos \delta + F_{yfR} \cos \delta + F_{xrL} + F_{xrR}}{m} \end{cases} \quad (2)$$

横摆运动模型

$$\begin{cases} \Gamma = \frac{t_f(F'_{xfL} - F'_{xfR})}{2} + \frac{t_r(F_{xrL} - F_{xrR})}{2} + a(F'_{yfL} + F'_{yfR}) - b(F_{yrL} + F_{yrR}) + M_{zfL} + M_{zfR} + M_{zrL} + M_{zrR} \\ \dot{\omega} = \frac{\Gamma}{I_z} \\ F'_{xij} = F_{xij} \cos \delta - F_{yij} \sin \delta \\ F'_{yij} = F_{yij} \cos \delta + F_{xij} \sin \delta \end{cases} \quad (3)$$

式中 i 取 t, f ; j 取 L, R 。

忽略惯性阻力偶矩和空气的升力作用, 汽车右转弯时各个轮胎的垂直载荷为

$$\begin{cases} F_{zfL} = b \left(\frac{mg}{2l} + \frac{ma_y h}{t_f l} \right) - \frac{ma_x h}{2l} \\ F_{zfR} = b \left(\frac{mg}{2l} - \frac{ma_y h}{t_f l} \right) - \frac{ma_x h}{2l} \\ F_{zrL} = a \left(\frac{mg}{2} + \frac{ma_y h}{t_r l} \right) + \frac{ma_x h}{2l} \\ F_{zrR} = a \left(\frac{mg}{2} - \frac{ma_y h}{t_r l} \right) + \frac{ma_x h}{2l} \end{cases} \quad (4)$$

其中 $l = a + b$

式中 v_x ——纵向速度

v_y ——侧向速度

a_x ——纵向加速度

a_y ——侧向加速度

ω ——横摆角速度

δ ——前轮转角

m ——整车质量

F_{xij} 、 F_{yij} 、 M_{zij} ——各个车轮上的纵向力、侧向力和回正力矩

t_f 、 t_r ——前、后轮距宽

I_z ——整车绕铅垂轴转动惯量

Γ ——整车绕 z 轴的横摆力矩

l ——前后轴距

h ——质心高度

g ——重力加速度

a ——整车质心距前轴的距离

b ——整车质心距后轴的距离

下标 f, r, L, R 表示前、后、左、右轮。其具体的位置参看图 1 中的标注。

各个轮胎的侧偏角为^[13]

$$\begin{cases} \alpha_{fL} = \delta - \arctan \frac{v_y + a\omega}{v_x + t_f \omega / 2} \\ \alpha_{fR} = \delta - \arctan \frac{v_y + a\omega}{v_x - t_f \omega / 2} \\ \alpha_{rL} = -\arctan \frac{v_y - b\omega}{v_x + t_r \omega / 2} \\ \alpha_{rR} = -\arctan \frac{v_y - b\omega}{v_x - t_r \omega / 2} \end{cases} \quad (5)$$

则整车质心侧偏角可以表示为

$$\beta = \arctan \frac{v_y}{v_x} \quad (6)$$

则各个轮胎的滑移率可以表示为

$$S_{ij} = (r_e \omega_{ij} - u_{wij}) / u_{wij} \quad (7)$$

式中 r_e ——轮胎滚动半径

ω_{ij} ——车轮转动角速度

u_{wij} ——车轮中心速度

$$\begin{cases} u_{wfl} = v_{cog} + \omega \left(\frac{t_f}{2} + a\beta \right) \\ u_{wfr} = v_{cog} - \omega \left(\frac{t_f}{2} - a\beta \right) \\ u_{wrl} = v_{cog} + \omega \left(\frac{t_r}{2} - b\beta \right) \\ u_{wrr} = v_{cog} - \omega \left(\frac{t_r}{2} + b\beta \right) \end{cases} \quad (8)$$

式中 v_{cog} ——质心速度

1.2 轮胎模型

Fiala 模型是 ADAMS/Car 软件中常用的轮胎非线性模型, 本文采用该模型对轮胎的非线性侧偏效果进行描述^[10]

$$F_x = C_s S_s \quad (9)$$

$$F_y = \begin{cases} -\varphi F_z (\theta - 0.066 8 \theta^2 - 0.103 2 \theta^3) & (\theta < 1.54) \\ -1.006 3 \varphi F_z & (\theta \geq 1.54) \end{cases} \quad (10)$$

$$M_z = \begin{cases} \varphi F_z L_r (0.274 9 \theta - 0.095 0 \theta^2 - 0.087 2 \theta^3 + 0.035 3 \theta^4) & (\theta \leq 2) \\ \frac{0.225 8 \mu F_z e}{\theta - 0.32} & (\theta > 2) \end{cases} \quad (11)$$

其中 $C_s = \left| \frac{\partial F_x}{\partial S} \right|_{S=0}$ $\theta = C_\alpha \frac{\tan \alpha}{\mu |F_z|}$

$C_\alpha = \left| \frac{\partial F_y}{\partial \alpha} \right|_{\alpha=0}$

式中 C_s ——线性域轮胎纵向滑行刚度,取值为 1 200 N/m

θ ——量纲一侧偏角

C_α ——线性域下轮胎侧偏刚度,取 600 N/(°)

μ ——路面附着系数,取 1.0

φ ——路面附着因数

F_z ——轮胎垂向载荷

L_r ——轮胎印迹长度(设印迹为长方形),取 70 mm

e ——轮胎拖距,取 31.7 mm

1.3 非高斯噪声模型

虽然高斯噪声具有解析数学的形式,但是并不适合描述汽车在机动转弯情况下的轮胎摩擦噪声,如果仍然采用高斯特性分析,容易导致模型漂移,甚至产生发散现象。文献[15]中提出一种双参量柯西-高斯混合模型的噪声形式对这种杂波的噪声环境具有很好的拟合度,其具体的表达式如下

$$f_\alpha(x) \approx \varepsilon \frac{\gamma}{\pi(x^2 + \gamma^2)} + (1 - \varepsilon) \frac{1}{2\sqrt{\pi}\gamma} e^{-\frac{x^2}{4\gamma^2}} \quad (12)$$

其中 $\varepsilon = \frac{4 - \alpha^2}{3\alpha^2} \quad (13)$

式中 ε ——模型的混合比率

稳态分布参数 $0 < \alpha < 2$, γ 为对称的 α 稳态分布的比率。在本文 7 自由度整体模型中,可以将其表示为

$$f(x) \approx \varepsilon \frac{\gamma}{\pi[(x - v)^2 + \gamma^2]} + (1 - \varepsilon) \frac{1}{2\sqrt{\pi}\sigma} e^{-\frac{(x - \mu)^2}{4R^2}} \quad (14)$$

其中, v 表示柯西分布峰值所在的位置参量,本文中当前位置信息, γ 表示对应的模型偏移度。 (μ, R) 代表着高斯分布的均值和方差,实验中均值取值为 0, 方差采用以下方法进行实时估计。

1.4 噪声方差

由于受传感器精度和周围环境的影响,噪声强度变化较大,统计特性产生较大方差,为加强观察模型的拟合程度,本文在观测信息的预处理阶段,采用 Donoho 提出的小波方法对噪声的方差进行实时估计^[16]。小波变换后,变换信号的主要能量大部分都趋向于尺度较大的子带,小尺度的高频子带幅度较小、能量较低。因此,对观测信号进行小波变换以后,将高频子带的系数作为估计的噪声方差,其表达式为

$$\delta^2 = \left(\frac{m_{\text{mad}}}{0.627} \right)^2 \quad (15)$$

式中, m_{mad} 为高频子带小波系数幅度的中值。为满足实时跟踪测量误差变化,对过去 N 个时刻测量数据进行小波变换,本文采用 Haar 小波变换^[17], 且 $N = 64$ 。为了保证噪声估计的自适应性,采用式(15)对 $R(t)$ 迭代更新

$$R(t) = \begin{cases} \delta^2 & (0 \leq t < N) \\ 0.9R(t-1) + 0.1\delta(t) & (\text{其他}) \end{cases} \quad (16)$$

式中 δ^2 ——传感器的零位偏差

2 模型自适应粒子滤波算法

2.1 传统粒子滤波

理论上,传统粒子滤波(Conventional particle filter, CPF)算法提供了一种任意的数值逼近方法^[18]。其主要思想是通过一组赋予权重的粒子集合来估计系统的后验概率密度^[19]。针对给定的系统状态方程,可以将 CPF 概括为预测和更新两个步骤,采用 $\{x_{0:k}^i, \omega_k^i\}_{i=1}^N$ 表示系统后验概率密度 $p(x_{0:k} | Y_k)$ 的采样粒子集合,其中, $\{x_{0:k}^i\}_{i=1}^N$ 为赋予相应权重信息的采样粒子集合, $\{\omega_k^i\}_{i=1}^N$ 为相应粒子的权重信息,且满足 $\sum_{i=1}^N \omega_k^i = 1$, $x_{0:k} = \{x_0, x_1, \dots, x_k\}$ 表示到 k 时刻为止系统的所有状态集合。在给定量测信息 $Y_k = \{y_1, y_2, \dots, y_k\}$ 的基础上,根据 CPF 的思想,有

$$p(x_{0:k} | Y_k) \approx \sum_{i=1}^N \omega_k^i \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^i) \quad (17)$$

其中 $\omega_k^i \propto \omega_{k-1}^i \frac{p(y_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)} \quad (18)$

$q(x_k | \cdot)$ 为建议分布函数,通常情况下,选择 $q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k) = p(x_k^i | x_{k-1}^i)$ 作为建议分布函数的先验分布,将其代入式(18),可以得到

$$\omega_k^i \propto \omega_{k-1}^i p(y_k | x_k^i) \quad (19)$$

2.2 模型自适应粒子滤波

对于离散观测系统而言,其序列的当前参量值可以通过历史信息的加权求和取得,相应的权值信息被称为 AR(Adaptive regressive)系数,为进行系统模型的自适应处理,本文利用自适应自回归(Adaptive auto regressive, AAR)模型作为系统的状态转移模型。其中, p 为 AAR 模型可以表示为^[20]

$$X_t = a_t^T X_{t-g} + u_t \quad (g = 1, 2, \dots, p) \quad (20)$$

式中 t ——时间

X_t ——状态变量

u_t ——零均值的高斯噪声

模型自适应更新就是在给定状态 $\mathbf{X}_t$ 序列值的情况下推导权重 $\mathbf{a}_t$ 的最优值,其中权重 $\mathbf{a}_t$ 为 AAR 模型的系数参量。则模型的预测误差可以表示为

$$\mathbf{e}_t = \mathbf{X}_t - \hat{\mathbf{a}}_{t-1}^T \mathbf{X}_{t-1}$$

(21)

$\hat{\mathbf{a}}_{t-1}$ 是 AAR 模型参量的估计值。 $\mathbf{e}_t$ 是由过去 p 个采样值 $\hat{\mathbf{a}}_{t-1}^T \mathbf{X}_{t-1}$ 的预测状态值和实际的状态值 $\mathbf{X}_t$ 之差,主要用于对 AAR 模型参量的更新,其更新公式可以表示为

$$\mathbf{A}_t = (1 - U_c) \mathbf{A}_{t-1} + U_c \mathbf{X}_t \mathbf{X}_t^T$$

(22)

$$\mathbf{k}_t = \frac{U_c \mathbf{A}_t \mathbf{X}_t}{U_c \mathbf{X}_t \mathbf{A}_t \mathbf{X}_t^T + 1}$$

(23)

$$\hat{\mathbf{a}}_t = \hat{\mathbf{a}}_{t-1} + \mathbf{k}_t^T \mathbf{e}_t$$

(24)

式中 $\mathbf{A}_t$ ——信号本身的协方差矩阵

U_c ——决定自适应速度的更新系数

$\mathbf{k}_t$ ——更新增益

本文采用的自适应状态转移模型为

$$\mathbf{X}_t = \hat{\mathbf{a}}_t^T \mathbf{X}_{t-g} + \mathbf{u}_t \quad (g = 1, 2, \cdots, p)$$

(25)

初始参量 $\hat{\mathbf{a}}_0$ 可以通过 LSM 计算得到,或者人为设定初值。

3 实验结果与分析

为充分验证本文方法的有效性和优越性,该部分进行了两步实验对比。首先采用虚拟样机软件 ADAMS 对软件自身的一款给定参数的汽车进行了实验仿真分析;然后按照 ISO3888-1-1999 标准进行某汽车的蛇形场地实车实验,并给出了实验的结果分析。

3.1 基于 ADAMS 的虚拟实验仿真

针对本文所提方法,采用虚拟样机软件 ADAMS 对一款给定参数的汽车进行了实验仿真分析,汽车的具体参数如表 1 所示。

表 1 虚拟实验汽车参数

Tab. 1 Parameter values of virtual car experiment

参数	数值
m/kg	1 528
a/m	1.48
b/m	1.08
h/m	0.432
t_f/m	1.520
t_r/m	1.594
r_e/m	0.33
$I_z/(\text{kg}\cdot\text{m}^2)$	2 440

根据给定参数和实验需求组装的整车虚拟样机模型如图 2 所示。

实验中采用常用的蛇形线路。其具体的线路图如图 3 所示,在图中线路曲线极值周围,汽车需进行

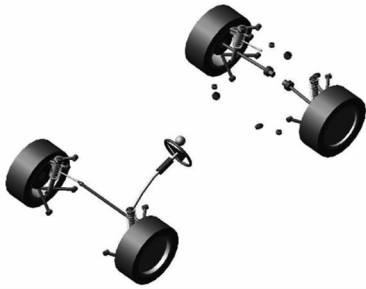


图 2 用于实验仿真的整车模型

Fig. 2 Vehicle model for simulation

快速机动行驶,导致过程噪声呈现非高斯状态,且噪声的统计方差增加。整个模拟行驶时间设置为 10 s,采样频率为 100 Hz。

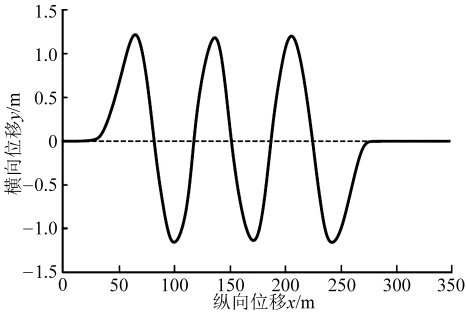


图 3 汽车模拟实验的蛇形线路

Fig. 3 Coiled line of vehicle simulation experiment

为验证本文方法的有效性,实验中将文献[11-12]的方法与本文方法的估计效果进行了对比, v_x 、 v_y 、 a_x 、 a_y 、 ω 、 β 6 个状态量的估计结果如图 4 所示。

由图 4 可以明显地看出,采用的几种方法在趋势上都能很好地估计汽车 6 个参量的状态,对于具有强机动运动状态的峰值处,本文方法具有较高的精度和稳定性。

3.2 实车实验验证

按照 ISO3888-1-1999 标准进行某汽车的蛇形场地实车实验,车上安装了陀螺仪用来实时采集汽车的横摆角速度和侧向加速度,采用非接触式速度传感器测量汽车的纵向速度和侧向速度,用 ABS 轮速传感器采集 4 个车轮的角速度,用方向盘转角测试仪测量方向盘转角,同时加载了结合传感信息的状态控制检测电路板和数据无线发射信号。

由于主要用于实验验证,整个实验采用无线信号传输,并通过计算机软件实时状态检测估计的方式进行分时同步处理,实验中难免会产生一定的信号传输干扰噪声,在处理中将其考虑为加载到传感器上的加性噪声,统一看作需要估计统计特性的传感噪声。实验车速为 30~50 km/h 左右,图 5 给出了实车实验的线路及场景,为了增加 4 个轮胎胎面和纵向动力特性的影响,更加贴近农用机车的实际

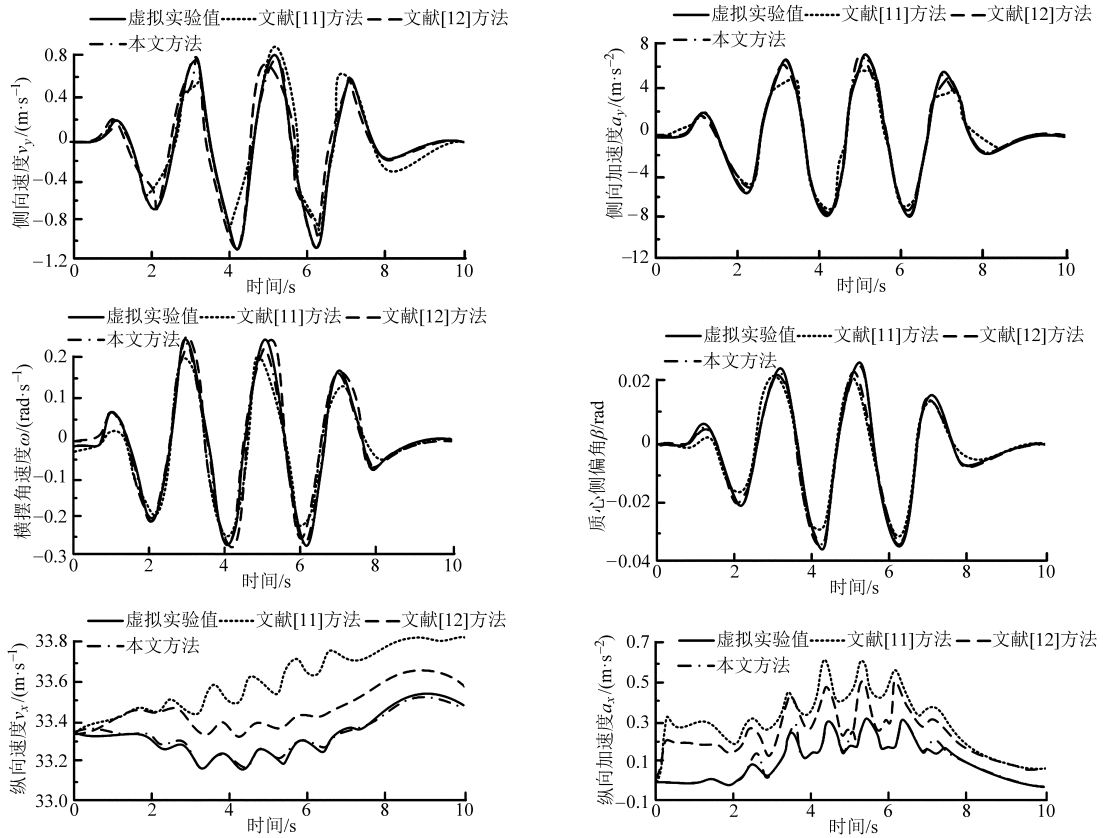


图 4 估计值与虚拟实验值的比较
Fig. 4 Comparison of estimation value and virtual experimental value

工况,本文实验中蛇形路线选择了具有一定坡度的沙土路面,具体的实验场景如图 5 所示。图 6 中给出了传感器信息采集及传输系统的电路板、传输天线和实际的安装位置。



图 5 实车实验场景
Fig. 5 Real vehicle experiment environment

图 7 中给出了几个参量的具体估计结果,从图中的对比可以看出,虽然估计值与实际值存在着误差,特别是在转弯机动运行的过程当中存在着估计值的震荡现象,但是由于模型的自适应和噪声的实时估计,估计器会很快地收敛到稳定状态,并保持较高的拟合程度。

4 结束语

针对汽车状态估计问题,提出了一种模型自适应更新的粒子滤波估计方法,该方法采用 7 自由度

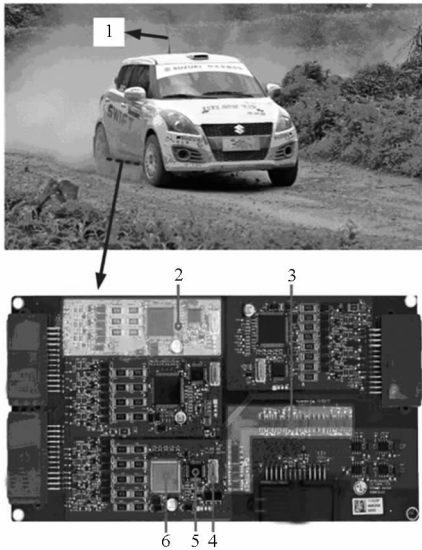


图 6 实时信息传输系统
Fig. 6 Real-time information transmission system
1. 采集数据发射天线 2. 传感电路 3. 光电耦合通路 4. 4 MHz 载频信号发生器 5. 飞思卡尔 S9S08dz32 芯片 6. LG ChemL9763 芯片

模型对汽车整体模型进行建模,并将非高斯噪声模型引入到系统的传感器观测数据中,基于小波变换的方法采用高频子带高能量聚集信息估计噪声的实时方差,有效避免了粒子权值的退化现象;并采用自适应自回归模型对系统的状态模型进行自适应更

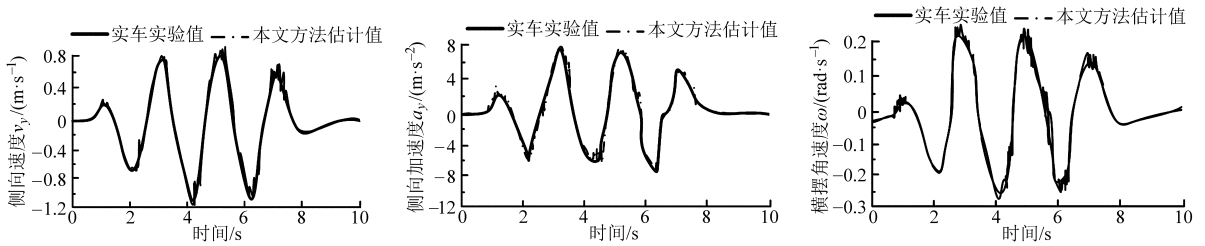


图 7 实验与估计值比较

Fig. 7 Comparison of estimation value and experimental values

新。ADAMS 虚拟实验的快速蛇形极限工况仿真实验及实车实验均验证了本文方法的优越性。

参 考 文 献

- Benjamin L P, Hosam K F, Jeffrey L S. Recursive estimation for reduced-order state-space models using polynomial chaos theory applied to vehicle mass estimation[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2014, 22(1): 224 – 229.
- 陈祯福. 汽车底盘控制技术的现状和发展趋势[J]. 汽车工程, 2006, 28(2): 105 – 113.
Chen Zhenfu. Status and tendency of the vehicle chassis control technology[J]. Automotive Engineering, 2006, 28(2): 105 – 113. (in Chinese)
- 宗长富, 郑宏宇, 徐颖, 等. 基于信息融合技术的汽车状态估计算法[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2008, 38(2): 1 – 4.
Zong Changfu, Zheng Hongyu, Xu Ying, et al. Study in vehicle state estimation based on the information fusion algorithm[J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2008, 38(2): 1 – 4. (in Chinese)
- Hsu Lingyuan, Chen Tsunglin. Vehicle full-state estimation and prediction system using state observers[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2009, 58(6): 2651 – 2662.
- 周聪, 肖建, 王嵩. 多采样率卡尔曼滤波器在汽车状态估计中的应用[J]. 西南交通大学学报, 2012, 47(5): 849 – 854.
Zhou Cong, Xiao Jian, Wang Song. Application of multi-rate unscented Kalman filter to state estimation in vehicle's active front steering system[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2012, 47(5): 849 – 854. (in Chinese)
- 周聪, 肖建, 盛瀚民. 多采样率 EKF 软测量在汽车状态估计中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2012, 26(2): 132 – 137.
Zhou Cong, Xiao Jian, Sheng Hanmin. Application of multi-rate EKF soft computing in vehicle state estimation[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2012, 26(2): 132 – 137. (in Chinese)
- Venhovens Pau J T, Naab Karl. Vehicle dynamics estimation using Kalman filters[J]. Vehicle System Dynamics, 1999, 32(2 – 3): 171 – 184.
- Wenzel T A, Burnham K J, Blundell M V, et al. Dual extended Kalman filter for vehicle state and parameter estimation[J]. Vehicle System Dynamics, 2006, 44(2): 153 – 171.
- Wenzel T A, Burnham K J, Blundell M V, et al. Kalman filter as a virtual sensor: applied to automotive stability system[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2007, 29(2): 95 – 115.
- 赵又群, 林葵. 基于 UKF 算法的汽车状态估计[J]. 中国机械工程, 2010, 21(5): 615 – 619.
Zhao Youqun, Lin Fen. Vehicle state estimation based on unscented Kalman filter algorithm[J]. China Mechanical Engineering, 2010, 21(5): 615 – 619. (in Chinese)
- 周聪, 肖建. 改进强跟踪滤波算法及其在汽车状态估计中的应用[J]. 自动化学报, 2012, 38(9): 1520 – 1527.
Zhou Cong, Xiao Jian. Improved strong track filter and its application to vehicle state estimation[J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(9): 1520 – 1527. (in Chinese)
- 林葵, 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 – 28.
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 – 28. (in Chinese)
- 葛哲学, 杨拥民, 胡政, 等. 非高斯噪声下基于 U-粒子滤波器和似然比的非线性系统故障诊断[J]. 机械工程学报, 2007, 43(10): 27 – 31.
Ge Zhexue, Yang Yongmin, Hu Zheng, et al. Unscented particle filter and log likelihood ratio based fault diagnosis of nonlinear system in non-Gaussian noises[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2007, 43(10): 27 – 31. (in Chinese)
- Stephant J, Charara A, Meizel D. Virtual sensor: application to vehicle sideslip angle and transversal forces[J]. IEEE Transaction on Industrial Electronics, 2004, 51(2): 278 – 289.
- Xia Yuanqing, Deng Zhihong, Li Li, et al. A new continuous-discrete particle filter for continuous-discrete nonlinear systems[J]. Information Sciences, 2013, 242: 64 – 75.
- Donoho D L. Denoising by soft thresholding[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3): 613 – 627.
- 何星, 王宏力, 陆敬辉, 等. 基于优选小波包和 ELM 的模拟电路故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(11): 2614 – 2619.
He Xing, Wang Hongli, Lu Jinghui, et al. Analog circuit fault diagnosis method based on preferred wavelet packet and ELM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(11): 2614 – 2619. (in Chinese)

18 Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2004, 52(3): 401–422.

19 曹洁,李伟. 基于多特征融合的目标跟踪算法[J]. 兰州理工大学学报,2011,37(2):80–84.
Cao Jie, Li Wei. Object tracking algorithm based on multi-feature fusion[J]. Journal of Lanzhou University of Technology, 2011, 37(2):80–84. (in Chinese)

20 Yoon Changyong, Cheon Minkyu, Mignon Park. Object tracking from image sequences using adaptive models in fuzzy particle filter[J]. Information Sciences, 2013, 253: 74–99.

Estimation of Vehicle States Based on Adaptive Model Particle Filter

Qin Lufang^{1,2} Li Wei^{1,2} Li Jun² Cao Jie²

(1. Jiangsu Key Laboratory of Large Engineering Equipment Detection and Control, Xuzhou Institute of Technology, Xuzhou 221000, China

2. College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: In order to get the accurate and real-time vehicle state variables in running, a new kind of model adaptive update particle filter method is proposed. The non-Gaussian and non-linear tire noise vehicle dynamics model is established. High frequency sub-band is used to estimate real-time measurement noise variance of sensors based on the wavelet transform. The real fitting degree of observation likelihood function is improved and the degradation phenomenon of particle weight is improved to a certain extent by the combination of the adaptive auto regression model of the whole vehicle system state. Virtual experiment based on ADAMS/Car and real vehicle experiment verify the validity of the proposed method. Experiment results show that the estimation precision and anti-noise performance of the proposed method are superior to those of the commonly used method, and can satisfy the requirements of vehicle state estimation.

Key words: Vehicle dynamics State estimation Model adaptive Particle filter

(上接第 109 页)

Directional Adsorption Characteristics of Corn Seed Based on
Fluent and High-speed Photography

Zhao Xueguan Xu Liming Wang Yingbiao Li Chao

(Key Laboratory of Soil-Machine-Plant System Technology, MOA, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: Directed sowing corn can make the corn growth consistent, increasing core planting density and yield of crops. Corn directional sowing tapes was one of the methods to realize the directional seeding. In order to ensure that seed direction deflection did not occur in the process of adsorption, we designed the seed adsorption arranging mechanism, and established the mechanical model of joint adsorption of seed. Software Fluent was used to make simulated analysis of the seed suction airflow field. Taking suction cone angle, hole spacing, and lateral plate width as three factors, an orthogonal experiment was carried out, and the directional absorption-arranging of corn seeds was determined. The best suction model parameters were as following, suction cone angle was 60°, hole spacing was 1.5 mm, lateral plate width was 4 mm, and air velocity was 6~8 m/s.

Key words: Corn seed Directional sowing Vacuum suction Absorption property Fluent Simulation