

自适应软测量算法的汽车行驶状态估计

郝亮^{1,2}, 郭立新¹
(1. 东北大学 机械工程与自动化学院, 辽宁 沈阳 110819; 2. 辽宁工业大学 汽车与交通工程学院, 辽宁 锦州 121001)

摘 要: 为了实现车辆行驶状态低成本测量, 设计了估计汽车行驶状态参数的传统无迹卡尔曼滤波器和能够有效解决噪声时变特性的次优 Sage-Husa 噪声估计器相结合算法, 通过建立电动汽车 3 自由度的动力学模型和 HSRI 轮胎模型, 且融合低成本测量的纵、横向加速度和方向盘转向角传感器测量信息, 从而可精确估计电动汽车行驶状态. 在选定的典型工况下, 通过与无迹卡尔曼软测量算法进行对比, 硬件在环实验结果有效地验证了自适应无迹卡尔曼软测量算法具有很好的鲁棒性, 且比无迹卡尔曼软测量算法更加能够有效地估计电动汽车的行驶状态.

关 键 词: 自适应无迹卡尔曼软测量算法; 次优 Sage-Husa 噪声估计器; 3 自由度动力学模型; HSRI 轮胎模型; 硬件在环

中图分类号: U 463.42; U 469.72⁺2 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2019)01-0070-07

Vehicle Driving State Estimation of the Adaptive Soft-Sensing Algorithm

HAO Liang^{1,2}, GUO Li-xin¹
(1. School of Mechanical Engineering & Automation, Northeastern University, Shenyang 110819, China;
2. Automobile & Traffic Engineering College, Liaoning University of Technology, Jinzhou 121001, China.
Corresponding author: HAO Liang, E-mail: hl867438249@126.com)

Abstract: The low-cost measurement of vehicle driving states is realized by establishing an algorithm based on the traditional unscented Kalman filter (UKF) which can estimate vehicle driving state parameters and the sub-optimal Sage-Husa noise estimator which can effectively solve the problem of noises varying with time. Meanwhile three-degree-of-freedom (3-DOF) dynamic model of electrical vehicles and highway safety research institute (HSRI) tire model are established. Accordingly, electrical vehicle driving states can be accurately estimated by fusing the low-cost measurement information of longitudinal and lateral acceleration and handwheel steering angles. Under the selected typical working condition, the adaptive unscented Kalman filter (AUKF) soft-sensing algorithm is compared with the UKF soft-sensing algorithm, and the hardware-in-the-loop (HIL) testing platform result indicates the AUKF soft-sensing algorithm has a good performance in robustness and is able to realize the effective estimation of electrical vehicles' driving state more precisely than the UKF soft-sensing algorithm.

Key words: AUKF soft-sensing algorithm; sub-optimal Sage-Husa noise estimator; three-degree-of-freedom dynamic model; highway safety research institute tire model; hardware-in-the-loop

近年来, 分布式电动汽车是最有前景的电动汽车之一, 它是研究新一代车辆控制技术、探索车辆最优动力学性能最理想载体, 因此, 采用软测量技术实现低成本准确测量其运动状态参数至关重要. 目前, 车辆的动力及运动学各种参数精确测量广泛采用了软测量技术. 文献[1-2]分别采用无迹卡尔曼和自适应卡尔曼技术估计车辆的运动状态和参数; 文献[3]采用多采样率扩展卡尔曼软

测量算法对汽车形式状态进行有效估计;另外,文献[4-5]建立了双无迹卡尔曼和双扩展卡尔曼状态与参数估计器,对车辆行驶状态和参数分别进行有效估计,文献[6]则提出了采用 UKF 滤波对汽车纵向和横向速度估计算法进行研究,文献[7-9]则提出采用 UKF 对汽车的状态和路面参数进行估计。

由于无迹卡尔曼的软测量技术需要的噪声统计特性精确度较高,但是实际过程中噪声统计特性是实时变化的,这样容易导致估计精度大大降低,甚至发散。为此,本文将 Sage-Husa 与 UKF 结合建立新的自适应软测量算法,避免了上述的缺陷,同时根据多传感器融合技术,实现对电动汽车纵、横向车速,质心侧偏角和横摆角速度状态参数精确估计,通过硬件在环实验验证了该算法的有效性。

1 三自由度电动汽车动力学模型

三自由度模型包括纵、侧向车速和横摆角速度 3 个自由度,其中 ISO 坐标系采用通过车辆质心, x 轴向右为正,且为纵向对称轴; y 轴向上为正且通过车辆质心 O 点,如图 1 所示。通过三自由度动力学模型可推导出动力学方程如式(1)所示。

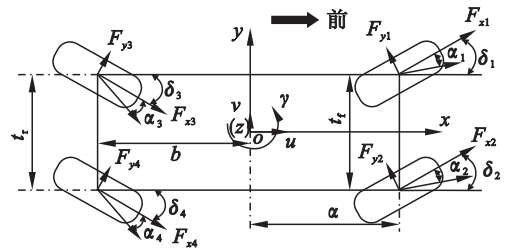


图 1 动力学的电动车整车的模型

Fig. 1 Dynamic electrical vehicle model

$$\begin{aligned}
 \dot{u} &= a_x + v \cdot \gamma, \\
 \dot{v} &= a_y - u \cdot \gamma, \\
 \dot{\gamma} &= \frac{\Gamma}{I_z}, \\
 \Gamma &= a(F_{x1} \sin \delta_1 + F_{y1} \cos \delta_1) - \frac{t_f}{2}(F_{x1} \cos \delta_1 - F_{y1} \sin \delta_1) + \\
 &\quad a(F_{x2} \sin \delta_2 + F_{y2} \cos \delta_2) + \frac{t_f}{2}(F_{x2} \cos \delta_2 - F_{y2} \sin \delta_2) - \\
 &\quad b(F_{x3} \sin \delta_3 + F_{y3} \cos \delta_3) - \frac{t_r}{2}(F_{x3} \cos \delta_3 - F_{y3} \sin \delta_3) - \\
 &\quad b(F_{x4} \sin \delta_4 + F_{y4} \cos \delta_4) + \frac{t_r}{2}(F_{x4} \cos \delta_4 - F_{y4} \sin \delta_4), \\
 \beta &= \frac{v}{u}, \\
 a_x &= \frac{1}{m}(F_{x1} \cos \delta_1 - F_{y1} \sin \delta_1 + F_{x2} \cos \delta_2 - F_{y2} \sin \delta_2 + \\
 &\quad F_{x3} \cos \delta_3 - F_{y3} \sin \delta_3 + F_{x4} \cos \delta_4 - F_{y4} \sin \delta_4 - F_w), \\
 a_y &= \frac{1}{m}(F_{x1} \sin \delta_1 + F_{y1} \cos \delta_1 + F_{x2} \sin \delta_2 + F_{y2} \cos \delta_2 + \\
 &\quad F_{x3} \sin \delta_3 + F_{y3} \cos \delta_3 + F_{x4} \sin \delta_4 + F_{y4} \cos \delta_4).
 \end{aligned} \tag{1}$$

式中: u 为车辆纵向的车速; m 为整车总质量; v 为车辆侧向的车速; β 为车辆质心的侧偏角; γ 为横摆角速度; a_x 为车辆纵向的加速度; a_y 为车辆侧向的加速度; Γ 为绕 z 轴的力矩; I_z 为绕 z 轴的转动惯量; δ_i 为车轮转角; F_{xj} 为轮胎纵向力; F_{yj} 为轮胎侧向力; j 分别为 1(前左)、2(前右)、3(后左)、4(后右); F_w 为风阻; a, b 为车辆质心到前后轴的距离; t_f, t_r 为前、后轴轴距。

2 车辆轮胎的 HSRI 模型

密歇根大学根据轮胎大量实验数据创建了汽车轮胎半经验模型,这里选取不用考虑回正力矩,辨识参数少,且精度较高的简单 HSRI 模型^[10]。

电动汽车 4 个车轮的侧向力可用下式计算:

$$F_y = \begin{cases} -C_y \frac{S_y}{1-S_x}, \lambda \geq 1; \\ -C_y \frac{S_y}{1-S_x} \lambda (2-\lambda), 0 < \lambda < 1; \\ -C_y S_y \mu F_z \frac{1}{\sqrt{(C_x S_x)^2 + (C_y S_y)^2}}, \lambda = 0. \end{cases} \quad (2)$$

式中: λ 为黏附区域极限, $\lambda = \frac{\mu F_z (1-S_x)}{2\sqrt{(C_x S_x)^2 + (C_y S_y)^2}}$; C_x, C_y 为纵向与侧向侧偏刚度; μ 为路面的附着系数; F_z 为车轮的垂直力; S_x, S_y 为纵、侧向滑移率。

轮胎纵、侧向滑移率可按式(3)、式(4)计算:

$$S_{xij} = \begin{cases} \frac{r \omega_{ij} - u_{xij}}{u_{xij}} = \frac{r \omega_{ij}}{u_{xij}} - 1 < 0, u_{xij} \neq 0 \text{ 制动}; \\ \frac{r \omega_{ij} - u_{xij}}{r \omega_{ij}} = 1 - \frac{u_{xij}}{r \omega_{ij}} > 0, u_{ij} \neq 0 \text{ 驱动}. \end{cases} \quad (3)$$

$$S_{yij} = \frac{v_{yij}}{u_{xij}}. \quad (4)$$

式中: u_{xij}, v_{yij} 为 4 个车轮的纵、侧向轮速; r 为车轮滚动半径; ω_{ij} 为 4 个车轮的角速度。

4 个车轮中心处纵、横向速度可按式(5)计算:

$$\left. \begin{aligned} u_{xfl} &= \left(u - \omega \frac{t_f}{2} \right) \cos \delta_1 + (v + \omega a) \sin \delta_1, \\ v_{yfl} &= - \left(u - \omega \frac{t_f}{2} \right) \sin \delta_1 + (v + \omega a) \cos \delta_1, \\ u_{xfr} &= \left(u + \omega \frac{t_f}{2} \right) \cos \delta_2 + (v + \omega a) \sin \delta_2, \\ v_{yfr} &= - \left(u + \omega \frac{t_f}{2} \right) \sin \delta_2 + (v + \omega a) \cos \delta_2, \\ u_{xrl} &= \left(u - \omega \frac{t_r}{2} \right) \cos \delta_3 + (v - \omega b) \sin \delta_3, \\ v_{yrl} &= - \left(u - \omega \frac{t_r}{2} \right) \sin \delta_3 + (v - \omega b) \cos \delta_3, \\ u_{xrr} &= \left(u + \omega \frac{t_r}{2} \right) \cos \delta_4 + (v - \omega b) \sin \delta_4, \\ v_{yrr} &= - \left(u + \omega \frac{t_r}{2} \right) \sin \delta_4 + (v - \omega b) \cos \delta_4. \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

式中: 下标 fl 表示前左; 下标 fr 表示前右; 下标 rl 表示后左; 下标 rr 表示后右。

纯线控的轮边电机独立驱动的电动汽车四轮驱动与制动转矩独立可控, 且容易测量, 按照式(6)计算轮胎的纵向力:

$$F_{xj} = \frac{T_{ij} - J_{ij} \cdot \dot{\omega}_{ij}}{r}. \quad (6)$$

式中: J_{ij} 为车轮转动惯量; T_{ij} 为车轮驱动或制动

力矩; $\dot{\omega}_{ij}$ 为车轮角加速度; r 为车轮半径。

车轮的垂直力可按照式(7)计算:

$$\left. \begin{aligned} F_{z1} &= \left(\frac{1}{2} mg - m a_y \frac{h_g}{t_f} \right) \frac{b}{a+b} - \frac{1}{2} m a_x \frac{h_g}{a+b}, \\ F_{z2} &= \left(\frac{1}{2} mg + m a_y \frac{h_g}{t_f} \right) \frac{b}{a+b} - \frac{1}{2} m a_x \frac{h_g}{a+b}, \\ F_{z3} &= \left(\frac{1}{2} mg - m a_y \frac{h_g}{t_r} \right) \frac{a}{a+b} - \frac{1}{2} m a_x \frac{h_g}{a+b}, \\ F_{z4} &= \left(\frac{1}{2} mg + m a_y \frac{h_g}{t_r} \right) \frac{a}{a+b} + \frac{1}{2} m a_x \frac{h_g}{a+b}. \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中: F_{zp} 为轮胎垂直力; h_g 为质心高度; g 为重力加速度常量。

3 自适应软测量算法的实现

软测量机理是通过易测过程的参数来估计不能有效测量参数, 从而有效代替硬件检测成本过高或者不能检测的弊端^[11]. 本文基于 UKF 实施软测量, 有效解决了均值和协方差非线性的预测难题^[12].

根据车载传感器测量参数 a_x, a_y 和 δ_i , 进一步估计车辆的未知参数 u, v 和 r . 计算机只处理离散信号, 由式(1)可写出系统状态离散化方程为

$$\mathbf{X}_{k+1} = f(\mathbf{X}_k, \mathbf{u}_k) + \boldsymbol{\eta}_k =$$

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ \gamma \\ \Gamma \\ a_x \\ a_y \end{bmatrix}_k = \begin{bmatrix} u \\ v \\ \gamma \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}_{k-1} + \begin{bmatrix} a_x + v\gamma \\ a_y - u\gamma \\ \frac{\Gamma}{I_z} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}_{k-1} \times t + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \Gamma \\ a_x \\ a_y \end{bmatrix}_k + \boldsymbol{\eta}_k. \quad (8)$$

系统观测方程离散化形式为

$$\mathbf{Z}_k = h(\mathbf{X}_k, \mathbf{u}_k) + \boldsymbol{\rho}_k = \begin{bmatrix} a_x \\ a_y \\ \gamma \end{bmatrix}_k = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \\ \gamma \\ \Gamma \\ a_x \\ a_y \end{bmatrix}_k + \boldsymbol{\rho}_k. \quad (9)$$

其中: 状态变量 $\mathbf{X} = [u, v, \gamma, \Gamma, a_x, a_y]^T$; 观测量 $\mathbf{Z} = [a_x, a_y, \gamma]^T$; 控制变量 $\mathbf{u}_k = [\delta_i]$; $\boldsymbol{\eta}_k$ 为系统过程噪声; $\boldsymbol{\rho}_k$ 为量测噪声; $\boldsymbol{\eta}_k$ 和 $\boldsymbol{\rho}_k$ 应为相互独立的白噪声。

噪声统计特性为

$$E[\boldsymbol{\eta}_k] = \mathbf{q}_k, E[\boldsymbol{\rho}_k] = \mathbf{r}_k, E\{[\boldsymbol{\eta}_k - \mathbf{q}_k][\boldsymbol{\eta}_k - \mathbf{q}_k]^T\} = \mathbf{Q}_k, E\{[\boldsymbol{\rho}_k - \mathbf{r}_k][\boldsymbol{\rho}_k - \mathbf{r}_k]^T\} = \mathbf{R}_k$$

$$\mathbf{q}_k]^T\} = \mathbf{Q}_k \boldsymbol{\Theta}_{ki},$$

$$E\{[\boldsymbol{\rho}_k - \mathbf{r}_k][\boldsymbol{\rho}_i - \mathbf{r}_k]^T\} = \mathbf{R}_k \boldsymbol{\Theta}_{ki}.$$

式中: \mathbf{Q}_k , \mathbf{q}_k 为噪声历程中对应的协方差的矩阵和平均值; \mathbf{R}_k , \mathbf{r}_k 为观测量含有的噪声对应的协方差的矩阵与平均值; $\boldsymbol{\Theta}_{ki}$ 为克罗内克的 δ 函数。

由于汽车状态变量为 6 维随机变量, 且初始均值 $\bar{\mathbf{X}} = E(\mathbf{X}_0)$, $\mathbf{P}_0 = E[(\mathbf{X}_0 - \bar{\mathbf{X}})(\mathbf{X}_0 - \bar{\mathbf{X}})^T]$.

可以通过式 (10) 和式 (11) 进行 UT 变换得到 13 个 Sigma 点 \mathbf{X} 和相应的权值 χ .

计算 13 个 Sigma 采样点:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{X}^0 &= \bar{\mathbf{X}}, i=0, \\ \mathbf{X}^{(i)} &= \bar{\mathbf{X}} + (\sqrt{(6+\lambda)\mathbf{P}})_i, i=1 \sim 6, \\ \mathbf{X}^{(i)} &= \bar{\mathbf{X}} - (\sqrt{(6+\lambda)\mathbf{P}})_i, i=7 \sim 12. \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

计算这些采样点相应的权值:

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{X}}(k+1|k) &= \sum_{i=0}^{2n} \chi_m^{(i)} \mathbf{X}^{(i)}(k+1|k), \\ \mathbf{P}(k+1|k) &= \sum_{i=0}^{2n} \chi_c^{(i)} [\hat{\mathbf{X}}(k+1|k) - \mathbf{X}^{(i)}(k+1|k)] [\hat{\mathbf{X}}(k+1|k) - \mathbf{X}^{(i)}(k+1|k)]^T + \hat{\mathbf{Q}}_k. \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

新的观测量是 Sigma 点集代入式 (9) 得到: $\mathbf{Z}^{(i)}(k+1|k) = h(\mathbf{X}^{(i)}(k+1|k), \mathbf{u}_k) + \mathbf{r}_{k+1}$, 系统

式: 下标 m, c 代表采样点均值和协方差; $\tau = \alpha^2(6+\kappa) - 6$ 为缩放比例系数, α 确定 Sigma 点集在 $\bar{\mathbf{X}}$ 附近延展程度, 通常 $\alpha = 0.001$; κ 是二阶比例参数, 这里 $\kappa = 0$; $\beta \geq 0$ 是一个非负的系数, 通常 $\beta = 2$.

将 Sigma 点集代入式 (8), 进一步预测得到 $\mathbf{X}^{(i)}(k+1|k) = f(\mathbf{X}^{(i)}(k|k), \mathbf{u}_k) + \mathbf{q}_k$, 同时计算系统状态变量进一步预测协方差矩阵:

预测均值和协方差可以通过加权求和的方式得到:

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{Z}}(k+1|k) &= \sum_{i=0}^{2n} \chi_m^{(i)} \mathbf{Z}^{(i)}(k+1|k), \\ \mathbf{P}_{z_k z_k} &= \chi_m^{(c)} [\mathbf{Z}^{(i)}(k+1|k) - \hat{\mathbf{Z}}(k+1|k)] [\mathbf{Z}^{(i)}(k+1|k) - \hat{\mathbf{Z}}(k+1|k)]^T + \mathbf{R}, \\ \mathbf{P}_{x_k z_k} &= \chi_m^{(c)} [\mathbf{X}^{(i)}(k+1|k) - \hat{\mathbf{X}}(k+1|k)] [\mathbf{Z}^{(i)}(k+1|k) - \hat{\mathbf{Z}}(k+1|k)]^T. \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

增益矩阵 $\mathbf{K}(k+1) = \mathbf{P}_{x_k z_k} \mathbf{P}_{z_k z_k}^{-1}$, 由此可计算系统状态更新和协方差更新为

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{X}}(k+1|k+1) &= \hat{\mathbf{X}}(k+1|k) + \mathbf{K}(k+1) [\mathbf{Z}_{k+1} - \hat{\mathbf{Z}}(k+1|k)], \\ \mathbf{P}(k+1|k+1) &= \mathbf{P}(k+1|k) - \mathbf{K}(k+1) \mathbf{P}_{z_k z_k} \mathbf{K}^T(k+1). \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

过程噪声统计特性更新过程为

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{q}_{k+1} &= (1 - d_{k+1}) \mathbf{q}_k + \\ d_{k+1} [\hat{\mathbf{X}}(k+1|k+1) - \sum_{i=0}^{2n} \chi_m^{(i)} \mathbf{X}^{(i)}(k+1|k)], \\ \hat{\mathbf{Q}}_{k+1} &= (1 - d_{k+1}) \hat{\mathbf{Q}}_k + \\ d_{k+1} [\mathbf{K}(k+1) \tilde{\mathbf{Z}}(k+1|k) \tilde{\mathbf{Z}}(k+1|k)^T \times \\ &\quad \mathbf{K}(k+1)^T + \mathbf{P}(k+1|k+1) - \mathbf{P}_{x_k z_k}], \\ \tilde{\mathbf{Z}}(k+1|k) &= \mathbf{Z}_{k+1} - \hat{\mathbf{Z}}(k+1|k), \\ d_{k+1} &= \frac{1-f}{1-f^{k+1}}. \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

式中, f 为遗忘因子, 其取值范围为 $0.95 < f < 0.99$.

4 AUKF 算法的验证与分析

4.1 HIL 联合实验模型的搭建

整车模型和工况都在 Carsim 软件中定义完成, Carsim 整车模型与 AUKF 软测量状态估计器和 HSRI 轮胎 Simulink 模型进行联合, 建立联合实验模型, 以便精确估计出电动汽车运行过程中运动状态参数, 进而验证 HSRI 的估计精度。

图 2 为 Carsim 和 Simulink 联合估计原理框图. AUKF 软测量算法是通过易测纵、横向加速度, 前轮转角信号, 纵、横向车速 u , v , 质心侧偏角 β 和横摆角速度 γ 参数进行实时准确地软测量, ABS/ASR, EPS 和 ESP 等车辆控制系统实时接收动态参数进行有效车辆行驶状态的控制。

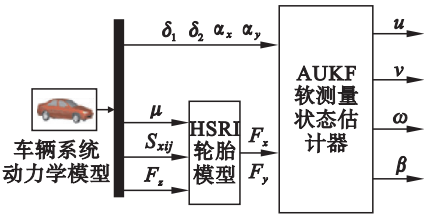


图 2 电动车新的软测量算法对运动状态测量原理框图
Fig. 2 Electrical vehicle's new soft-sensing algorithm to measure its motion state diagram

4.2 硬件在环实验

硬件在环实验平台基本组成包括主机电脑数据采集、dSPACE 数据处理器、操作实验台及投影机 and 融合机等设备. 在电脑主机中编辑翻译程序并产生代码实时传输到 dSPACE 处理器, 处理器当中运行联合仿真程序和接收数据处理器的驾驶员操作所产生的车辆运动响应值与估计值, 整个 AUKF 和 UKF 软测量算法结果及整车的运动状态值可以由在环操纵平台显示器与大的环屏进行实时显示, 进一步验证 AUKF 软测量算法的优越性.

4.2.1 高速双移线实验

由双移线 ISO 3888 - 1 实验标准, 初始值设定为 $X(t_0) = [26.6667 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$, 系统误差协方差矩阵 $P = 0_{6 \times 6}$, 系统激励噪声协方差矩阵 $Q = I_{6 \times 6} \times 0.000 \ 01$, 测量噪声协方差矩阵 $R = I_{3 \times 3} \times 0.001$ 、过程噪声均值 $q = 0_{6 \times 1}$ 和量测噪声均值 $r = 0_{3 \times 1}$. 选择路面的附着系数为 0.8 (干燥的混凝土新路面, 当车辆行驶速度在 48 km/h 以上时, 路面的附着系数要求为 0.7 ~ 0.85), 采样时间间隔为 0.01 s. 表 1 为电动汽车整车模型的参数.

表 1 电动汽车整车模型的参数
Table 1 Electric vehicle's model parameters

| 参数 | 值 |
|---|-------|
| 整车质量 m/kg | 1 155 |
| 前轴至质心距离 a/m | 1.06 |
| 后轴至质心距离 b/m | 1.06 |
| 电动汽车前轮距 t_f/m | 0.96 |
| 电动汽车后轮距 t_r/m | 0.96 |
| 电动汽车质心的高度 h_g/m | 0.6 |
| 车轮半径 r/m | 0.26 |
| 绕 x 轴的转动惯量 $I_x/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$ | 300 |
| 绕 y 轴的转动惯量 $I_y/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$ | 1 300 |
| 绕 z 轴的转动惯量 $I_z/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$ | 1 300 |

图 3 所示已知输入信息, 进而通过 AUKF 软测量算法可以实现车辆运动状态参数的有效估计, 其仿真结果如图 4 所示.

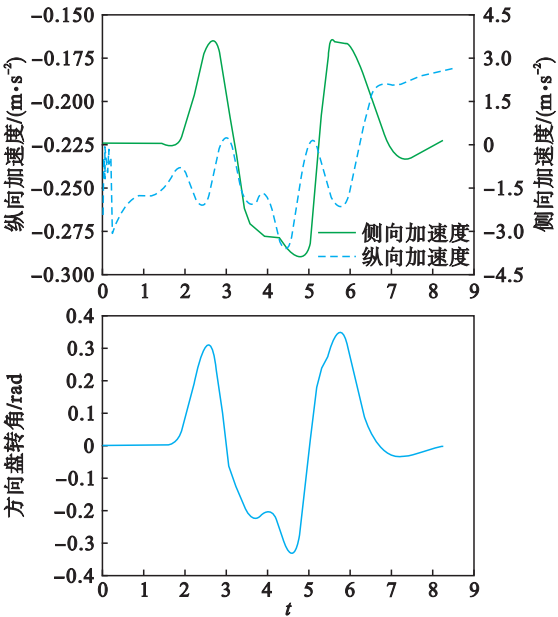


图 3 硬件在环实验传感器输入信号
Fig. 3 Signal input by the sensor in the HIL test

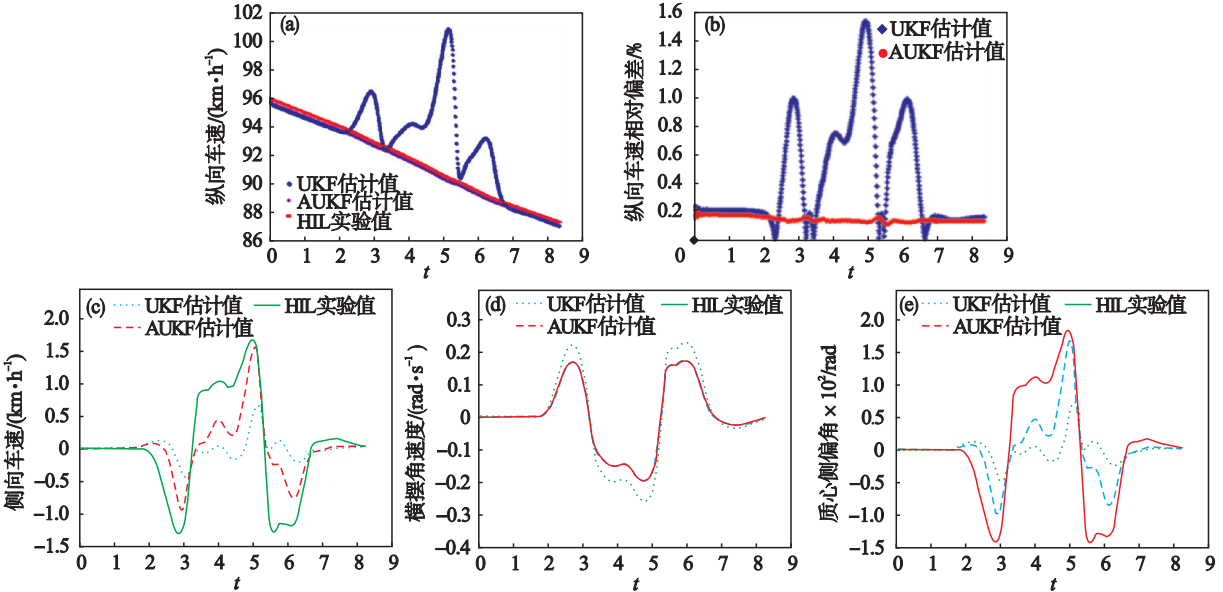


图 4 双移线硬件在环实验曲线
Fig. 4 Double lane change curves for HIL test

由图 4a 和图 4b 的纵向车速和纵向车速误差曲线可知,AUKF 与 UKF 算法相比,无论在准确性、稳定性、收敛性和实时性方面都更优;由图 4c 可知,对于横向车速的估计,自适应 AUKF 相对于 UKF 整体上更优,且具有较好的收敛性;如图 4d 所示,可以明显看出 AUKF 相对于 UKF 整体估计精度更高,且具有很好的稳定性和收敛性;如图 4e 所示,AUKF 相对于 UKF 质心侧偏角的整体估计精度更高且具有较好的收敛性。

4.2.2 鱼钩实验

实验初始值 $\mathbf{X}(t_0) = [26.666\ 7\ 0\ 0\ 0\ 0]^T$,路面附着系数为 0.8,采样时间间隔为 0.01 s. 误差协方差矩阵 $\mathbf{P} = \mathbf{0}_{6 \times 6}$,激励噪声协方差矩阵 $\mathbf{Q} = \mathbf{I}_{6 \times 6} \times 0.001$,测量噪声协方差矩阵 $\mathbf{R} = \mathbf{I}_{3 \times 3} \times 1\ 000$,过程噪声均值 $\mathbf{q} = \mathbf{0}_{6 \times 1}$,量测噪声均值 $\mathbf{r} = \mathbf{0}_{3 \times 1}$.

图 5 为测量出来的已知输入信号,通过 AUKF 软测量算法实现了车辆运动状态参数有效估计,其仿真结果如图 6 所示。

如图 6a 所示,两种算法都能较为准确地估计出纵向车速值,由图 6b 所示,在最终的收敛性上 AUKF 要优越于 UKF;如图 6c 所示,两种算法都具有较好的估算结果、稳定性和收敛性,但是 AUKF 的估计精度和最终的收敛性略高于 UKF,

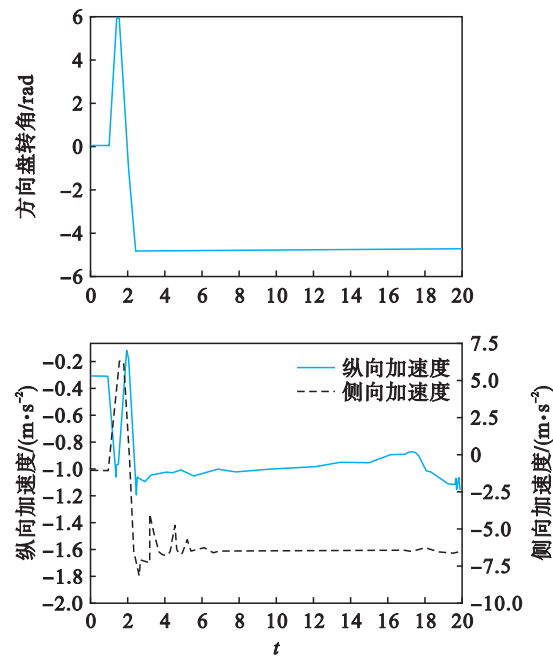


图 5 硬件在环实验传感器输入信号
Fig. 5 Signal input by the sensor in the HIL test

尤其在 6 s 后估计精度更高;图 6d 其特点与横向车速的估计结果的特点相同;如图 6e 所示,AUKF 对于横摆角速度的整体估计精度要比 UKF 估计精度高,且整体的稳定性和收敛性也要优于 UKF 算法。

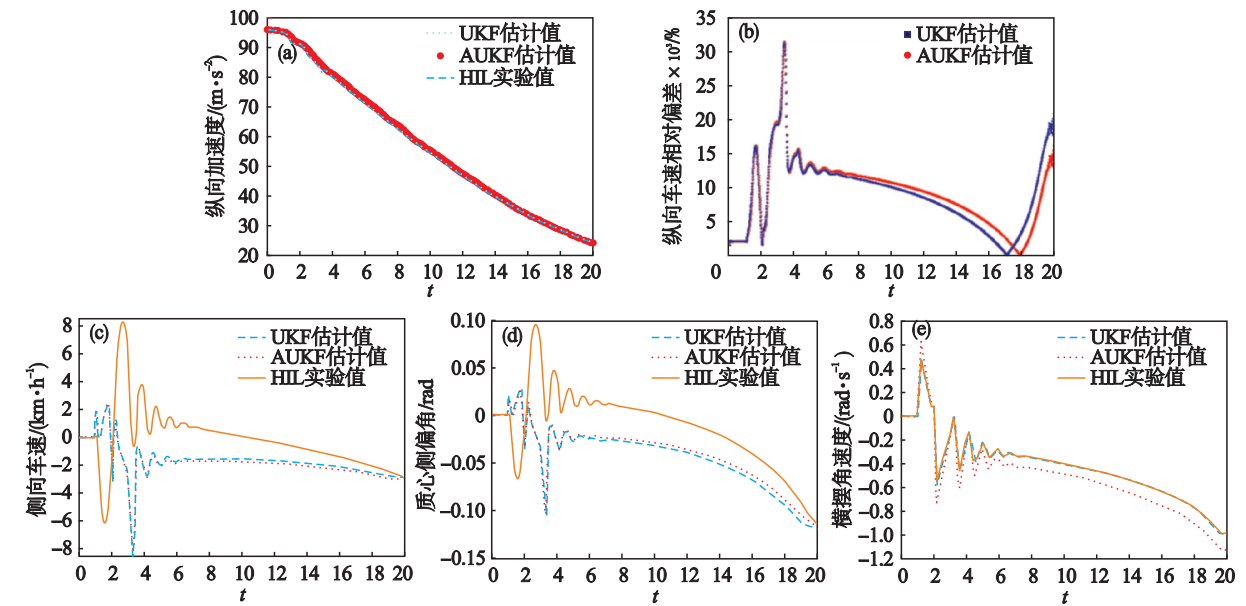


图 6 鱼钩硬件在环实验结果曲线
Fig. 6 Fishhook curves for HIL test

5 结 论

1) 依据电动汽车的三自由度动力学模型建

立了自适应 AUKF 软测量算法,融合了低成本传感器测量的纵、横向加速度和转向盘转角信号,可以较准确地估计车辆纵、横向速度,横摆角速度和质心侧偏角行驶状态参数。

2) 采用硬件在环实验平台对自适应软测量算法进行验证,由实验结果可知,AUKF 要比 UKF 软测量算法更加精确,具有较强的鲁棒性.

参考文献:

- [1] Jalali M, Hashemi E, Khajepour A, et al. Integrated model predictive control and velocity estimation of electric vehicles [J]. *Mechatronics*, 2017, 46: 1497 – 1520.
- [2] Gao Y, Feng Y, Xiong L. Vehicle longitudinal velocity estimation with adaptive kalman filter [J]. *Lecture Notes in Electrical Engineering*, 2013, 198: 415 – 423.
- [3] 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 Han-min. Application of multi-rate EKF soft computing in vehicle state estimation [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2012, 26 (2): 132 – 137.)
- [4] Lin F, Wang H, Wang W, et al. Vehicle state and parameter estimation based on dual unscented Kalman filter algorithm [J]. *Transaction of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics*, 2014, 31 (5): 568 – 575.
- [5] Vargas-Melendez L, Boada B L, Boada M J L, et al. Sensor fusion based on an integrated neural network and probability density function (PDF) dual Kalman filter for on-line estimation of vehicle parameters and states [J]. *Sensors*, 2017, 17 (5): 1211 – 1223.
- [6] Beatriz L B, Maria J L, Antonio G, et al. Sideslip angle estimator based on anfis for vehicle handling and stability [J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2015, 29 (4): 1473 – 1481.
- [7] Li S, Wang N M, Jia T. Multiobjective optimization for multiperiod reverse logistics network design [J]. *Automatica*, 2016, 63 (2): 223 – 236.
- [8] 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.
(Zhao Wan-zhong, Zhang Han, Wang Chun-yan. 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.)
- [9] 张家旭,李静. 采用自适应无迹卡尔曼滤波器的车速和路面附着系数估计 [J]. 西安交通大学学报, 2016, 50 (3): 68 – 75.
(Zhang Jia-xu, Li Jing. Estimation of vehicle speed and tire-road adhesion coefficient by adaptive unscented Kalman filter [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2016, 50 (3): 68 – 75.)
- [10] Song C, Xiao F, Song S, et al. Design of a novel nonlinear observer to estimate sideslip angle and tire forces for distributed electric vehicle [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015, 20 (15): 249 – 255.
- [11] Chen T, Chen L, Xu X, et al. Estimation of longitudinal force and sideslip angle for intelligent four-wheel independent drive electric vehicles by observer iteration and information fusion [J]. *Sensors*, 2018, 18 (4): 123 – 137.
- [12] Sun F, Huang X H, Joachim R, et al. Vehicle state estimation for anti-lock control with nonlinear observer [J]. *Control Engineering Practice*, 2015, 43: 69 – 84.