论文

分布式驱动 HEV 自适应无迹卡尔曼车速估计

赵治国^{①②}, 朱强^{②*}, 周良杰^②, 张军腾^②^① 同济大学新能源汽车工程中心, 上海 201804;^② 同济大学汽车学院, 上海 201804

*E-mail: zhu_qiang1991@163.com

收稿日期: 2015-12-24; 接受日期: 2016-03-16; 网络出版日期: 2016-04-28

国家自然科学基金联合基金(批准号: U1564208)资助项目

摘要 针对四驱混合动力汽车, 为改善其电子稳定性系统(electronic stability program, ESP)车速估计的精度和鲁棒性, 考虑后轮毂电机转矩精确可测可控, 以及前轮驱动转矩可推算的特点, 结合 ESP 系统既有的传感器输出信号, 提出了分布式自适应无迹卡尔曼车速估计算法. 首先, 建立了四驱混合动力汽车动力系统及动力学模型, 其包括驱动系统模型、7 自由度车辆动力学模型和 Burckhardt 轮胎模型. 其次, 考虑模型的时变及强非线性特性, 采用无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)算法设计了主/子滤波器. 一方面通过对量测噪声的自适应, 改善了 UKF 算法量对量测信号干扰的鲁棒性; 另一方面将主/子滤波器结果进行融合, 并用融合后结果重置了各滤波器, 提高了车速估计精度. 最后, 搭建了四驱混合动力汽车 Carsim-Simulink 联合离线仿真平台和硬件在环仿真试验平台, 分别开展了双纽线、低速双移线两种驱动工况的离线仿真和硬件在环仿真试验. 试验结果表明, 所提出的分布式自适应无迹卡尔曼车速估计算法不仅估计精度较高, 而且也有着较强的自适应性和鲁棒性能.

关键词 四驱混合动力汽车, 分布式无迹卡尔曼滤波, 噪声自适应, Carsim-Simulink 联合仿真, 硬件在环试验

1 引言

汽车电子稳定性控制系统(electronic stability program, ESP), 可有效地提高车辆驱动及制动稳定性, 尤其可改善转弯极限工况车辆的操纵性能, 从而降低车辆发生侧滑及甩尾的危险. 而其能够进行有效控制的前提是实时、准确且可靠地获取车速等车辆状态信息. 虽然车速可以利用一些价格昂贵的特

殊试验设备直接测量, 但需要特定的安装固定方式^[1]. 因而从节约成本和实际应用角度出发, 既有的 ESP 产品均采用基于运动学和动力学模型的状态估计或滤波方法而得到车速, 也常被视为商业机密而加以保护. 因此, 车速估计问题具有重要的实用和商业价值, 国内外学者已进行了大量的研究. 从估计算法所依赖的模型来看, 有基于运动学模型的算法和基于动力学模型的算法^[2~5]. 从估计方法来看, 卡尔曼滤

引用格式: 赵治国, 朱强, 周良杰, 等. 分布式驱动 HEV 自适应无迹卡尔曼车速估计. 中国科学: 技术科学, 2016, 46: 481–492

Zhao Z G, Zhu Q, Zhou L J, et al. Vehicle speed estimation in driving case based on distributed self-adaptive unscented kalman filter for 4WD hybrid electric car (in Chinese). Sci Sin Tech, 2016, 46: 481–492, doi: 10.1360/N092015-00240

波算法使用最为广泛, 其他的估计算法如龙贝格状态观测器、鲁棒状态观测器、滑模状态观测器等也有应用^[6-9]. Antonova 等人^[10]利用 ESP 传感器, 基于双轨车辆模型和“魔术公式”轮胎模型, 考虑轮胎垂向载荷转移, 使用 UKF 算法对车速等状态进行了仿真估计和实车验证. 从研究对象来看, 主要针对传统车辆来进行研究.

随着混合动力车辆的逐步产业化, 发动机电控单元通讯接口的开放使整车控制器(或 ESP 控制器)直接获取发动机转矩成为可能, 同时, 考虑到电动力源转矩的精确可测, 从而使驱动轮转矩变得可测了, 也为提高车速估计的精度和可靠性奠定了基础. 近年来, 针对纯电驱动和混合动力汽车的车速估计也取得了较多的成果^[11-13]. 褚文博等人^[12]针对分布式电驱车辆, 利用其多信息源融合的特点, 提出了无迹粒子滤波状态参数联合观测方法. Zong 和 Deng^[14]基于 3 自由度车辆模型和 HSRI 轮胎模型, 使用 UKF 算法对四驱纯电动车的车速进行了初步仿真估计.

论文针对四驱混合动力汽车, 利用其后轮毂电机转矩可测和前轮驱动转矩可推算的特点, 结合 ESP 系统既有的传感器输出信号, 针对四驱混合动力汽车驱动工况, 设计了具有分布式结构、对噪声方差及均值具有自适应功能的无迹卡尔曼车速估计算法, 并在 Carsim-Simulink 联合仿真平台和试验台架上进行了双纽线、低速双移线两种工况的离线仿真和硬件在环仿真试验.

2 四驱混合动力汽车动力系统及动力学模型

2.1 四驱混合动力汽车动力系统结构

四驱混合动力汽车动力系统结构如图 1 所示. 车辆的动力源有发动机、ISG (integrated starter generator) 电机和 2 个轮毂电机. 其中, 轮毂电机直接驱动后轮, 发动机和 ISG 电机总成驱动前轮. 动力蓄电池给轮毂电机和 ISG 电机提供高压电能. 发动机、ISG 电机和轮毂电机都有各自的控制器实施转矩控制. 整车控制器(vehicle management system, VMS)协调各个动力源, 使车辆有 7 种驱动模式: 发动机驱动、发动机驱动+ISG 助力、发动机驱动+ISG 发电、发动机驱动+轮毂电机驱动、发动机驱动+ISG 助力+轮毂电机驱动、发动机+ISG 发电+轮毂电机驱动、轮毂电机驱动.

图 1 四驱混合动力汽车动力系统

2.2 7 自由度车辆动力学模型

车辆作为一个复杂的系统, 在行驶时具有多个自由度, 基于所研究的问题, 为了便于分析, 建立了 7 自由度车辆动力学模型, 如图 2 所示. 其中包括车辆纵向、横向及横摆运动 3 个自由度和 4 个车轮转动自由度. 该模型保留了车辆大部分非线性特性, 可以用作车速估计算法的设计.

图 2 中, v_x , v_y , r 分别为车辆纵向、横向速度和横摆角速度; F_{xi} , F_{yi} 为地面对轮胎产生的纵向力和横向力, $i=1,2,3,4$ 分别代表左前轮、右前轮、左后轮和右后轮; δ 为前轮转向角(假定后轮转向角为零); d_1 , d_2 为车辆前后轮轮距; l_f , l_r 为前后轴与车辆质心间的距离, 前后轴距 $l=l_f+l_r$. 根据牛顿动力学原理, 可得车辆坐标系下车辆的动力学方程:

图 2 7 自由度车辆动力学模型

$$\begin{cases} \dot{v}_x - r \cdot v_y = \frac{1}{m} \sum F_x, \\ \dot{v}_y + r \cdot v_x = \frac{1}{m} \sum F_y, \\ \dot{r} = \frac{1}{I_z} \sum M_z. \end{cases} \quad (1)$$

3 个合力(矩)的表达式如下:

$$\begin{aligned} \sum F_x = & (F_{x1} + F_{x2}) \cos \delta - (F_{y1} + F_{y2}) \sin \delta \\ & + F_{x3} + F_{x4} - \frac{1}{2} C_D A \rho_a v_x^2, \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \sum F_y = & (F_{x1} + F_{x2}) \sin \delta + (F_{y1} + F_{y2}) \cos \delta \\ & + F_{y3} + F_{y4}, \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \sum M_z = & [(F_{x1} + F_{x2}) \sin \delta + (F_{y1} + F_{y2}) \cos \delta] \cdot l_f \\ & - (F_{y3} + F_{y4}) \cdot l_r - [(F_{x1} - F_{x2}) \cos \delta \\ & - (F_{y1} - F_{y2}) \sin \delta] \cdot \frac{d_1}{2} - (F_{x3} - F_{x4}) \cdot \frac{d_2}{2} \\ & + M_1 + M_2 + M_3 + M_4, \end{aligned} \quad (4)$$

式中, m 为车辆总质量, C_D 为车辆等效风阻系数, A 为纵向迎风面积, ρ_a 为空气密度, M_i 为车轮回正力矩。

车辆纵向速度 v_x 、侧向速度 v_y 是在车辆坐标系下, 而各轮轮心纵向速度 v_{xi} 和侧向速度 v_{yi} 是在车轮坐标系下。当把车辆看成一个刚体时, 车轮纵向速度可以表示为

$$v_{x1} = (v_x - r \cdot d_1 / 2) \cos \delta + (v_y + l_f \cdot r) \sin \delta, \quad (5)$$

$$v_{x2} = (v_x + r \cdot d_1 / 2) \cos \delta + (v_y + l_f \cdot r) \sin \delta, \quad (6)$$

$$v_{x3} = v_x - r \cdot d_2 / 2, \quad (7)$$

$$v_{x4} = v_x + r \cdot d_2 / 2. \quad (8)$$

2.3 轮胎模型

Burckhardt 轮胎模型是在大量的路面试验数据的基础上拟合出的, 可以较准确地描述轮胎与路面之间的非线性纵向附着特性。Burckhardt 模型定义的纵向滑移率 s_{xi} , 侧向滑移率 s_{yi} 和合成滑移率 s_i 如下:

$$s_{xi} = \begin{cases} (v_R \cos \alpha_i - v_i) / v_i, & v_R \cos \alpha_i \leq v_i, \\ (v_R \cos \alpha_i - v_i) / (v_R \cos \alpha_i), & v_R \cos \alpha_i > v_i, \end{cases} \quad (9)$$

$$s_{yi} = \begin{cases} (1 + s_{xi}) \tan \alpha_i, & v_R \cos \alpha_i \leq v_i, \\ \tan \alpha_i, & v_R \cos \alpha_i > v_i, \end{cases} \quad (10)$$

$$s_i = \sqrt{s_{xi}^2 + s_{yi}^2}, \quad (11)$$

式中, $v_R = \omega_i R_d$ 为车轮滚动速度, ω_i 为车轮转速, R_d 为车轮滚动半径, α 为轮胎侧偏角, $v_i = \sqrt{v_{xi}^2 + v_{yi}^2}$ 。

不考虑车速和垂直载荷影响, 地面附着系数 μ_i 与滑移率 s_i 的关系可表示为

$$\mu_i = c_1 (1 - e^{-c_2 s_i}) - c_3 s_i, \quad (12)$$

式中, c_1 , c_2 , c_3 为地面与轮胎附着系数的特征参数。

Burckhardt 轮胎受力如图 3 所示。当轮胎垂直载荷 F_{zi} 已知时, 其纵向力 F_{Li} 和侧向力 F_{Si} 可表示为

$$F_{Li} = F_{zi} \mu_i s_{xi} / s_i, \quad (13)$$

$$F_{Si} = k_s F_{zi} \mu_i s_{yi} / s_i, \quad (14)$$

式中, k_s 为考虑纵向力和侧向力差异的参数, 一般 $k_s = 0.9 \sim 0.95$ 。

最后得到 F_{xi} 和 F_{yi} :

$$F_{xi} = F_{Li} \cos \alpha_i + F_{Si} \sin \alpha_i, \quad (15)$$

$$F_{yi} = F_{Si} \cos \alpha_i - F_{Li} \sin \alpha_i. \quad (16)$$

3 分布式自适应车速估计算法

3.1 分布式自适应车速估计架构

分布式自适应车速估计架构如图 4 所示, 系统的输入为带有噪声的车辆纵向加速度 a_{mx} , 4 个车轮的转速 ω_i 和 4 个车轮的纵向驱动力矩 T_{xi} 。估计系统分为两级, 第 1 级为 4 个噪声自适应 UKF 车速估计器, 采用“加速度积分-转矩矫正”形式的车速估计模型得到 4 个车轮的轮心速度 $\hat{v}_{xi}$, 由 Burckhardt 轮胎模型得到轮胎纵向力 F_{xi} ; 第 2 级为主滤波器, 采用“加速度积分-车速递推矫正”形式的车速估计模型得到估计车速 $\hat{v}_{xm}$, 在线计算比例因子后对主/子滤波器的估

图 3 Burckhardt 轮胎受力图

图4 分布式自适应车速估计架构

计结果进行最优融合, 从而得到最终估计车速 $\hat{v}_x$; 最后用融合后的估计车速 $\hat{v}_x$ 去重置各滤波器。

3.2 噪声自适应 UKF 设计^[13]

卡尔曼滤波是一种递推形式的线性最小方差估计, 对于线性系统, 卡尔曼滤波可以获得最优估计。但在非线性系统中, 扩展卡尔曼算法和无迹卡尔曼算法得到了广泛应用。扩展卡尔曼估计在模型线性化的过程中舍弃二阶以上高阶项, 只适用于弱非线性系统, 对于强非线性系统, 扩展卡尔曼估计误差较大, 甚至滤波发散。为此, Julier 和 Uhlmann^[15,16]提出了无迹卡尔曼滤波器(UKF)算法。UKF 算法无需线性化, 估计精度高, 应用广泛。由于四驱混合动力汽车状态之间存在非线性耦合, 因此采用 UKF 算法来进行车速估计。当系统模型和观测模型存在误差或参数变动时, 系统噪声和量测噪声的均值和方差难以获得, 甚至可能出现噪声统计特性是时变的情况, 这将直接降低估计器的估计性能。因此论文采用噪声自适应算法来提高估计器的估计性能。

UKF 算法的实现有多种方式, 文中采用 UT 变换的方式。UT 变换是在估计点附近选取一定数量的采样点, 称为 Sigma 点。这些采样点具有与系统状态分布相同的均值和协方差。对称采样是 UT 变换中的一种, 采用对称采样可以得到 $2n+1$ 个 Sigma 点, 其中 n 为系统状态维数, 这些 Sigma 点及其权系数可以表示为

$$\chi_{i(k)} = \begin{cases} \hat{x}_{(k)}, & i = 0, \\ \hat{x}_{(k)} + \left[\sqrt{(n+\kappa)P_{(k)}} \right]_i, & i = 1, \dots, n, \\ \hat{x}_{(k)} - \left[\sqrt{(n+\kappa)P_{(k)}} \right]_i, & i = n+1, \dots, 2n, \end{cases} \quad (17)$$

$$W_i^m = \begin{cases} \kappa / (n + \kappa), & i = 0, \\ 1 / [2(n + \kappa)], & i \neq 0, \end{cases} \quad (18)$$

$$W_i^c = \begin{cases} \kappa / (n + \kappa) + 1 + \beta - \alpha^2, & i = 0, \\ 1 / [2(n + \kappa)], & i \neq 0, \end{cases} \quad (19)$$

式中, $\chi_{i(k)}$ 表示构造的 Sigma 点, κ 为比例系数, 一般有 $n + \kappa = 3$ ^[17], $\left[\sqrt{(n+\kappa)P_{(k)}} \right]_i$ 表示 $\sqrt{(n+\kappa)P_{(k)}}$ 的平方根矩阵的第 i 列, 平方根矩阵可通过乔列斯基分解得到^[18]。 W_i^m 和 W_i^c 分别表示一阶统计特性和二阶统计特性的权系数。 α 决定 Sigma 点分布状态, 取 $0 < \alpha \leq 1$; β 为系统状态先验分布信息, 是一个非负权系数, 对于高斯分布, $\beta = 2$ 。

噪声自适应 UKF 算法的具体设计步骤如下文。

3.2.1 建立系统状态方程并离散化

Burckhardt 轮胎模型可以表示为

$$\begin{cases} F_{xi} = f_1(v_x, v_y, r, \delta, \omega_i), \\ F_{yi} = f_2(v_x, v_y, r, \delta, \omega_i), \end{cases} \quad (20)$$

式中, f_1, f_2 由轮胎模型确定。

设定 $\mathbf{x} = (v_x, v_y, r, \omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4)$ 为系统的状态矢量, $\mathbf{u} = (\delta, T_1, T_2, T_3, T_4)^T$ 为系统控制输入矢量。传感器获得车辆纵向加速度 a_{mx} , 侧向加速度 a_{my} , 横摆角速度 r_m 和四轮轮速 ω_i , 取系统量测信号 $\mathbf{z} = (a_{mx}, a_{my}, r_m, \omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4)$, 则系统的状态方程为

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) + \mathbf{q}, \quad (21)$$

$$\mathbf{z} = \mathbf{h}(\mathbf{x}) + \mathbf{r}, \quad (22)$$

式中, 矢量 $\mathbf{q}$ 为系统过程噪声, $\mathbf{r}$ 为量测噪声。

将(21), (22)式离散化, 得到

$$\mathbf{x}_{(k)} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{(k-1)}, \mathbf{u}_{(k-1)}) + \mathbf{q}_{(k-1)}, \quad (23)$$

$$\mathbf{z}_{(k)} = \mathbf{h}(\mathbf{x}_{(k)}) + \mathbf{r}_{(k)}. \quad (24)$$

3.2.2 构造 Sigma 点

首先设定初始状态均值 $\hat{\mathbf{x}}_{(0)}$ 和初始状态误差协方差 $P_{(0)}$, 然后通过 UT 变换构造 $2n+1$ 个 Sigma 点。

$$\hat{\mathbf{x}}_{(0)} = E(\mathbf{x}_{(0)}), \quad (25)$$

$$P_{(0)} = E[(\hat{\mathbf{x}}_{(0)} - \mathbf{x}_{(0)})(\hat{\mathbf{x}}_{(0)} - \mathbf{x}_{(0)})^T], \quad (26)$$

$$\begin{aligned} \chi_{(k-1)} = & [\hat{\mathbf{x}}_{(k-1)}, \hat{\mathbf{x}}_{(k-1)} \pm (\sqrt{(n+\lambda)P_{(k-1)}})_1, \dots, \\ & \hat{\mathbf{x}}_{(k-1)} \pm (\sqrt{(n+\lambda)P_{(k-1)}})_n]. \end{aligned} \quad (27)$$

3.2.3 时间更新

利用 Sigma 点 $\chi_{(k-1)}$, 根据状态方程得到预测 Sigma 点 $\chi_{(k/k-1)}$

$$\chi_{i(k/k-1)} = f(\chi_{i(k-1)}, u_{i(k-1)}). \quad (28)$$

结合对应的加权系数计算预测值 $\hat{x}_{(k/k-1)}$ 的均值和方差 $P_{(k/k-1)}$

$$\hat{x}_{(k/k-1)} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \chi_{i(k/k-1)}, \quad (29)$$

$$P_{(k/k-1)} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (\chi_{i(k)} - \hat{x}_{(k/k-1)}) (\chi_{i(k)} - \hat{x}_{(k/k-1)})^T + Q_{(k-1)}. \quad (30)$$

3.2.4 量测噪声自适应及量测更新^[19]

考虑到同时对过程噪声和观测噪声统计特性进行自适应调节, 容易导致滤波不稳定^[20]. 利用预测观测值和测量值误差, 基于限定记忆指数加权噪声自适应算法, 在线估计量测噪声的均值和方差.

设定时间窗口 m , 遗忘因子 b , 则记忆系数 d_m 为

$$d_m = \frac{1-b}{1-b^m}, \quad 0 < m < k, 0 < b < 1. \quad (31)$$

量测噪声均值估计 $\hat{r}_{(k)}$ 为

$$\begin{cases} \Lambda_{(k)}^r = z_{(k)} - \sum_{i=0}^{2n} W_i^m h(\chi_{i(k/k-1)}), \\ \hat{r}_{(k)} = b\hat{r}_{(k-1)} + d_m \Lambda_{(k)}^r - d_m b^m \Lambda_{(k-m)}^r. \end{cases} \quad (32)$$

结合对应的加权系数计算量测值的均值 $\hat{z}_k$:

$$\hat{z}_{(k/k-1)} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \gamma_{i(k/k-1)}. \quad (33)$$

量测噪声方差估计 $\hat{R}_{(k)}$ 为

$$\varepsilon_{(k)} = z_{(k)} - \hat{z}_{(k/k-1)}, \quad (34)$$

$$\Lambda_{(k)}^R = \varepsilon_{(k)} \varepsilon_{(k)}^T - \sum_{i=0}^{2n} W_i^c \left(\gamma_{i(k/k-1)} - \hat{z}_{(k/k-1)} \right) \left(\gamma_{i(k/k-1)} - \hat{z}_{(k/k-1)} \right)^T, \quad (35)$$

$$\hat{R}_{(k)} = b\hat{R}_{(k-1)} + d_m \Lambda_{(k)}^R - d_m b^m \Lambda_{(k-m)}^R. \quad (36)$$

自协方差和互协方差计算如下:

$$P_{zz(k)} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c \left(\gamma_{i(k/k-1)} - \hat{z}_{(k/k-1)} \right) \left(\gamma_{i(k/k-1)} - \hat{z}_{(k/k-1)} \right)^T + \hat{R}_{(k)}, \quad (37)$$

$$P_{xz(k)} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c \left(\chi_{i(k/k-1)} - \hat{x}_{(k/k-1)} \right) \left(\gamma_{i(k/k-1)} - \hat{z}_{(k/k-1)} \right)^T + \hat{R}_{(k)}. \quad (38)$$

进行滤波更新:

$$\begin{cases} K_k = P_{xz(k)} (P_{zz(k)})^{-1}, \\ \hat{x}_{(k)} = \hat{x}_{(k/k-1)} + K_k (z_{(k)} - \hat{z}_{(k/k-1)}), \\ P_{(k)} = P_{(k/k-1)} - K_k P_{zz(k)} K_k^T. \end{cases} \quad (39)$$

至此, 噪声自适应 UKF 算法设计完毕.

3.3 子滤波器设计

论文子滤波器采用“加速度积分-转矩校正”的车速估计模型, 即用测量加速度信号进行系统预估, 用转矩信号去校正系统更新值. 构建车速估计器用到的传感器信号有加速度测量值 $a_{mx,k-1}$ 、车轮转矩信号 $T_{mi,k}$ 以及轮速信号 $\omega_{i,k}$.

$$v_{x,k} = v_{x,k-1} + a_{mx,k-1} t_s + r_{k-1}^a t_s, \quad (40)$$

$$T_{mi,k} = f \left(\frac{\omega_{i,k} R_d - v_{x,k}}{\omega_{i,k} R_d} \right) R_d + I_w \dot{\omega}_{i,k} - r_{mi,k}, \quad (41)$$

式中, r_k^a 为加速度量测噪声, r_{mi} 为转矩量测噪声.

根据 2.2 节的噪声自适应 UKF 算法, 可以得到估计算法的最终表达式为

$$\begin{aligned} \hat{v}_{x,k} &= \hat{v}_{x,k-1} + a_{mx,k-1} t_s \\ &+ K_k \left[T_{mi,k} - f \left(\frac{\omega_{i,k} R_d - \hat{v}_{x,k-1} - a_{mx,k-1} t_s}{\omega_{i,k} R_d} \right) R_d - I_w \dot{\omega}_{i,k} \right], \end{aligned} \quad (42)$$

式中, K_k 为卡尔曼增益, f 为滑移率函数曲线.

3.4 主滤波器设计

3.4.1 车速估计模型

主滤波器采用“加速度积分-车速递推”的车速估计模型, 即用测量加速度信号对系统进行预估, 用车速递推法对系统进行校正. 构建车速估计器用到的传感器信号包括: 2 次加速度测量值 $a_{x,k-1}^m$, $a_{x,k}^m$ 以及轮速信号 $\omega_{i,k}$.

$$v_{x,k} = v_{x,k-1} + a_{mx,k-1} t_s + r_{k-1}^a t_s, \quad (43)$$

$$a_{mx,k} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^4 f \left(\frac{\omega_{i,k} R_d - v_{x,k}}{\omega_{i,k} R_d} \right) - r_k^a. \quad (44)$$

由于轮速传感器采集处理后得到的是脉冲信号, 脉冲信号对噪声干扰能力非常强. 因此, 文中忽略轮速测量值和真实轮速之间的误差.

根据 2.2 节的噪声自适应 UKF 算法, 可以得到估计算法的最终表达式为

$$\hat{v}_{x,k} = \hat{v}_{x,k-1} + a_{mx,k-1} t_s + K_k \left[a_{mx,k} - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^4 f \left(\frac{\omega_{i,k} R_d - \hat{v}_{x,k-1} - a_{mx,k-1} t_s}{\omega_{i,k} R_d} \right) \right]. \quad (45)$$

3.4.2 车速融合

为了尽量消除侧向运动和横摆运动的影响, 根据 (5) ~ (8) 式得到:

$$\begin{cases} v_{xf} = (v_{x1} + v_{x2}) / (2 \cos \delta) - (v_y + l_f \cdot r / 2) \tan \delta, \\ v_{xr} = (v_{x3} + v_{x4}) / 2. \end{cases} \quad (46)$$

则由 4 个轮心速度计算得到 2 个车辆纵向车速. Carlson 采用子滤波器方差来调整联邦卡尔曼滤波器比例因子^[21,22]. 文中采用驱动力代替方差调节比例因子, 并引入车轮转角信号以减小转弯工况时前轮轮心速度的权重.

在线计算比例因子:

$$\begin{cases} F_{xf} = 2(F_{x1} + F_{x2})(1 + |\tan \delta|)^4 (1 + |r|)^2, \\ F_{xr} = 2(F_{x3} + F_{x4})(1 + |r|)^2, \\ F_{all} = |ma_x|, \end{cases} \quad (47)$$

$$F_g^{-1} = \frac{1}{F_{xf}} + \frac{1}{F_{xr}} + \frac{1}{F_{all}}, \quad (48)$$

$$a = \frac{F_g}{F_{xf}}, b = \frac{F_g}{F_{xr}}, c = \frac{F_g}{F_{all}}. \quad (49)$$

最终融合得到的车速为

$$v_x = av_{xf} + bv_{xr} + cv_m, \quad (50)$$

式中, v_m 为主滤波器得到的车速.

4 离线仿真验证

为方便车速估计算法的设计, 前文使用简化的 7 自由度车辆模型. 离线仿真时, 为了较全面地反映车辆的实际运动状态, 采用 Carsim-Simulink 联合建模方法, 利用 Carsim 软件中的车身、轮胎、悬架、转向和路面等模型, 而在 Simulink 软件中建立车辆动力传动系统及其能量管理策略、驾驶员模型等.

Carsim-Simulink 联合仿真结构如图 5 所示. 最终建立了 27 自由度四驱混合动力汽车动力系统及动力学模型. 其中自由度包括: 簧上质量 6 个自由度、簧下质量 4 个自由度、车轮旋转 4 个自由度、轮胎瞬态特性 8 个自由度、制动压力 4 个自由度以及传动系 1 个自由度.

为了检验纵向车速估计算法的有效性, 在 Carsim-Simulink 联合仿真平台上分别进行双纽线和低速双移线工况仿真. 车速估计算法所需要的纵向/侧向加速度量测值、车轮转矩量测值等, 都是在真实值的基础上加上一个噪声干扰, 然后经过低通滤波器处理得到.

4.1 双纽线工况仿真

双纽线工况仿真是在纯电动驱动模式下进行的, 图 6 所示为双纽线工况路线. 仿真时设定的车速为 20 km/h, 路面附着系数为 0.3.

输入信号有方向盘转角信号、车轮转矩信号、纵向/侧向加速度信号、横摆加速度信号以及轮速和参考车速信号, 图 7 为这些输入信号. 其中, 方向盘转

图 5 Carsim-Simulink 联合仿真结构

图 6 双纽线工况路线

图 7 (网络版彩图)车速估计器输入信号

(a) 方向盘转角; (b) 车轮转矩信号; (c) 纵向加速度信号; (d) 侧向加速度信号; (e) 横摆角速度信号; (f) 轮速和车速

角信号和轮速信号未加噪声, 横摆加速度加入微弱噪声。

图 8 为前轮/后轮子滤波器估计误差、主滤波器估计误差以及融合后得到的最终估计误差。总体来说, 轮胎纵向滑移较小, 纵向车速估计精度较高但当车轮转角较大时, 纵向车速估计误差都会增加。表 1 给出了双扭线工况车速估计误差值。

图 8 (网络版彩图)纵向车速估计误差

表 1 双扭线工况车速估计误差

项目	前轮估计 误差	后轮估计 误差	主滤波器 估计误差	融合估计 误差
最大值	0.5316	0.5136	-0.6432	0.5241
均值	-0.0230	-0.0069	0.0060	-0.0047
方均根	0.00026	0.00012	0.00021	0.00005

4.2 低速双移线工况仿真

双移线工况仿真是在混合动力驱动模式下进行的, 其可以用来模拟车辆躲避路障的操作。仿真时设定的车速为 35 km/h, 路面附着系数为 0.4。车速估计器的输入信号如图 9 所示。输入信号的干扰情况和双扭线工况一样。

图 10 给出了前轮/后轮子滤波器估计误差、主滤波器估计误差以及融合后得到的最终估计误差。估计初始时刻, 由于初始误差的影响, 纵向车速估计出现振荡, 但随后估计器趋于稳定。表 2 给出了双移线工况车速估计误差值。

图 9 (网络版彩图)车速估计器输入信号

(a) 方向盘转角; (b) 车轮转矩信号; (c) 纵向加速度信号; (d) 侧向加速度信号; (e) 横摆角速度信号; (f) 轮速和车速

图 10 (网络版彩图)纵向车速估计误差

5 硬件在环试验

为了进一步验证所提出的自适应无迹卡尔曼车速估计算法的性能,在自主开发的四驱混合动力汽车硬件在环仿真试验台架上,验证驱动工况下纵向车速估计算法的有效性和实时性.

表 2 双移线工况车速估计误差

项目	前轮估计 误差	后轮估计 误差	主滤波器 估计误差	融合估计 误差
最大值	0.9438	0.9438	-1.4737	1.0926
均值	-0.0096	-0.0052	-0.0019	-0.0047
方均根	0.0006	0.0005	0.0004	0.0003

5.1 四驱混合动力汽车硬件在环仿真试验台架方案

四驱混合动力汽车硬件在环试验台架结构如图 11 所示,包括 5 部分:上位机、具有整车控制功能的电子防抱死制动(electronic anti-lock braking system, EABS)控制器、MicroAutoBox 原型控制器、液压制动系统台架以及轮毂电机模拟台架.

在上位机中建立车辆模型、设计车速估计算法,建立观测和标定界面,对车辆模型进行观测和标定.车辆模型结合 RTI(real time interface)模块,利用

图 11 (网络版彩图) 四驱混合动力汽车硬件在环试验台架

Simulink 的 RTW(real time workshop)可以转化为 C 代码, 经过 dSPACE 工具下载到 MicroAutoBox 中. 模型通过 MicroAutoBox 的 I/O 口和外界交换信号. ControlDesk 软件可以对 MicroAutoBox 中的模型进行观测、标定和保存数据.

在 Simulink 中自主开发的能量协调控制策略, 配置上外设接口模块, 经过 RTW 生成 C 代码, 利用 CCS 软件下载到 EABS 控制器中, 在 EABS 中实时运行. 采用 CANape 工具对 EABS 中的算法进行标定和观测.

轮毂电机模拟台架可以模拟驱动工况的车轮转矩转速, 驱动工况下的车轮转矩由 MicroAutoBox 中的整车能量管理策略计算得到.

在 EABS 中运行车速估计算法, 可以检验算法的实时性, MicroAutoBox 中车速估计算法运行结果作为参照.

5.2 双组线试验

双组线试验结果如图 12 所示. 试验工况和 3.1

图 12 (网络版彩图) 双组线试验结果

(a) 加速度信号; (b) 车轮转矩信号; (c) 电机转矩信号; (d) 电机转速信号; (e) 纵向车速估计结果

节中一样. 估计算法所需加速度信号和车轮转矩信号如图 12(a)和(b)所示. 电机台架模拟轮毂电机的转矩、转速, 通过传感器测量得到的结果如图 12(c)和(d)所示.

图 12(e)为纵向车速估计结果. 其中, 真实车速为车辆模型的输出, Box 车速为 MicroAutoBox 中的算法估计的车速, EABS 车速为 EABS 中的算法估计的车速. 由图 12 可知, 车速跟踪效果较好, EABS 车速和 Box 车速基本相同, 表明 EABS 控制器能够实时运行估计算法. 表 3 给出双组线工况 Box 车速和 EABS 车速的误差值.

5.3 双移线试验

双移线试验结果如图 13 所示. 试验工况和

3.2 节中一样. 加速度信号和车轮转矩信号如图 13(a)和(b)所示, 车轮驱动转矩较小, 纵向加速度基本为 0. 电机台架模拟轮毂电机的转矩、转速结果如图 13(c)和(d)所示. 其中转矩信号在小范围内波动, 可能是测量误差的影响; 转速信号在 300 r/min 左右, 换算成车速约为 35 km/h, 符合车辆的期望车速.

图 13(e)中的纵向车速估计结果都取得了较好的结果. 但 EABS 控制器中的估计误差比 Box 中的要大. 这可能是由于估计算法所需的加速度、轮速信号在传输过程中精度降低, 或者是由于 F28335 芯片本身的性能比 MicroAutoBox 要低. 表 4 给出双移线工况 Box 车速和 EABS 车速的误差值.

表 3 双组线工况 Box 车速和 EABS 车速误差

项目	Box 车速	EABS 车速
最大值	-0.2369	-0.2006
均值	-0.0436	-0.0503
方均根	0.0041	0.0047

表 4 双移线工况 Box 车速和 EABS 车速误差

项目	Box 车速	EABS 车速
最大值	-0.0229	-0.0465
均值	0.0007	-0.0248
方均根	0.00004	0.00066

图 13 (网络版彩图)双移线试验结果

(a) 加速度信号; (b) 车轮转矩信号; (c) 电机转矩信号; (d) 电机转速信号; (e) 纵向车速估计结果

6 结论

本文针对四驱混合动力汽车, 充分利用 ESP 车载传感器信息和驱动轮转矩信息, 设计了适用于驱动工况、具有分布式结构、对噪声方差具有自适应能力的无迹卡尔曼车速估计算法, 并在所搭建的离线仿真平台和硬件在环试验平台上, 对所设计的分布式自适应无迹卡尔曼车速估计算法的有效性和实时性进行了验证, 结论如下。

1) 搭建了 Carsim-Simulink 联合仿真平台, 双纽线及低速双移线两种驱动工况的车速估计离线仿真结果表明: 所提出的自适应无迹卡尔曼车速估计算法具有较好的估计精度, 误差小于 0.1%。

2) 搭建了四驱混合动力汽车硬件在环试验台架, 与离线仿真相同工况的试验结果表明: 所提出的自适应无迹卡尔曼车速估计算法能够较好地抑制噪声干扰, 具有较好的工况适应性和鲁棒性。

3) 考虑控制器硬件平台的差异, 将车速估计算法分别下载到原型控制器 MicroAutoBox 中和嵌入式 EABS 控制器中进行了比较, EABS 控制器车速估计精度比 MicroAutoBox 要稍低, 但总体车速估计较精确, 且能保证一定的实时性。

后续将讨论制动工况分布式自适应卡尔曼车速估计算法, 同时进一步考虑侧向和横摆运动的作用, 对侧向车速估计或者纵向/侧向车速一体化估计进行研究。

参考文献

- 1 余卓平, 高晓杰. 车辆行驶过程中的状态估计问题综述. 机械工程学报, 2009, 45: 20-33
- 2 刘国福, 张纪, 王跃科. 汽车防抱制动系统车速估计方法的初步研究. 汽车工程, 2004, 26: 723-725
- 3 王仁广, 刘昭度, 齐志权, 等. 基于自适应卡尔曼滤波算法确定汽车参考车速. 农业机械学报, 2006, 9-11
- 4 宗长富, 胡丹, 杨肖, 等. 基于扩展 Kalman 滤波的汽车行驶状态估计. 吉林大学学报(工学版), 2009, 7-11
- 5 Li L, Song J, Kong L, et al. Vehicle velocity estimation for real-time dynamic stability control. Int J Automot Tech, 2009, 10: 675-685
- 6 Wenzel T A, Burnham K J, Blundell M V, et al. Dual extended Kalman filter for vehicle state and parameter estimation. Vehicle Syst Dyn, 2006, 44: 153-171
- 7 Chu L, Shi Y, Zhang Y, et al. Vehicle lateral and longitudinal velocity estimation based on Adaptive Kalman Filter. In: 2010 3rd International Conference on Advanced Computer Theory and Engineering (ICACTE), Chengdu, IEEE, 2010. 3: V3-325-V3-329
- 8 Lee H. Reliability indexed sensor fusion and its application to vehicle velocity estimation. J Dyn Syst, 2006, 128: 236-243
- 9 O'Brien R, Kiriakidis K. A comparison of H_∞ with Kalman filtering in vehicle state and parameter identification. In: American Control Conference, Minnesota, 2006. 3954-3959
- 10 Antonova S, Fehnb A, Kugic A. Unscented Kalman filter for vehicle state estimation. Vehicle Syst Dyn, 2011, 49: 1496-1520
- 11 褚文博, 李深, 江青云, 等. 基于多信息融合的全轮独立电驱车辆车速估计. 汽车工程, 2011, 11: 962-966
- 12 褚文博, 罗禹贡, 陈龙, 等. 分布式电驱车辆的无迹粒子滤波状态参数联合观测. 机械工程学报, 2013, 24: 117-127
- 13 Zhao Z G, Chen H, Yang J, et al. Estimation of the vehicle speed in the driving mode for a hybrid electric car based on an unscented Kalman filter. P I Mech Eng D-J Aut, 2014: 095407014546918
- 14 Zong X Y, Deng W W. Study on velocity estimation for four-wheel independent drive electric vehicle by UKF. In: Proceedings of 5th Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation, Hong Kong, Washington, DC: IEEE Computer Society, 2013: 1111-1114
- 15 Julier S J, Uhlmann J K. A new approach for filtering nonlinear system. In: Proc. of the 1995 American Control Conference, Seattle, Washington, 1995. 1628-1632
- 16 Julier S J, Uhlmann J K. A new extension of the Kalman filter to nonlinear system. In: The Proc of Aerosense: The 11th Int Symposium on Aerospace/Defense Sensing, Simulation and Controls, Orlando, 1997. 54-65
- 17 Julier S J, Uhlmann J K. A general method for approximating nonlinear transformations of probability distributions. Oxford: Robotics Research Group, Department of Engineering Science, University of Oxford, 1996
- 18 赵琳. 非线性系统滤波理论. 北京: 国防工业出版社, 2012
- 19 赵琳, 王小旭, 孙明, 等. 基于极大后验估计和指数加权的自适应 UKF 滤波算法. 自动化学报, 2010, 7: 1007-1019
- 20 秦永元, 洪钺. 卡尔曼滤波与组合导航原理. 西安: 西北工业大学出版社, 1998
- 21 Carlson N A. Federated filter for fault-tolerant integrated navigation systems. In: Position Location and Navigation Symposium, 1988.

Record. Navigation into the 21st Century. IEEE PLANS'88, Orlando, FL, IEEE, 1988. 110–119

22 Carlson N A. Federated square root filter for decentralized parallel processors. IEEE T Aero Elec Sys, 1990, 26: 517–525

Vehicle speed estimation in driving case based on distributed self-adaptive unscented Kalman filter for 4WD hybrid electric car

ZHAO ZhiGuo^{1,2}, ZHU Qiang², ZHOU LiangJie² & ZHANG JunTeng²

¹ *Clean Energy Automotive Engineering Center, Tongji University, Shanghai 201804, China;*

² *School of Automotive Studies, Tongji University, Shanghai 201804, China*

As for the four-wheel drive hybrid electric vehicle (4WD HEV), in order to improve the accuracy and robustness of speed estimation for electronic stability program (ESP), vehicle speed estimation based on distributed self-adaptive unscented Kalman filter (UKF) is proposed in consideration of obtained driving torque and ESP sensor signals. Firstly, powertrain and kinetic model are established according to the 4WD HEV, which includes power-train system model, seven degrees of freedom vehicle dynamics model and Burckhardt tire model. Secondly, considering the model is time-varying and strongly nonlinear, UKF algorithm is adopted to design the main/sub filter. On the one hand, self-adaptive UKF is designed for measurement noise to improve its robustness; on the other hand, main/sub filter results are fused and then the fused result is used to reset each filter, which improves the accuracy of speed estimation. Finally, off-line co-simulation of Carsim-Simulink and hardware-in-the-loop (HIL) platform for 4WD HEV are built, distributed self-adaptive UKF algorithm is tested in 8-shape route driving case and low speed double-line change driving case. The results show that the proposed speed estimation algorithm based on distributed self-adaptive UKF not only has high accuracy, but also has strong adaptability and robustness.

4WD HEV, distributed UKF, self-adaptive noise, co-simulation of Carsim-Simulink, HIL

doi: 10.1360/N092015-00240