基于双容积卡尔曼滤波的车辆状态与路面附着系数估计

李刚^{①②*}, 解瑞春^①, 卫绍元^①, 宗长富^②

① 辽宁工业大学汽车与交通工程学院, 锦州 121001;

② 吉林大学汽车仿真与控制国家重点实验室, 长春 130022

* E-mail: linitligang@126.com

收稿日期: 2014-06-26; 接受日期: 2014-09-17

国家自然科学基金青年基金(批准号: 51305190)、辽宁省教育厅项目(编号: L2013253)、吉林大学汽车仿真与控制国家重点实验室开放基金(编号: 20111104)资助项目

摘要 针对车辆行驶过程中的车辆状态与路面附着系数估计问题, 论文研究了基于双容积卡尔曼滤波的车辆状态与路面附着系数估计算法, 建立了采用 Dugoff 轮胎模型的三自由度车辆估算模型, 基于双容积卡尔曼滤波理论设计了车辆行驶状态与路面附着系数估计器, 使二者在估计过程中相互联系、形成闭环反馈, 实现对车辆状态与路面附着的实时准确估计. 选择典型工况, 应用驾驶模拟器在环实验对双容积卡尔曼滤波估计算法进行了验证, 并与双扩展卡尔曼滤波的估计算法进行对比分析. 结果表明: 基于双容积卡尔曼滤波的估计算法相对于基于双扩展卡尔曼滤波的估计算法更能够较准确地实现对车辆状态和路面附着系数的估计.

关键词

双容积卡尔曼滤波

车辆状态

路面附着

Dugoff 轮胎

驾驶模拟器在环实验

1 引言

随着信息技术在汽车领域的不断发展与运用, 人们对汽车的操纵稳定性和主动安全性的要求也越来越高. 汽车主动安全性控制系统可有效提高汽车的操纵稳定性, 避免交通事故的发生, 而实时、准确地获取车辆行驶状态与路面附着系数是实现主动安全控制的必要前提. 车速仪、陀螺仪与路面直接识别技术成本高, 短时间内难以在汽车主动安全控制当中普及. 因此如何应用低成本传感器, 基于相关理论进行车辆行驶状态和路面附着信息的实时准确估计成为目前汽车主动安全控制的研究热点^[1~5].

目前针对车辆行驶状态与路面附着系数的估计研究主要采用的是扩展卡尔曼滤波(EKF)或无迹卡尔曼滤波(UKF)算法. 文献[1]建立了四自由度汽车模型结合 HSRI 轮胎模型, 应用双扩展卡尔曼滤波理论对汽车状态和路面附着系数进行估计. 文献[2]建立了采用 Dugoff 轮胎模型的非线性七自由度车辆估算模型, 利用车辆状态信息, 基于无迹卡尔曼滤波理论, 将路面附着系数估计和车速估计相结合, 估算车辆纵向速度和侧向速度. 文献[3]采用 Pacejka 非线性轮胎联合工况模型, 建立了七自由度车辆估算模型, 基于双重扩展自适应卡尔曼滤波, 实现对车辆状态与路面附着系数的准确估计. 文献[4]基于双扩展卡

引用格式: 李刚, 解瑞春, 卫绍元, 等. 基于双容积卡尔曼滤波的车辆状态与路面附着系数估计. 中国科学: 技术科学, 2015, 45: 403–414
Li G, Xie R C, Wei S Y, et al. Vehicle state and road friction coefficient estimation based on double cubature Kalman filter (in Chinese). Sci Sin Tech, 2015, 45: 403–414, doi: 10.1360/N092014-00207

尔曼滤波算法, 建立包含汽车质量等的状态变量, 实现对车辆状态和参数的估计. 文献[5]采用了一种拓展的扩展卡尔曼滤波—双扩展卡尔曼滤波(DEKF)对车辆的状态及参数同时进行估算.

容积卡尔曼滤波(CKF)是 2009 年加拿大学者提出的一种新型非线性高斯滤波方法^[6,7], 已经在航空航天领域得到了运用^[8-10], 经严格的数学证明其逼近非线性变换后的概率分布精度优于无迹卡尔曼滤波^[8]. 容积卡尔曼滤波依靠确定的容积点来计算后验概率密度函数^[11,12], 无需计算复杂的 Jacobian 矩阵, 比扩展卡尔曼滤波实现更加容易, 同时也避免了截断误差. 与无迹卡尔曼滤波相比, 容积卡尔曼滤波的容积点在更低一维的子空间中对称出现, 且各容积点权值大小相等, 无需像无迹卡尔曼滤波那样提前设置参数, 在选择方式上更加简单, 适应性更强、计算速度更快, 但容积卡尔曼滤波算法采用平方根法(Cholesky)计算误差协方差, 由于计算舍入等误差容易导致容积卡尔曼滤波算法误差协方差矩阵失去正定性.

论文研究了基于双容积卡尔曼滤波的车辆状态与路面附着系数估计算法, 采用奇异值分解(SVD)代替 Cholesky 分解解决误差协方差矩阵的非正定性问题^[13,14]. 建立了采用 Dugoff 轮胎模型的非线性三自由度车辆估算模型, 基于容积卡尔曼滤波理论估算车辆的纵向车速、侧向车速等状态变量, 同时利用时间更新后的状态估计值与传感器测量值, 基于容积卡尔曼滤波理论估计路面附着系数. 将车辆行驶状态估计器与路面附着系数估计器结合起来建立双容积卡尔曼滤波估计器, 实现估计信息相互校正, 达到对车辆行驶状态与路面附着系数的准确估计. 论文通过驾驶模拟器在环实验对估计算法的有效性进行了验证.

2 车辆估算模型

车辆估算模型采用非线性三自由度车辆动力学模型, 利用 Dugoff 轮胎模型对轮胎的纵向力和侧向力进行计算.

2.1 三自由度车辆动力学模型

论文采用简化估算模型, 建立包括纵向、侧向和横摆的非线性三自由度模型. 非线性三自由度模型如图 1 所示, 并作如下假设: (1) 车辆估算模型的质

图 1 三自由度车辆估算模型

心和车辆坐标系原点重合; (2) 悬架对车辆的垂直运动没有影响; (3) 车辆没有俯仰和侧倾方向的自由度; (4) 忽略纵向滚动阻力对状态参数估计的影响^[15].

图中, a 为质心至前轴的距离; b 为质心至后轴的距离; t_f 为前轮轮距; t_r 为后轮轮距; $\alpha_{fl,fr}$ 为左前轮和右前轮的轮胎侧偏角; $\alpha_{rl,rr}$ 为左后轮和右后轮的轮胎侧偏角; $F_{x_fl,fr,rl,rr}$ 为前左、前右、后左、后右车轮的纵向力; $F_{y_fl,fr,rl,rr}$ 为前左、前右、后左、后右的侧向力; $\delta_{fl,fr}$ 为前左轮、前右车轮转角.

三自由度车辆模型动力学方程如下:

$$\dot{u} = a_x + v \cdot r \quad (1)$$

$$\dot{v} = a_y - u \cdot r, \quad (2)$$

$$\dot{r} = \frac{1}{I_z} \Gamma, \quad (3)$$

式中, u 为纵向车速, v 为侧向车速, r 为横摆角速度, a_x 为纵向加速度, a_y 为侧向加速度, Γ 为横摆力矩, I_z 为汽车绕 Z 轴的转动惯量. 根据动力学方程, 其他参数的计算公式如下:

$$\begin{aligned} \Gamma = & a(F_{x_fl} \sin \delta_{fl} + F_{y_fl} \cos \delta_{fl}) \\ & - \frac{t_f}{2}(F_{x_fl} \cos \delta_{fl} - F_{y_fl} \sin \delta_{fl}) \\ & + a(F_{x_fr} \sin \delta_{fr} + F_{y_fr} \cos \delta_{fr}) \\ & + \frac{t_f}{2}(F_{x_fr} \cos \delta_{fr} - F_{y_fr} \sin \delta_{fr}) \\ & - bF_{x_rl} - \frac{t_r}{2}F_{x_rl} - bF_{x_rr} + \frac{t_r}{2}F_{x_rr}, \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} a_x = & \frac{1}{m}(F_{x_fl} \cos \delta_{fl} - F_{y_fl} \sin \delta_{fl} + F_{x_fr} \cos \delta_{fr} \\ & - F_{y_fr} \sin \delta_{fr} + F_{x_rl} + F_{x_rr}), \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} a_y = & \frac{1}{m}(F_{x_fl} \sin \delta_{fl} + F_{y_fl} \cos \delta_{fl} + F_{x_fr} \sin \delta_{fr} \\ & + F_{y_fr} \cos \delta_{fr} + F_{x_rl} + F_{x_rr}), \end{aligned} \quad (6)$$

$$\beta = \frac{v}{u}, \quad (7)$$

$$\alpha_{fl, fr} = \delta_{fl, fr} - \arctan\left(\frac{v + ar}{u \pm \frac{t_f}{2}r}\right), \quad (8)$$

$$\alpha_{rl, rr} = -\arctan\left(\frac{-v + br}{u \pm \frac{t_r}{2}r}\right), \quad (9)$$

$$v_{fl, fr} = \sqrt{\left(u \mp \frac{t_f}{2}r\right)^2 + (v + ar)^2}, \quad (10)$$

$$v_{rl, rr} = \sqrt{\left(u \mp \frac{t_r}{2}r\right)^2 + (v - br)^2}, \quad (11)$$

$$F_{z-fl, fr} = \left(\frac{1}{2}mg \pm ma_y \frac{h}{t_f}\right) \frac{b}{l} - \frac{1}{2}ma_x \frac{h}{l}, \quad (12)$$

$$F_{z-rl, rr} = \left(\frac{1}{2}mg \pm ma_y \frac{h}{t_r}\right) \frac{b}{l} + \frac{1}{2}ma_x \frac{h}{l}. \quad (13)$$

式中, β 为质心侧偏角; m 为车辆的质量; h 为质心高度; R_e 为车轮滚动半径; l 为前后轴距; $v_{fl, fr}$ 为左前轮和右前轮的车轮中心速度; $v_{rl, rr}$ 为左后轮和右后轮的车轮中心速度; $F_{z-fl, fr}$ 为左前轮和右前轮的垂直载荷; $F_{z-rl, rr}$ 为左后轮和右后轮的垂直载荷。

2.2 Dugoff 轮胎模型

采用 Dugoff 轮胎模型对汽车的纵向力和侧向力进行计算. 对于每个车轮, 作用在轮胎上的纵向力、侧向力可以用以下公式表示:

$$F_{x_{ij}} = \mu_{ij} F_{x_{ij}}^0 = \mu_{ij} F_{z_{ij}} C_x \frac{\lambda_{ij}}{1 - \lambda_{ij}} f(L), \quad (14)$$

$$F_{y_{ij}} = \mu_{ij} F_{y_{ij}}^0 = \mu_{ij} F_{z_{ij}} C_y \frac{\tan(\alpha_{ij})}{1 - \lambda_{ij}} f(L). \quad (15)$$

其中

$$f(L) = \begin{cases} L(2-L), & L < 1, \\ 1, & L \geq 1, \end{cases} \quad (16)$$

$$L = \frac{1}{\sqrt{C_x^2 \lambda_{ij}^2 + C_y^2 \tan^2 \alpha}} (1 - \lambda_{ij}) \times (1 - \varepsilon u \sqrt{C_x^2 \lambda_{ij}^2 + C_y^2 \tan^2 \alpha}). \quad (17)$$

滑移率定义为车轮平面方向, 分为制动和驱动两种情况:

$$\lambda_{ij} = \frac{R_e \omega_{ij} - v_{ij}}{v_{ij}} = \frac{R_e \omega_{ij}}{v_{ij}} - 1 < 0; \quad (\text{制动}) \quad (18)$$

$$\lambda_{ij} = \frac{R_e \omega_{ij} - v_{ij}}{R_e \omega_{ij}} = 1 - \frac{v_{ij}}{R_e \omega_{ij}} > 0. \quad (\text{驱动}) \quad (19)$$

式中, μ_{ij} 为路面附着系数; λ_{ij} 为纵向滑移率; C_y 为轮胎侧偏刚度; C_x 为轮胎纵向刚度; ε 为速度影响因子; $F_{x_{ij}}$ 为轮胎纵向力; $F_{y_{ij}}$ 为轮胎侧向力; $F_{x_{ij}}^0$ 为归一化轮胎纵向力且与路面附着系数无关; $F_{y_{ij}}^0$ 为归一化轮胎侧向力且与路面附着系数无关; i, j 为轮胎的位置, i 为前轮或者后轮, j 为左轮或者右轮。

3 车辆状态与路面附着系数估计算法

论文将车辆行驶状态估计与路面附着系数估计结合起来, 应用双容积卡尔曼滤波算法进行车辆状态与路面附着的实时估计. 双容积卡尔曼滤波算法就是把两个容积卡尔曼滤波估计器结合起来, 使得它们能够实时互换信息, 从而进一步提高算法的准确性, 具体估计过程如(16)~(42)式所示。

1) 建立非线性系统的状态方程与量测方程如下式所示:

$$\begin{aligned} \dot{X}_{s,p} &= f(X_s, X_p, U_k), \\ Z_{s,p} &= h(X_s, X_p, U_k). \end{aligned} \quad (20)$$

状态变量: $X_s = [u, v, r, a_x, a_y, \Gamma]$.

参数变量: $X_p = [\mu_{fl}, \mu_{fr}, \mu_{rl}, \mu_{rr}]$.

基于容积卡尔曼滤波的车辆行驶状态估计器测量输出: $Z_s = [a_x, a_y, r]$.

基于容积卡尔曼滤波的路面附着系数估计器测量输出: $Z_p = [\mu_{fl}, \mu_{fr}, \mu_{rl}, \mu_{rr}]$.

双容积卡尔曼滤波估计器控制输入:

$$U_k = [\delta, \omega_{fl}, \omega_{fr}, \omega_{rl}, \omega_{rr}].$$

2) 参数变量的时间更新

① 误差协方差矩阵 $P_{p,k-1}$ 进行奇异值分解

$$P_{p,k-1} = A_{p,k-1} \Lambda_{p,k-1} A_{p,k-1}^T, \quad (21)$$

式中, A 的列为误差协方差 $P_{p,k-1}$ 的单位正交特征向量, $\Lambda_{p,k-1}$ 为对角矩阵, $\Lambda_{p,k-1} = \text{diag}[S_{p1}^2, S_{p2}^2, \dots, S_{pn}^2]$; S_{pi} 为误差协方差矩阵 $P_{p,k-1}$ 的特征值。

$$X_{pj,k-1} = A_{pi,k-1} S_{pi} \xi_{pj} + X_{p,k-1}^{\wedge}, \quad (18)$$

式中, 容积点 $\xi_{pj} = \sqrt{\frac{m}{2}} [1]_{pj}$, $[1]_{pj}$ 表示容积点集中的第 j 个元素, m 为容积点总数, 采用三阶容积原则时容积点总数 m 是状态维数 n 的 2 倍, $i=1, 2, \dots, n, j=1, 2, \dots, m$. 参数变量中的 $n=4$, 容积点集为

$$\left\{ \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -1 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} \right\}.$$

②容积点 $X_{pj,k-1}^*$

$$X_{pj,k-1}^* = f(X_{pj,k-1}). \quad (19)$$

③参数变量预测值 $X_{p,k-1}^{\wedge}$

$$X_{p,k-1}^{\wedge} = \sum_{j=1}^m \frac{1}{m} X_{pj,k-1}^* \quad (20)$$

④协方差预测值 $P_{p,k-1}$

$$P_{p,k-1} = \sum_{j=1}^m \frac{1}{m} X_{pj,k-1}^* X_{pj,k-1}^{*\top} - X_{p,k-1}^{\wedge} X_{p,k-1}^{\wedge\top} + Q_p. \quad (21)$$

3) 状态变量的时间更新

①误差协方差矩阵 $P_{s,k-1}$ 进行奇异值分解

$$P_{s,k-1} = A_{s,k-1} \Lambda_{s,k-1} A_{s,k-1}^{\top} \quad (22)$$

式中, $A_{s,k-1}$ 的列为误差协方差 $P_{s,k-1}$ 的单位正交特征向量, $\Lambda_{s,k-1}$ 为对角矩阵, $\Lambda_{s,k-1} = \text{diag}[s_{s1}^2, s_{s2}^2, \dots, s_{sm}^2]$; s_{si} 为误差协方差矩阵 $P_{s,k-1}$ 的特征值.

$$X_{sj,k-1} = A_{si,k-1} S_{si} \xi_{sj} + X_{s,k-1}^{\wedge}, \quad (23)$$

式中, 容积点 $\xi_{sj} = \sqrt{\frac{m}{2}} [1]_{sj}$, $[1]_{sj}$ 表示容积点集中的第 j 个元素, m 为容积点总数, $i=1, 2, \dots, N, j=1, 2, \dots, M$. 状态变量中的 $N=6$, 容积点集为

$$\left\{ \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ -1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \right\}.$$

②容积点 $X_{sj,k-1}^*$

$$X_{sj,k-1}^* = f(X_{sj,k-1}, X_{p,k-1}^{\wedge}, U_k), \quad j=1, 2, \dots, M \quad (24)$$

③状态预测值 $X_{s,k-1}^{\wedge}$

$$X_{s,k-1}^{\wedge} = \sum_{j=1}^M \frac{1}{M} X_{sj,k-1}^* \quad (25)$$

④协方差预测值 $P_{s,k-1}$

$$P_{s,k-1} = \sum_{j=1}^M \omega_{sj} X_{sj,k-1}^* X_{sj,k-1}^{*\top} - X_{s,k-1}^{\wedge} X_{s,k-1}^{\wedge\top} + Q_s. \quad (26)$$

4) 参数变量的量测更新

①误差协方差矩阵 $P_{p,k-1}$ 进行奇异值分解

$$P_{p,k-1} = A_{p,k-1} \Lambda_{p,k-1} A_{p,k-1}^{\top} \quad (27)$$

$$X_{pj,k-1} = A_{pi,k-1} S_{pi} \xi_{pj} + X_{p,k-1}^{\wedge}$$

②容积点 $Z_{pj,k-1}$

$$Z_{pj,k-1} = h(X_{pj,k-1}, X_{sj,k-1}^{\wedge}, U_k). \quad (28)$$

③均值 $Z_{p,k-1}^{\wedge}$

$$Z_{p,k-1}^{\wedge} = \sum_{j=1}^m \frac{1}{m} Z_{pj,k-1}. \quad (29)$$

④新息协方差 $P_{pz,k-1}$

$$P_{pz,k-1} = \sum_{j=1}^m \frac{1}{m} Z_{pj,k-1} Z_{pj,k-1}^{\top} - Z_{p,k-1}^{\wedge} Z_{p,k-1}^{\wedge\top} + R_p. \quad (30)$$

⑤互协方差 $P_{pxz,k-1}$

$$P_{pxz,k-1} = \sum_{j=1}^m \frac{1}{m} X_{pj,k-1} Z_{pj,k-1}^{\top} - X_{p,k-1}^{\wedge} Z_{p,k-1}^{\wedge\top}. \quad (31)$$

⑥增益矩阵 K_{pk}

$$K_{pk} = P_{pxz,k-1} P_{pz,k-1}^{-1}. \quad (32)$$

⑦参数变量 $X_{pk}^{\wedge}$

$$X_{p,k}^{\wedge} = X_{p,k-1}^{\wedge} + K_{pk} (Z_{p,k} - Z_{p,k-1}^{\wedge}). \quad (33)$$

⑧误差协方差矩阵 $P_{p,k}$

$$P_{p,k} = P_{p,k-1} - K_{pk} P_{pz,k-1} K_{pk}^{\top}. \quad (34)$$

5) 状态变量的量测更新

①误差协方差矩阵 $P_{s,k-1}$ 进行奇异值分解

$$P_{s,k-1} = A_{s,k-1} \Lambda_{s,k-1} A_{s,k-1}^{\top},$$

$$X_{sj,k-1} = A_{si,k-1} S_{si} \xi_{sj} + X_{s,k-1}^{\wedge},$$

$$i=1, 2, \dots, N; j=1, 2, \dots, M \quad (35)$$

②容积点 $Z_{sj,k-1}$

$$Z_{sj,k/k-1} = h(X_{sj,k/k-1}). \tag{36}$$

③均值 $Z_{s,k/k-1}^{\wedge}$

$$Z_{s,k/k-1}^{\wedge} = \sum_{j=1}^M \frac{1}{M} Z_{sj,k/k-1}. \tag{37}$$

④新息协方差矩阵 $P_{szs,k/k-1}$

$$P_{szs,k/k-1} = \sum_{j=1}^M \frac{1}{M} Z_{sj,k/k-1} Z_{sj,k/k-1}^T - Z_{s,k/k-1}^{\wedge} Z_{s,k/k-1}^{\wedge T} + R_s. \tag{38}$$

⑤互协方差矩阵 $P_{sxz,k/k-1}$

$$P_{sxz,k/k-1} = \sum_{j=1}^M \frac{1}{M} X_{sj,k/k-1} Z_{sj,k/k-1}^T - X_{s,k/k-1}^{\wedge} Z_{s,k/k-1}^{\wedge T}. \tag{39}$$

⑥增益矩阵 K_{sk}

$$K_{sk} = P_{sxz,k/k-1} P_{szs,k/k-1}^{-1}. \tag{40}$$

⑦状态变量 $X_{s,k}^{\wedge}$

$$X_{s,k}^{\wedge} = X_{s,k/k-1}^{\wedge} + K_{sk} (Z_{s,k} - Z_{s,k/k-1}^{\wedge}). \tag{41}$$

⑧误差协方差矩阵 $P_{s,k}$

$$P_{s,k} = P_{s,k/k-1} - K_{sk} P_{szs,k/k-1} K_{sk}^T. \tag{42}$$

式中, R_p 和 R_s 为测量噪声协方差矩阵; Q_s 和 Q_p 为过程噪声协方差矩阵.

4 驾驶模拟器在环实验验证

为了验证所提出的车辆行驶状态与路面附着系数估计算法, 通过驾驶模拟器进行在环实验验证, 并对基于双容积卡尔曼滤波的估计算法和基于双扩展卡尔曼滤波的估计算法进行对比分析.

4.1 驾驶模拟器实验台

驾驶模拟器实验台组成如图 2 所示, 包括电脑主机(上位机)、dSPACE 数据处理器(下位机)、数据采集器、操作台、音响设备、融合机、投影仪等组成. 电脑主机(上位机)中的程序经过编译生成代码下载到下位机里, dSPACE 数据处理器(下位机)实时运行整车模型和估算程序, 同时接收来自数据采集器传来的驾驶员操纵信号计算车辆运动响应和估计值, 运算结果、车辆运动状态分别通过操作台显示器和环屏动态显示. 在环实验时音响设备发出汽车行驶时的发动机、制动等模拟声音, 融合机将三个投影仪生成的图像在环屏上进行显示.

应用 Matlab/Simulink 编写估计算法程序, 选择

驾驶模拟器中实时仿真软件 CarSim 中某型轿车(前置前驱传动系统), 估计原理如图 3 所示. 所选车辆模型的部分参数取值如表 1 所示.

图 2 驾驶模拟器组成图

图 3 驾驶模拟器在环实验估计原理

表 1 车辆模型的部分参数

变量参数	变量取值
车辆质量 $m(\text{kg})$	1231
绕 z 轴转动惯量 $I_z(\text{kg m}^2)$	2031
质心至前轴距离 $a(\text{m})$	1.04
质心至后轴距离 $b(\text{m})$	1.56
前后轴距 $L(\text{m})$	2.6
质心高度 $h(\text{m})$	0.54
前轮轮距 $t_f(\text{m})$	1.481
后轮轮距 $t_r(\text{m})$	1.486
车轮有效半径 $R_e(\text{m})$	0.31
转向系统传动比 i	18

407

4.2 实验工况

为了验证所研究的估计算法的有效性, 选择高附着路面变车速双移线工况、低附着路面变车速双移线工况和对接路面变车速蛇形工况进行在环实验验证, 并对基于双容积卡尔曼滤波的估计算法和基于双扩展卡尔曼滤波^[1]的估计算法进行对比分析。

4.2.1 高附着路面变车速双移线实验工况

高附着路面变车速双移线实验工况: 路面附着系数为 0.85, 采样时间间隔为 0.005 s. 车辆行驶状态估计器的初值设置: 状态变量 $X_s=[3.35754, -0.00838, 0, 0, 0, 0]$; 误差协方差阵 $P_s=\text{eye}(6)\times 1000$; 量测噪声协方差矩阵 $R_s=\text{eye}(3)\times 3$; 过程噪声协方差矩阵 $Q_s=\text{eye}(6)\times 1000$. 路面附着系数估计器参数设置: 参

数变量 $X_p=[1, 1, 1, 1]$; 误差协方差矩阵 $P_p=[1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0.8, 0, 0, 0, 0, 1]\times 100$; 量测噪声协方差矩阵 $R_p=[0.0028, 0, 0, 0, 1.18, 0, 0, 0, 0.25]\times 1000$; 过程噪声协方差矩阵 $Q_p=\text{eye}(4)\times 0.0000001$.

驾驶模拟器在环实验验证结果如图 4 和 5 所示. 车辆的纵向加速度、侧向加速度、横摆角速度、方向盘转角和车轮轮速如图 4(a), (b), (c), (d)和(e)所示. 图 5 为驾驶模拟器在环实验对比曲线. 图 5(a)为纵向车速实验对比曲线: 由图可知基于双容积卡尔曼滤波的估计值与实验值非常接近, 最大误差约为 1%; 基于双扩展卡尔曼滤波的估计值最大误差约为 5%; 双容积卡尔曼滤波的估计值比双扩展卡尔曼滤波的估计值精度更高, 实时性更好. 图 5(b)为侧向车速的实验对比曲线: 由图可知基于双容积卡尔曼滤波的估

图 4 传感器信号

(a) 纵向加速度信号; (b) 侧向加速度信号; (c) 横摆角速度信号; (d) 方向盘转角信号; (e) 车轮轮速信号

图 5 驾驶员在环实验对比曲线

(a) 纵向车速; (b) 侧向车速; (c) 质心侧偏角; (d) 路面附着系数

计值最大误差为 5%, 优于基于双扩展卡尔曼滤波的估计值, 尤其在 9~17 s 时的估计值优势更明显. 图 5(c)为质心侧偏角的实验对比曲线: 由图可知基于双容积卡尔曼滤波的估计值最大误差为 5%, 优于基于双扩展卡尔曼滤波的估计值, 尤其在 9~17 s 方向盘转角较大时的估计值上优势更明显. 由图 5(a), (b), (c)可知双容积卡尔曼滤波估计值延时约为 0.005 s, 双扩展卡尔曼滤波估计值延时约为 0.2 s. 双容积卡尔曼滤波估计算法精度和实时性要好于双扩展卡尔曼滤波估计算法, 这是因为容积卡尔曼滤波滤波依靠确定的容积点来计算后验概率密度函数, 无需计算复杂的 Jacobian 矩阵, 同时也避免了截断误差. 图 5(d)为路面附着系数估计的实验对比曲线: 由图可知两种估计算法估计值都能在较短的时间内收敛到实际值附近; 四轮所估路面附着系数有一定偏差, 实车应用可采用加权求平均值的方法确定最终路面附着系数; 基于双容积卡尔曼滤波的估计值误差在 5%以内, 基于双扩展卡尔曼滤波的估计值误差在 5%以内, 二者对于路面附着系数的估计效果基本相同.

4.2.2 低附着路面变车速双移线实验工况

低附着路面变车速双移线实验工况: 路面附着系数为 0.2, 采样时间间隔为 0.005 s. 车辆行驶状态估计器的初值设置: 状态变量 $X_s = [0.55706, -0.01414, 0, 0, 0, 0]$; 误差协方差矩阵 $P_s = \text{eye}(6) \times 1000$; 量测噪声协方差矩阵 $R_s = \text{eye}(3) \times 3$; 过程噪声协方差矩阵 $Q_s = \text{eye}(6) \times 1000$. 路面附着系数估计器参数设置: 参数变量 $X_p = [1, 1, 1, 1]$; 误差协方差矩阵 $P_p = [1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0.8, 0, 0, 0, 0, 0.9] \times 100$; 量测噪声协方差矩阵 $R_p = [0.01, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0.1] \times 1000$; 过程噪声协方差矩阵 $Q_p = \text{eye}(4) \times 0.00001$.

驾驶模拟器在环实验验证结果如图 6 和 7 所示. 车辆的纵向加速度、侧向加速度、横摆角速度、方向盘转角和车轮轮速如图 6(a), (b), (c), (d), (e)所示. 图 6(e)可知, 轿车为前置前驱传动系统, 前两轮为驱动轮, 路面附着系数较低, 前轮处于打滑状态, 因此前两轮驱动轮的车轮转速要高于后两轮的转速. 图 7 为驾驶模拟器在环实验对比曲线. 图 7(a)为纵向车速的实验对比曲线: 由图可知基于双容积卡尔曼滤波的

图6 传感器信号

(a) 纵向加速度信号; (b) 侧向加速度信号; (c) 横摆角速度信号; (d) 方向盘转角信号; (e) 车轮轮速信号

估计值与实验值非常接近, 最大误差约为 1%; 基于双扩展卡尔曼滤波的估计值最大误差约为 7%, 双容积卡尔曼滤波估计精度要高于双扩展卡尔曼滤波估计. 图 7(b)为侧向车速的实验对比曲线: 由图可知基于双容积卡尔曼滤波的估计值最大误差为 5%, 优于基于双扩展卡尔曼滤波的估计值, 尤其在 17~27 s 方向盘转角较大时的估计值上优势更明显. 图 7(c)为质心侧偏角的实验对比曲线: 由图可知基于双容积卡尔曼滤波的估计值最大误差为 5%, 优于基于双扩展

卡尔曼滤波的估计值, 尤其在 17~27 s 时的估计值上优势更明显. 由图 7(a), (b), (c)可知双容积卡尔曼滤波估计值的延时约为 0.005 s, 双扩展卡尔曼滤波估计值延时约 0.2 s. 双容积卡尔曼滤波估计算法精度和实时性要好于双扩展卡尔曼滤波估计算法, 这是因为容积卡尔曼滤波滤波依靠确定的容积点来计算后验概率密度函数, 无需计算复杂的 Jacobian 矩阵, 同时也避免了截断误差. 图 7(d)为路面附着系数的实验对比曲线, 由图可知两种估计算法估计值都能在

图7 驾驶员在环实验对比曲线

(a) 纵向车速; (b) 侧向车速; (c) 质心侧偏角; (d) 路面附着系数

较短的时间内收敛到实际值附近; 四轮所估路面附着系数有一定偏差, 实车应用可采用加权求平均值的方法确定最终路面附着系数; 基于双容积卡尔曼滤波的估计值误差在 10% 以内, 基于双扩展卡尔曼滤波的估计值误差在 10% 以内, 二者对于路面附着系数的估计效果基本相同。

4.2.3 对接路面变车速蛇形实验工况

对接路面变车速蛇形实验工况: 路面附着系数分别为 0.85 和 0.2, 对接设置, 采样时间间隔为 0.005 s. 车辆行驶状态估计器初值设置: 状态变量 $X_s = [0.46509, 0.00043374, 0, 0, 0, 0]$; 误差协方差矩阵 $P_s = \text{eye}(6) \times 1000$; 量测噪声协方差矩阵 $R_s = \text{eye}(3) \times 3$; 过程噪声协方差矩阵 $Q_s = \text{eye}(6) \times 1000$. 路面附着系数估计器参数设置: 参数变量 $X_p = [1, 1, 1, 1]$; 误差协方差矩阵 $P_p = [1, 0, 0, 0, 0, 0.8, 0, 0, 0, 0.8, 0, 0, 0, 0, 0.9] \times 500$; 量测噪声协方差矩阵 $R_p = [0.1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0.1] \times 1000$; 过程噪声协方差矩阵 $Q_p = \text{eye}(4) \times 0.000001$.

驾驶模拟器在环实验结果如图 8 和 9 所示. 车辆的纵向加速度、侧向加速度、横摆角速度、方向盘转角和车轮轮速如图 8(a), (b), (c), (d), (e) 所示. 图 9 为驾驶模拟器在环实验对比曲线. 图 9(a) 为纵向车速实验对比曲线: 由图可知基于双容积卡尔曼滤波的估计值与实验值非常接近, 最大误差约为 1%; 基于双扩展卡尔曼滤波的估计值最大误差约为 8%; 双容积卡尔曼滤波的估计精度要高于双扩展卡尔曼滤波估计. 图 9(b) 为侧向车速的实验对比曲线: 由图可知基于双容积卡尔曼滤波的估计值最大误差为 10%, 优于基于双扩展卡尔曼滤波的估计值, 尤其在局部区域的估计值上优势更明显. 图 9(c) 为质心侧偏角的实验对比曲线: 由图可知基于双容积卡尔曼滤波的估计值最大误差为 10%, 优于基于双扩展卡尔曼滤波的估计值, 尤其在局部区域的估计值上优势更明显. 由图 9(a), (b), (c) 可知基于双容积卡尔曼滤波估计值相对于实际值延时约为 0.005 s, 双扩展卡尔曼滤波估计值延时约为 0.2 s. 双容积卡尔曼滤波估计算法精度和实时性要好于双扩展卡尔曼滤波估计算法,

图8 传感器信号

(a) 纵向加速度信号; (b) 侧向加速度信号; (c) 横摆角速度信号; (d) 方向盘转角信号; (e) 车轮轮速信号

这是因为容积卡尔曼滤波依靠确定的容积点来计算后验概率密度函数, 无需计算复杂的 Jacobian 矩阵, 同时也避免了截断误差. 图 9(d)为路面附着系数的实验对比曲线: 由图可知两种估计算法估计值在较短的时间内收敛到实际值附近; 四轮所估路面附着系数有一定偏差, 实车应用可采用加权求平均值的方法确定最终路面附着系数; 基于双容积卡尔曼滤波的估计值误差在 10%以内, 基于双扩展卡尔曼滤波的估计值误差在 20%以内, 因此基于双容积卡尔曼滤波的路面附着系数估计值优于基于双扩展

卡尔曼滤波的估计值, 这主要是由于在对接路面附近估计过程中双容积卡尔曼滤波算法实时性好于双扩展卡尔曼滤波算法, 且容积卡尔曼滤波算法本身估算精度、自适应性优于扩展卡尔曼滤波算法.

5 结论

1) 论文建立了采用 Dugoff 轮胎模型的三自由度车辆估算模型, 基于双容积卡尔曼滤波理论设计了车辆状态和路面附着估计算法, 并采用奇异值分解

图9 驾驶员在环实验对比曲线

(a) 纵向车速; (b) 侧向车速; (c) 质心侧偏角; (d) 路面附着系数

代替平方根法(Cholesky)分解解决误差协方差平方根矩阵的非正定性问题。

2) 基于驾驶模拟器实验台设计高附着路面变车速双移线实验工况、低附着路面变车速双移线实验工况、对接路面变车速蛇形实验工况对双容积卡尔曼滤波估计算法进行验证, 同时与双扩展卡尔曼滤波算法进行了对比分析。

3) 驾驶模拟器在环实验验证结果表明: 基于双容积卡尔曼滤波的车辆状态与路面附着系数的估计算法纵向车速的估计误差在 1% 左右, 侧向车速的估计误差在 8% 以内, 质心侧偏角的估计误差 8% 以内, 路面附着系数的估计误差 10% 以内, 在准确度与实时性方面要优于基于双扩展卡尔曼滤波的估计算法, 即能更准确地实现对车辆状态与路面附着系数的估计。

参考文献

- 1 胡丹. 基于双扩展卡尔曼滤波的汽车状态及路面附着系数估计算法研究. 硕士学位论文. 吉林: 吉林大学, 2009
- 2 时艳茹. 基于 UKF 滤波的汽车纵向和侧向速度估计算法研究. 硕士学位论文. 吉林: 吉林大学, 2011
- 3 林棻, 赵又群. 基于双重扩展自适应卡尔曼滤波的汽车状态和参数估计. 中国机械工程, 2009, 20: 750-755
- 4 Best M C, Gordon T J. Combined state and parameter estimation of vehicle handling dynamics. In: Proceedings of the 5th International Symposium on Advanced Vehicle Control (AVEC). 2000 August 22-24, Ann Arbor, Michigan. JSAE, 2000
- 5 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
- 6 Arasaratnam I, Haykin S, Hurd T R. Cubature Kalman filters. IEEE T Automat Contr, 2009, 54: 1254-1269
- 7 Arasaratnam I, Haykin S, Hurd T R. Cubature Kalmanfiltering for continuous-discrete systems: Theory and simulations. IEEE T Signal Proces, 2010, 58: 4977-4993

- 8 魏喜庆, 宋申民. 无模型容积卡尔曼滤波及其应用. 控制与决策, 2013, 28: 770–773
- 9 徐树生, 林孝工. 基于鲁棒 CKF 的多传感器全信息融合算法. 电机与控制学报, 2013, 17: 91–97
- 10 鹿传国, 冯新喜, 张迪. 基于改进容积卡尔曼滤波的纯方位目标跟踪. 系统工程与电子技术, 2012, 34: 28–33
- 11 霍光. 基于容积卡尔曼滤波的单站无源定位跟踪算法研究. 硕士学位论文. 郑州: 信息工程大学, 2013
- 12 郝燕玲, 杨峻巍, 陈亮, 等. 平方根容积卡尔曼滤波器. 弹箭与制导学报, 2012, 32: 170–172
- 13 石章松, 王树宗, 刘忠. 基于 SVD 的机动目标自适应滤波研究与仿真. 海军工程大学学报, 2003, 15: 54–56
- 14 张秋昭, 张书毕, 郑南山, 等. GPS/INS 组合系统的多重渐消鲁棒容积卡尔曼滤波. 中国矿业大学学报, 2014, 43: 163–167
- 15 宗新怡, 李刚, 邓伟文. 四轮独立驱动电动汽车车速估计研究. 机械设计与制造, 2013, 9: 83–85

Vehicle state and road friction coefficient estimation based on double cubature Kalman filter

LI Gang^{1,2}, XIE RuiChun¹, WEI ShaoYuan¹ & ZONG ChangFu²

¹Automobile & Transportation Engineering College, Liaoning University of Technology, Jinzhou 121001, China;

²State Key Laboratory of Automotive Simulation and Control, Jilin University, Changchun 130022, China

For the estimation problem of vehicle state and road adhesion coefficient in driving, the estimation algorithm of vehicle state and road adhesion coefficient were studied in this paper based on double cubature Kalman filter. The 3-DOF nonlinear vehicle estimation model with Dugoff tire model was established. The vehicle driving state estimator and tire-road friction coefficient estimator based on double cubature Kalman filter were designed. The estimators contact with each other in the process of estimation and forms a closed loop feedback to estimate the vehicle state and road adhesion coefficient timely and accurately. Selecting the typical working condition, the algorithm was verified by driving simulator experiments in the loop. The results showed that estimation algorithm based on double cubature Kalman filter can more accurately estimate the vehicle state and road adhesion coefficient than estimation algorithm based on extend Kalman filter.

double cubature Kalman filter, vehicle state, road friction coefficient, Dugoff tire, driving simulator experiments in the loop

doi: 10.1360/N092014-00207