

doi: 10.3969/j.issn.1002-0268.2020.12.017

基于自适应奇异值分解无迹卡尔曼滤波 算法的车辆质心侧偏角估计

王 姝, 赵 轩, 余 强
(长安大学 汽车学院, 陕西 西安 710064)

摘要: 作为车辆操纵稳定性的关键评价指标及车辆稳定性控制目标, 准确估计车辆的质心侧偏角直接影响车辆的行驶安全性, 为此提出了一种基于自适应奇异值分解无迹卡尔曼滤波算法的车辆质心侧偏角估计方法, 以改善无迹卡尔曼滤波 (Unscented Kalman Filter, UKF) 在系统强非线性或状态模型不精确的情况下状态估计精度降低甚至发散的问题。利用自适应奇异值分解方法 (Singular Value Decomposition, SVD) 构建 sigma 点, 并在时间更新过程中利用自适应因子对奇异矩阵进行修正, 改进了 UKF 中状态协方差矩阵的迭代稳定性及估计器的鲁棒性。利用分布式驱动电动汽车半实物仿真平台分别在双移线工况、单移线工况及方向盘转角阶跃工况下对基于无迹卡尔曼滤波和 ASVD-UKF 算法的质心侧偏角估计方法进行了对比验证。结果表明, ASVD-UKF 估计器改善了无迹卡尔曼滤波估计器的精度, 验证了算法的有效性。

关键词: 汽车工程; 侧偏角估计; 自适应奇异值分解; 无迹卡尔曼滤波

中图分类号: U461

文献标识码: A

文章编号: 1002-0268 (2020) 12-0133-09

Estimation of Vehicle Centroid Sideslip Angle Based on ASVD-UKF Algorithm

WANG Shu, ZHAO Xuan, YU Qiang
(School of Automobile, Chang'an University, Xi'an Shaanxi 710064, China)

Abstract: As the key evaluation indicator of vehicle handling stability and the control target of vehicle stability, accurate estimation of sideslip angle of vehicle centroid directly affects the driving safety of the vehicle. To this end, a vehicle centroid sideslip angle estimation method based on ASVD UKF algorithm is proposed to improve the reduction or even divergent of the state estimation accuracy of the UKF when the system is strongly nonlinear or the state model is inaccurate. The sigma point is constructed by using ASVD method, and the singular matrix is modified by using adaptive factor during the time update process which improved the iterative stability of the state covariance matrix in UKF and the robustness of the estimator. The centroid sideslip angle estimation methods based on UKF and ASVD-UKF algorithm are comparatively verified by using the semi-physical simulation platform of the distributed drive electric vehicle under the working conditions of double-line shifting, single-line shifting and steering wheel angle step respectively. The result shows that the ASVD-UKF estimator improved the accuracy of UKF estimator and verified the effectiveness of the algorithm.

Key words: automobile engineering; sideslip angle estimation; adaptive singular value decomposition (ASVD); unscented Kalman filtering (UKF)

0 引言

横摆角速度和质心侧偏角是车辆稳定性控制中最重要的两个参数^[1,2]。横摆角速度可以通过陀螺仪采集,但是质心侧偏直接测量困难度较大、设备价格高,目前只能通过非接触式的光学传感器进行,例如可同时使用多普勒效应测量法和绝对测量法的Kistler Correvit S-HR 双轴光学传感器。但该传感器在车辆速度小于15 km/h以下时精度不足,并且最大可测量的侧偏角为20°。同时其成本高,对运行环境要求高,该传感器主要用于路面条件较好平整路面上,该条件下车辆几乎没有垂直方向运动。因此考虑到以上因素,车辆上对质心侧偏角均采用估计器进行实时在线估计。

近年来国内外大量学者都对质心侧偏角的估计进行了研究,主要分为基于运动学和基于动力学的估计方法。基于运动学的估计方法一般忽略车辆纵向加速度的影响,利用车辆质心侧偏角速度和纵向车速、侧向加速度、横摆角速度、道路坡度之间的运动学关系,对车辆参数、轮胎条件和驾驶操作具有较强的鲁棒性^[3]。S. CHUNG等人利用ESP系统已有的传感器,利用积分法求取质心侧偏角,并利用道路坡度信息、侧向加速度信息对质心侧偏角进行补偿^[4]。但是在多数文献中都提及由于加速度计和陀螺仪存在偏移误差,基于运动方法质心侧偏角估计容易产生漂移,并且质心侧偏角估计值会随着时间的推移积分累积误差不断增大^[7-9]。

基于动力学的车辆质心侧偏角估计方法多采用粒子滤波估计、滑模估计、卡尔曼滤波估计等最优状态估计方法实现估计。

粒子滤波是基于蒙特卡洛模拟理论的近似贝叶斯滤波算法,是一种概率统计的方法^[5]。且粒子滤波器克服了在计算状态后验估计过程中解析求解困难的问题,并对系统噪声要求低,可以用于具有各类系统噪声的状态量估计,而不仅限于高斯白噪声。但随着质心侧偏角估计迭代次数的增加,大多数粒子的权值会减小到忽略不计的程度,产生退化粒子,并且这些粒子占用了大量的计算资源,造成资源浪费。因此理论上,虽然粒子滤波器的精度也比非线性卡尔曼滤波精度高,但是这是以状态估计器计算量和实时性为代价的。Chu等人利用无迹粒子滤波对轮胎的侧向力、纵向速度、侧向速度、横摆角速度进行估计^[6]。Strano等人提出了一种基于状态依赖-里卡提方程(SDRE)的卡尔曼滤波器的非线性

估计方法来估计侧滑角^[7]。

滑模变结构控制是一种具有控制不连续性的非线性控制器,其在动态过程中根据系统当前的状态(如模型偏差及其各阶导数等)利用高速率的开关控制法,使系统按照预定滑模面的状态轨迹运动,具有快速响应、鲁棒性强、物理实现简单等优点^[8-10]。Stéphane等人提出了基于滑模观测器的车辆质心侧偏角观测方法^[11]。Huang等人提出了一种基于滑模控制(SMC)的光滑变结构滤波器(SVSF)^[12]。Chen等人提出了一种降阶滑模观测器(RO-SMO)以减轻计算负担^[13]。王健等人以双曲正切行数为切换函数基于滑模观测器估计车辆的质心侧偏角,有效地减弱了符号切换函数易引起的抖振^[14]。滑模估计器由于时间滞后开关、空间滞后开关、系统惯性、系统时间纯滞后、空间死区等原因会造成控制系统抖振,抖振会使控制系统不稳定甚至不可用,尤其是对于离散系统。为此研究学者们提出了许多改进型的滑模变结构控制方法,例如基于遗传算法优化的滑模控制器、鲁棒滑模控制器等。但是抖振是不可能完全消除的,只能一定程度上削弱^[15]。

卡尔曼滤波能够利用有限的、非直接的、包含噪声的测量信息估计缺失的信息。经过多年的发展,研究人员进一步提出了扩展卡尔曼滤波、无迹卡尔曼滤波、粒子卡尔曼滤波、交互多模型卡尔曼滤波等多种形式的滤波器,不断改进卡尔曼滤波器性能,使其在线性模型、非线性模型、离散模型、连续模型中都具有良好的状态估计效果,成为一种广泛使用的质心侧偏角状态估计方法。Jin等人基于四轮非线性车辆动力学模型分别建立了基于交互多模型无迹卡尔曼滤波(IMM-UKF)和基于交互多模型扩展卡尔曼滤波(IMM-EKF)的侧偏角估计器^[16]。Kim等人采用扩展卡尔曼滤波对车辆的质心侧偏角进行估计^[17-18]。Douniati等人对基于EKF和UKF的车辆质心侧偏角估计器进行了性能对比^[19]。Strano等人提出了一种有约束无迹卡尔曼滤波算法,测量噪声以提高估计模型的鲁棒性,避免对车辆的数学模型进行局部线性化,并充分考虑了状态边界^[20]。Liu等人提出了一种基于数据融合方法的自适应无迹卡尔曼滤波器(AUKF)来估计系统状态,以提高估计器的鲁棒性^[21]。

一些研究人员提出了新的估计方法,使用新的传感器和技术,如差分GPS、雷达、相机和高清地图。Bevly等人利用一个GPS天线和一个惯性导航系统,根据GPS提供的航向角和惯性导航系统提供的车辆横摆角直接估计质心侧偏角^[22]。Li等人还将差

分 GPS (DA-GPS) 与其他低成本的车辆传感器信息相融合利用 EKF 进行估计^[23]。Yoon 等人提出了一种综合陀螺仪、全球定位系统 (GPS) 和惯性测量单元 (IMU) 的方法, 同时为了抑制陀螺仪的干扰, 设计了双卡尔曼滤波器^[24]。Botha 等人分别利用单摄像机和双摄像机提出了 3 种基于摄像机图像的质心侧偏角测量方法^[25]。但 3 种基于摄像机图像的质心侧偏角估计方法计算量大, 并且在选择测量用摄像头时需要均衡系统精度和运行参数的需求。Jiang 等人提出了一种基于开放街道地图和惯性传感器融合的新方法来估计和预测车辆运动状态^[26]。但是考虑到成本问题以及 GPS 信号在隧道、树荫等遮蔽物附近信号弱甚至信号丢失及估计器运算量的问题, 上述方法实用性并不高。

通过对现有车辆质心侧偏角估计方法进行对比, 针对无迹卡尔曼滤波 (Unscented Kalman Filter, UKF) 在系统强非线性或状态模型不精确的情况下, 存在状态估计精度降低甚至发散的问题, 本研究提出一种基于自适应奇异值分解无迹卡尔曼滤波算法 (ASVD-UKF) 的车辆质心侧偏角估计方法。该算法采用奇异值分解方法改进无迹卡尔曼滤波中状态协方差矩阵的迭代, 保证协方差矩阵的非负定性及迭代的稳定性。同时采用自适应因子平衡动力学模型信息与观测信息的权重, 控制动力学模型误差对系统状态估值的影响, 以改进 UKF 中状态协方差矩阵的迭代稳定性及估计器的鲁棒性。

1 基于自适应奇异值分解无迹卡尔曼滤波的质心侧偏角估计

1.1 二自由度非线性车辆动力学模型

尽管二自由度线性模型具有计算速度快、计算量小等优点, 但是轮胎在非线性区工作与工作在线性区性能有极大的区别。质心侧偏角作为车辆稳定性控制中关键参数, 对于它的估计应尽量精确, 以保证整个稳定性控制系统的控制精度, 因此采用二自由度非线性车辆动力学模型作为估计模型^[27]。

车辆二自由度模型如图 1 所示。对二自由度车辆模型进行受力分析可得:

$$F_{y1} \cdot \cos \delta_f + F_{y2} = m(\dot{v} + u\omega_r), \quad (1)$$

$$aF_{y1} \cos \delta_f - bF_{y2} = I_z \dot{\omega}_r. \quad (2)$$

通过变形可以得到:

$$\frac{F_{y1} \cdot \cos \delta_f + F_{y2}}{mu} = \dot{\beta} + \omega_r, \quad (3)$$

$$\beta = \frac{v}{u}, \quad (4)$$

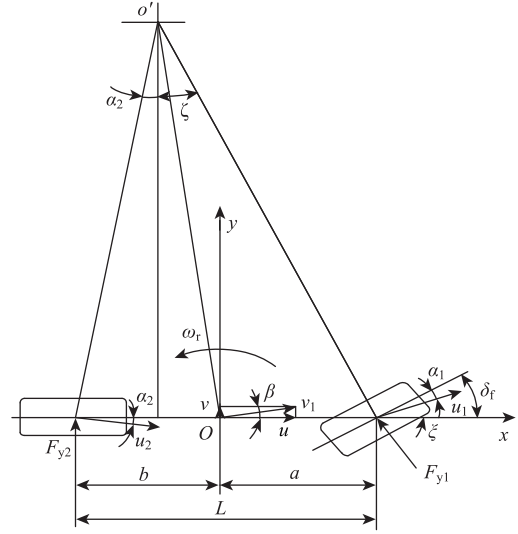


图 1 车辆二自由度模型

Fig. 1 Two-DOF vehicle model

式中, u 为车辆纵向速度; v 为车辆侧向速度; a , b 分别为前、后轴到车辆质心的距离; m 为整车质量; ω_r 为车辆横摆角速度; δ_f 为前轮转角; β 为车辆质心侧偏角; F_{y1} , F_{y2} 分别为前后轮轮胎侧向力; I_z 为车辆绕 z 轴的转动惯量。

F_{y1} , F_{y2} 可以利用利用魔术公式 MF5.2 轮胎模型进行求取, 如式 (5) 所示。

$$\begin{cases} x = \tan \alpha + S_{hy} \\ F_y = D_y \sin \{ C_y \arctan [B_y x - E_y (B_y x - \arctan B_y x)] \} + S_{vy} \end{cases}, \quad (5)$$

式中, α 为轮胎侧偏角; F_y 为轮胎侧向力; S_{hy} 和 S_{vy} 为水平偏移和垂直偏移, 以弥补轮胎帘布层转向效应、侧偏离作用或滚动阻力引起的偏移; C_y 为形状因子; D_y 为峰值因子; B_y 为刚度因子; E_y 为曲率因子。由于魔术公式轮胎模型属于经验模型, 因此模型中的参数 (除 C_y 以外) 都可利用试验数据采用多项式拟合方法获得。

整理可得基于自适应奇异值分解无迹卡尔曼滤波质心侧偏角估计器的状态方程如式 (6) 所示。

$$\begin{cases} \dot{\beta} = \omega_r - \frac{F_{y1} \cdot \cos \delta_f + F_{y2}}{mu} \\ \dot{\omega}_r = \frac{1}{I_z} a F_{y1} \cos \delta_f - b F_{y2} \end{cases}, \quad (6)$$

式中, u 为车辆纵向速度; a , b 分别为前、后轴到车辆质心的距离; m 为整车质量; ω_r 为车辆横摆角速度; δ_f 为前轮转角; β 为车辆质心侧偏角; F_{y1} , F_{y2} 分别为前后轮轮胎侧向力; I_z 为车辆绕 z 轴的转动惯量。

基于无迹卡尔曼滤波质心侧偏角估计器的测量方程如式(7)所示。

$$\begin{cases} a_y = \frac{F_{y1} \cos \delta_f + F_{y2}}{m}, \\ \omega_r = \omega_r \end{cases} \quad (7)$$

式中, m 为整车质量; ω_r 为车辆横摆角速度; δ_f 为前轮转角; β 为车辆质心侧偏角; ω_r 为车辆横摆角速度; a_y 为车辆侧向加速度; F_{y1} , F_{y2} 分别为前后轮胎侧向力; I_z 为车辆绕 z 轴的转动惯量。

将基于自适应奇异值分解无迹卡尔曼滤波的质心侧偏角估计器的状态方程和测量方程表达为标准的状态方程, 如式(8)所示:

$$\begin{cases} X_{k+1} = f(X_k) + \omega_k \\ y_k = h(X_k) + v_k \end{cases} \quad (8)$$

式中, $X = [\beta, \omega_r]^T$, $y = [a_y, \omega_r]^T$; $\omega_k \in N(0, Q_k)$, $v_k \in N(0, R_k)$ 分别为系统观测噪声和测量噪声, 且均为高斯白噪声。

1.2 基于自适应奇异值分解无迹卡尔曼滤波算法

为了改善 UKF 中状态协方差矩阵迭代的非负定性及稳定性, 增强估计器的鲁棒性, 提出了基于自适应奇异值分解无迹卡尔曼滤波算法。具体建立步骤如下:

(1) 初始化估计值 $\hat{X}_0$ 及误差协方差矩阵 P_0 。

$$\hat{X}_0 = E(X_0), \quad (9)$$

$$P_0 = E[(X_0 - \hat{X}_0)(X_0 - \hat{X}_0)^T], \quad (10)$$

(2) 构建 Sigma 点。

常见的 Sigma 点构建方法包括一般型无迹变换、单形无迹变换、球形无迹变换等。本研究采用对称采样方法生成 $2n+1$ 个 Sigma 点。在利用 UT 变换产生 Sigma 点时需要对方差矩阵 P 进行分解, 常见的矩阵分解方法包括: Cholesky 分解、SVD 分解、QR 分解、Jordan 分解^[28]。

① 基于 Cholesky 分解的 Sigma 点构建

对随机变量 X_{k-1} 的协方差矩阵 P_{k-1} 进行 Cholesky 分解, 如式(11)所示。

$$P_{k-1} = L_{k-1} L_{k-1}^T, \quad (11)$$

式中, L_{k-1} 为 Cholesky 分解的正定下三角矩阵。

则经过 Cholesky 分解, 得到了 Sigma 点矩阵 χ_{k-1} ($i=0, 1, 2, \dots, 2n$) 如式(12)所示。

$$\chi_{k-1} = \begin{cases} \hat{X}_{k-1} & i = 0 \\ \hat{X}_{k-1} + (\sqrt{(n+\lambda)L_{k-1}})_i & i = 1, 2, \dots, n \\ \hat{X}_{k-1} - (\sqrt{(n+\lambda)L_{k-1}})_i & i = n+1, n+2, \dots, 2n \end{cases} \quad (12)$$

因此

$$\begin{aligned} \chi_{k-1} &= (\chi_{0,k-1}, \chi_{1,k-1}, \chi_{2,k-1}, \dots, \chi_{n,k-1}, \chi_{n+1,k-1}, \dots, \\ &\chi_{2n,k-1}) = (\hat{X}_{k-1}, \hat{X}_{k-1} + (\sqrt{(n+\lambda)L_{k-1}})_1, \dots, \\ &\hat{X}_{k-1} + (\sqrt{(n+\lambda)L_{k-1}})_n, \hat{X}_{k-1} - (\sqrt{(n+\lambda)L_{k-1}})_{n+1}, \\ &\dots, \hat{X}_{k-1} - (\sqrt{(n+\lambda)L_{k-1}})_{2n}), \end{aligned} \quad (13)$$

$$\lambda = \alpha^2(e + \kappa) - e, \quad (14)$$

式中, λ 为尺度因子; $e=2$ 为状态方程状态量个数; κ 为常数, 一般取 0 或 $3-e$; $\alpha \in [10^{-4}, 1]$ 为 Sigma 点到 $\hat{x}_k$ 的距离。

② 基于 SVD 的 Sigma 点构建

由于观测粗差、迭代计算过程中的截断误差和状态模型扰动等会造成式(11)中的方差矩阵 P_{k-1} 失去对称正定性, 而无法使用 Cholesky 进行分解。奇异值分解(SVD)是数值稳定和精度较高的一种矩阵分解算法, 其突出的优点是不需要被分解矩阵是对称正定矩阵。本研究采用 SVD 分解方法进行 Sigma 点的构建。

对方差矩阵 P_{k-1} 进行 SVD 分解, 如式(15)所示。

$$P_{k-1} = U_{k-1} \Lambda_{k-1} V_{k-1}^T = U_{k-1} \begin{bmatrix} S & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}_{k-1} V_{k-1}^T, \quad (15)$$

式中, U_{k-1} 、 V_{k-1} 列向量分别为方差矩阵 P_{k-1} 的左右奇异向量; Λ 为方差矩阵 P_{k-1} 奇异值矩阵。

则经过 SVD 分解得到的 Sigma 点矩阵如式(16)所示:

$$\chi_{k-1} = \begin{cases} \hat{X}_{k-1} & i = 0 \\ \hat{X}_{k-1} + \sqrt{(n+\lambda)} U_{k-1}^i \sqrt{\Lambda_{k-1}^i} & i = 1, 2, \dots, n \\ \hat{X}_{k-1} - \sqrt{(n+\lambda)} U_{k-1}^i \sqrt{\Lambda_{k-1}^i} & i = n+1, n+2, \dots, 2n \end{cases} \quad (16)$$

因此

$$\begin{aligned} \chi_{k-1} &= (\chi_{k-1}^0, \chi_{k-1}^1, \chi_{k-1}^2, \dots, \chi_{k-1}^n, \chi_{k-1}^{n+1}, \dots, \chi_{k-1}^{2n}) = \\ & \left(\hat{X}_{k-1}, \hat{X}_{k-1} + \sqrt{(n+\lambda)} U_{k-1}^1 \sqrt{\Lambda_{k-1}^1}, \right. \\ & \hat{X}_{k-1} + \sqrt{(n+\lambda)} U_{k-1}^2 \sqrt{\Lambda_{k-1}^2}, \dots, \\ & \hat{X}_{k-1} + \sqrt{(n+\lambda)} U_{k-1}^n \sqrt{\Lambda_{k-1}^n}, \\ & \hat{X}_{k-1} - \sqrt{(n+\lambda)} U_{k-1}^{n+1} \sqrt{\Lambda_{k-1}^{n+1}}, \dots, \\ & \left. \hat{X}_{k-1} - \sqrt{(n+\lambda)} U_{k-1}^{2n} \sqrt{\Lambda_{k-1}^{2n}} \right). \end{aligned} \quad (17)$$

(3) 时间更新

$$\chi_{kl,k-1} = f(\chi_{k-1}, U_k) + W_k, \quad (18)$$

$$\hat{\chi}_{klk-1} = \chi_{klk-1}^0 + \sum_{i=1}^{2n} (W_i^m (\chi_{klk-1}^i - \chi_{klk-1}^0)), \quad (19)$$

$$\mathbf{A}_{klk-1}^i = \text{svd}\{\sqrt{W_i^c}(\chi_{klk-1}^i - \hat{\chi}_{klk-1})\}, \quad (20)$$

$$\bar{\mathbf{A}}_{klk-1}^i = \mathbf{A}_{klk-1}^i / \sqrt{\alpha_k}, \quad (21)$$

式中, α_k 为自适应因子。

$$\alpha_k = \begin{cases} 1 & \left| \sqrt{(\bar{V}_k)^T \bar{V}_k / \text{tr}(\sum \bar{V}_k)} \right| \leq c \\ \frac{c}{\left| \sqrt{(\bar{V}_k)^T \bar{V}_k / \text{tr}(\sum \bar{V}_k)} \right|} & \left| \sqrt{(\bar{V}_k)^T \bar{V}_k / \text{tr}(\sum \bar{V}_k)} \right| > c, \end{cases} \quad (22)$$

式中, c 为经验常数, 取 $1 < c < 2.5$; $\bar{V}_k = h(\bar{X}_k) - y_k$ 为预测残差; $\text{tr}(\cdot)$ 为矩阵的迹。

进一步利用自适应因子对奇异矩阵进行修正, 得到新的 Sigma 点及先验估计误差的协方差矩阵, 如式 (23), 式 (24) 所示。

$$\chi_{klk-1} = (\chi_{klk-1}^0, \chi_{klk-1}^1, \chi_{klk-1}^2, \dots, \chi_{klk-1}^n, \chi_{klk-1}^{n+1}, \dots, \chi_{klk-1}^{2n}) = \begin{pmatrix} \chi_{klk-1}^0, \chi_{klk-1}^1 + \sqrt{(n+\lambda)} U_k^1 \sqrt{\Lambda_{klk-1}^1}, \dots, \\ \chi_{klk-1}^n + \sqrt{(n+\lambda)} U_k^n \sqrt{\Lambda_{klk-1}^n}, \chi_{klk-1}^{n+1} + \\ \sqrt{(n+\lambda)} U_k^{n+1} \sqrt{\Lambda_{klk-1}^{n+1}}, \dots, \chi_{klk-1}^{2n} + \\ \sqrt{(n+\lambda)} U_k^{2n} \sqrt{\Lambda_{klk-1}^{2n}} \end{pmatrix}. \quad (23)$$

$$P_{klk-1} = \frac{1}{2n} \sum_{i=0}^{2n} (W_i^c (\chi_{klk-1}^i - \hat{\chi}_{klk-1})(\chi_{klk-1}^i - \hat{\chi}_{klk-1})^T) + Q_k, \quad (24)$$

式中, Q_{k-1} 为过程噪声; W_i^m 为各 Sigma 点对应的权值; W_i^c 为协方差加权值。

$$\begin{cases} W_0^m = \frac{\xi}{n + \xi} \\ W_0^c = \frac{\xi}{n + \xi} + (1 - \tau^2 + \gamma) \\ W_i^m = W_i^c = \frac{1}{2(n + \xi)} \quad i = 1, 2, \dots, 2n \end{cases}. \quad (25)$$

(4) 测量更新

利用测量方程对各 Sigma 点进行非线性变换。

$$y_{klk-1}^i = h(\chi_{klk-1}^i) + v_k, \quad (26)$$

$$\hat{y}_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n} (W_i^m y_{klk-1}^i). \quad (27)$$

测量值协方差更新如式 (28) 所示。

$$P_{y_k} = \frac{1}{2n} \sum_{i=0}^{2n} (W_i^c (y_{klk-1}^i - \hat{y}_{klk-1})(y_{klk-1}^i - \hat{y}_{klk-1})^T) + R. \quad (28)$$

估计值和测量值协方差更新如式 (29) 所示。

$$P_{xy_{klk-1}} = \frac{1}{2n} \sum_{i=0}^{2n} (W_i^c (\chi_{klk-1}^i - \hat{\chi}_{klk-1})(y_{klk-1}^i - \hat{y}_{klk-1})^T). \quad (29)$$

状态量的更新如式 (30) ~ (32) 所示。

$$K_k = P_{xy_k} P_{y_k}^{-1} / (\Lambda_{\hat{y}_k}^T \Lambda_{\hat{y}_k}), \quad (30)$$

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{klk-1} + K_k (y_k - \hat{y}_{klk-1}), \quad (31)$$

$$P_k = P_{klk-1} - K_k P_{\hat{y}_k} K_k^T. \quad (32)$$

2 试验验证

2.1 试验平台的构建

本研究基于双电机驱动电动试验车, 利用 AD5435 硬件在环仿真系统和 MATLAB/simulink 代码自动生成技术搭建了双电机驱动电动汽车试验平台, 对基于自适应奇异值分解无迹卡尔曼滤波算法的车辆质心侧偏角估计算法进行验证。试验平台的搭建包括硬件开发和软件开发两部分。采用 AD5435 作为车辆的整车控制器, 控制器输入信号包括: 方向盘的转角、角速度、扭矩, 加速踏板角度, 制动踏板角度, 车速, 轮速, 电机扭矩, 电机功率等。输出信号包括: 电机驱动扭矩、电机制动扭矩、液压制动系统制动扭矩。上述输入信号可以通过如下传感器获得: 使用安装在转向柱上的方向盘扭矩、角度传感器采集方向盘转角、方向盘角速度、方向盘扭矩; 使用霍尔式非接触速度传感器采集 4 个车轮的转速; 采用 Passat B5 双路加速踏板传感器采集加速踏板角度; 采用制动踏板传感器采集制动踏板角度; 采用三轴陀螺仪采集车辆的纵向加速度、侧向加速度、横摆角速度; 电机转速、扭矩、功率信息可以从电机控制器的 CAN 信号中获取。试验平台中传感器性能参数如表 1 所示。

表 1 传感器性能参数

Tab. 1 Performance parameters of sensor

传感器	测量值	信号范围	信号类型
方向盘转角传感器	方向盘转角/(°)	±1 575	PWM
方向盘扭矩传感器	方向盘扭矩/(N·m)	0~200	PWM
轮速传感器	轮速/kHz	0~20	0 V/12 V 数字信号
制动压力传感器	制动管路压力/MPa	0~5	0.5~4.5 V 模拟信号
三轴陀螺仪	纵向加速度	±8g	模拟信号
	侧向加速度	±8g	模拟信号
	横摆角速度/ [(°)·s ⁻¹]	±1 000	模拟信号
加速踏板传感器	加速踏板角度/(°)	±360	模拟信号
制动踏板传感器	制动踏板角度/(°)	±360	0~5 V 模拟信号

同时还需要根据各传感器输出信号的特性, 选取合适的板卡。选取 A&D5430-01 16 路 16 位模拟量输入板卡用于采集加速踏板传感器、制动踏板传感器、电流传感器信号、三轴陀螺仪信号、方向盘扭

矩信号;选取 A&D5430-03 32 通道数字量输入/输出板卡采集轮速传感器信号;选取 A&D5430-17 4 通道 CAN 通讯板卡采集两台电机控制器信号,并向电机控制器输出扭矩指令;选取 A&D5430-13 28 通道 PWM 输入/输出板卡采集方向盘角度、角速度信号。

表2 整车基本参数

Tab. 2 Vehicle basic parameters

参数名称	参数值	参数名称	参数值
整车总质量/kg	443.9	传动比	3
前后轴荷分配	45:55	电机类型	永磁同步电机
轮距/mm	1 200	额定、峰值功率/kW	32, 80
轴距/mm	1 550	额定、峰值扭矩/(N·m)	80, 160
质心高度/mm	281.9	最高转速/(r·min ⁻¹)	6 000
质心距前轴距离/mm	854.2	电机效率/%	93~98
质心距后轴距离/mm	695.8	电池组额定、最高电压/V	309.6, 361.2
轮胎半径/mm	255	电池组持续、最大放电电流/A	130, 230

之后对板卡的 Simulink 模型进行设置,利用基于 Matlab/Simulink 的 Real-time Workshop (RTW) 技术,对模型、板卡设置模型等进行编译,利用 ModelDef 软件对模型的输入、输出及观测点进行定义;利用 VisualConsole 对上位机及 A&D5435 显示屏 GUI 进行设计,并将编译好的程序下载到 A&D5435 中,完成试验平台软件部分开发。基于 A&D5435 的双电机驱动电动汽车试验平台如图 2 所示。

实车试验是在长安大学车辆综合性能试验场的操稳性广场上进行的,利用建立的分布式驱动电动汽车硬件在环平台对基于 ASVD-UKF 的质心侧偏角估计器进行验证,并与基于无迹卡尔曼滤波的车辆质心侧偏角估计器进行对比,验证质心侧偏角估计器的准确性。为此本研究分别在双移线工况、单移线工况下进行试验验证。

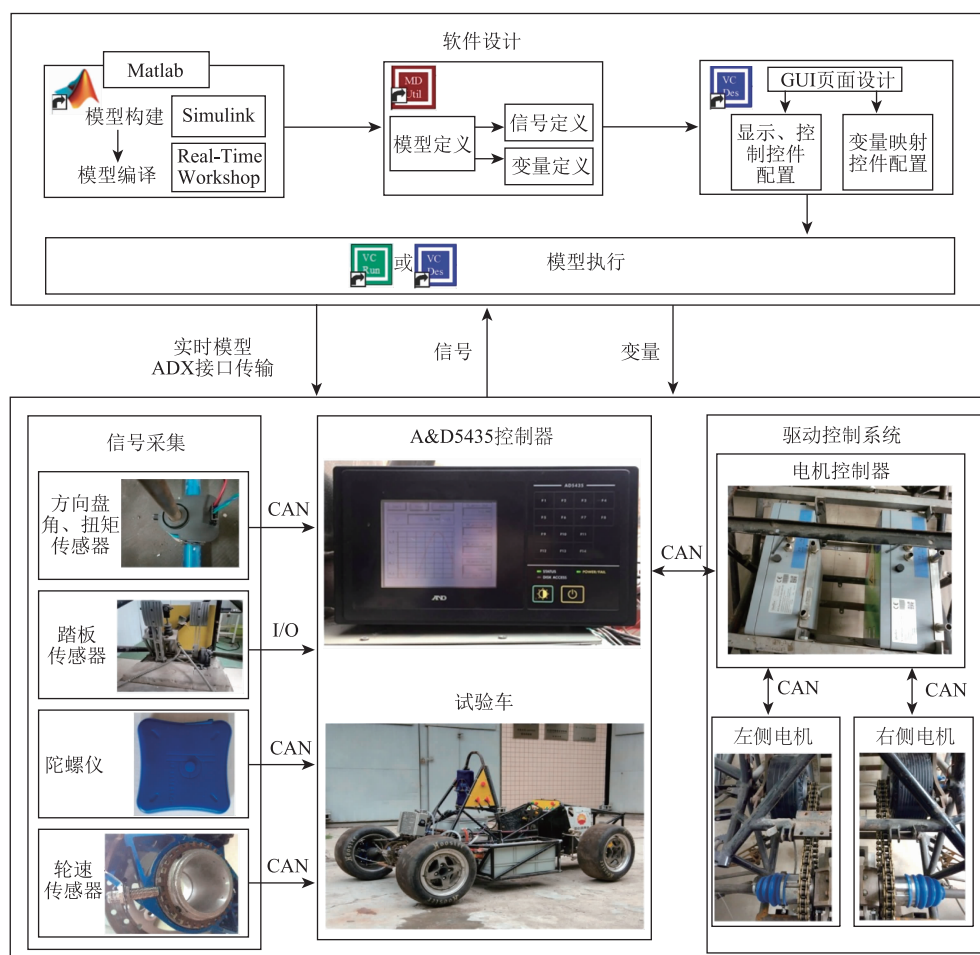


图2 基于 A&D5435 的双电机驱动电动汽车试验平台

Fig. 2 Dual-motor drive electric vehicle test platform based on A&D5435

(1) 双移线试验

试验选择在 ISO 3888-1 标准双移线工况下进行,如图 3 所示为目标行驶路径。图中, $d_1 = 1.1L +$

0.25 , $d_2 = 1.3L + 0.25$, L 为车宽。试验道路路面附着系数为 0.4。首先驾驶人应使车辆与行驶道路保持水平,并且使方向盘位于中间位置;随后驾驶员操

纵车辆在道路上加速直行, 使得车辆进入双移线道路, 初始车速为 60 km/h, 期间应不操纵方向盘使得方向盘保持在中间位置, 之后驾驶员根据路面的锥桶标记自由行驶。如图 4 所示为 ASVD-UKF 估计器、UKF 估计器和试验获得质心侧偏角, 如图 5 所示为试验过程中车辆的侧向加速度。

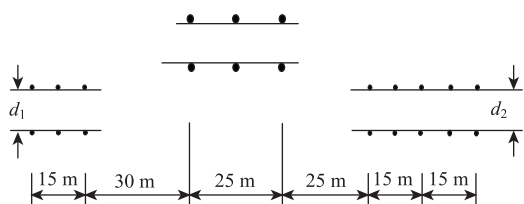


图 3 双移线工况轨迹

Fig. 3 Double-lane shifting track

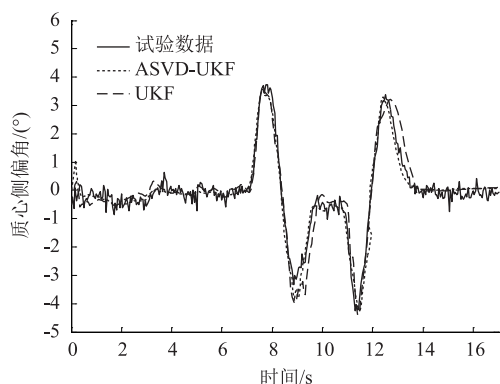


图 4 车辆质心侧偏角曲线

Fig. 4 Curves of vehicle centroid sideslip angle

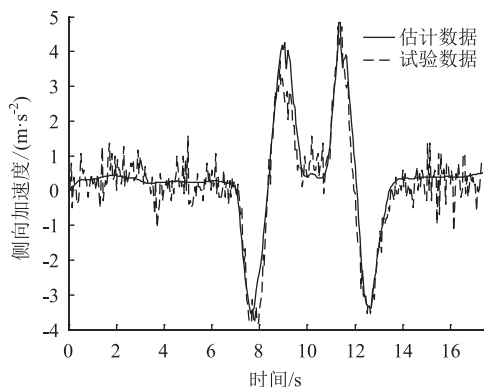


图 5 车辆侧向加速度曲线

Fig. 5 Curves of vehicle LATERAL acceleration

双移线工况下基于自适应奇异值分解无迹卡尔曼滤波算法和无迹卡尔曼滤波算法估计得到的车辆质心侧偏角最大误差、平均误差及均方根误差如表 3 所示。

由表 2 可知, UKF 算法最大误差为 1.622 4°, 误差较大处主要位于侧向加速度峰值处。ASVD -

UKF 算法的最大误差为 1.297 8°, 减小了 20.01%。ASVD - UKF 算法的平均误差为 0.015 2°, UKF 算法平均误差为 -0.077°, 减小了 80.26%。ASVD - UKF 算法的均方根误差误差为 0.357 2°, UKF 算法均方根误差为 0.445 7°, 减小了 19.86%。图 5 为车辆运行过程中的车辆侧向加速度曲线, 整个过程中车辆的侧向加速度最大值达到 -0.460 4g。一般普遍认为当车辆侧向加速度小于 0.4g 时, 轮胎工作在线性区域, 但在峰值处车辆的侧向加速度为 0.482 3g, 轮胎已经工作在线性特征区域, 但由于采用的是二自由度非线性车辆动力学模型, 模型已经充分考虑了轮胎的非线性特征, 因此质心侧偏角估计器在此工况下仍能良好估计。

表 3 双移线工况车辆质心侧偏角最大误差、平均误差及均方根误差

Tab. 3 Max error, average error and RMSE of vehicle centroid sideslip angle under double-lane shifting

估计方法	最大误差/(°)	平均误差/(°)	均方根误差/(°)
ASVD-UKF	1.297 8	0.015 2	0.357 2
UKF	1.622 4	-0.077 0	0.445 7

(2) 单移线试验

试验工况选择在 SAE J2179—2000 标准单移线工况进行, 试验道路如图 6 所示。图中 $h = 3.5$ m, $b = 1.2L + 0.25$ m, L 为车宽, $d_1 = 50$ m, $l_2 = 100$ m, $l_3 = 15u$ (u 为纵向车速)。首先驾驶人应使车辆与行驶道路保持水平, 并且使方向盘位于中间位置; 随后驾驶员操纵车辆在道路上加速直行, 使得车辆进入单移线道路的初始车速为 50 km/h, 期间应不操纵方向盘使得方向盘保持在中间位置, 之后驾驶员根据路面的锥桶标记自由行驶。如图 7 所示为 ASVD-UKF 估计器、UKF 估计器和试验获得质心侧偏角, 如图 8 所示为试验过程中车辆的侧向加速度。

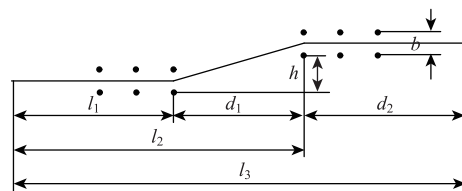


图 6 单移线工况轨迹

Fig. 6 Single-line shifting track

单移线工况下基于自适应奇异值分解无迹卡尔曼滤波算法和无迹卡尔曼滤波算法估计得到的车辆质心侧偏角最大误差、平均误差及均方根误差如表 4 所示。

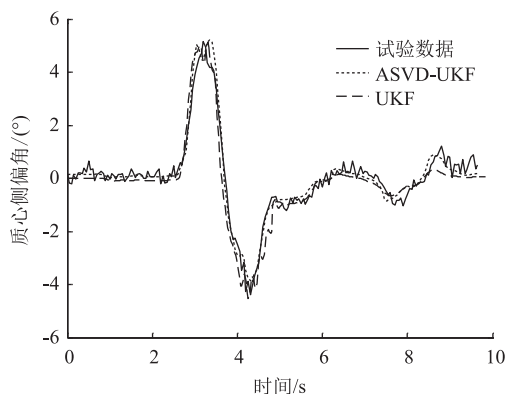


图7 车辆质心侧偏角曲线

Fig. 7 Curves of vehicle centroid sideslip angle

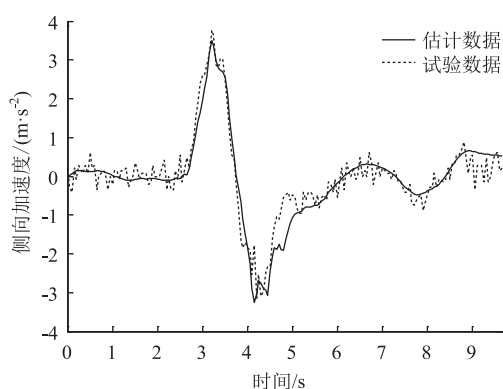


图8 车辆侧向加速度曲线

Fig. 8 Curves of vehicle LATERAL acceleration

表4 单移线工况车辆质心侧偏角最大误差、平均误差及均方根误差

Tab. 4 Max error, average error and RMSE of vehicle centroid sideslip angle under single-lane shifting

估计方法	最大误差/(°)	平均误差/(°)	均方根误差/(°)
ASVD-UKF	1.021 7	0.036 5	0.240 8
UKF	1.322 2	-0.105 8	0.385 4

UKF 算法最大误差为 $1.322 2^\circ$, SVD-UKF 算法的最大误差为 $1.021 7^\circ$, 减小了 22.27%。SVD-UKF 算法的平均误差为 $-0.105 8^\circ$, UKF 算法平均误差为 $0.036 5^\circ$, 减小了 65.5%。SVD-UKF 算法的均方根误差为 $0.240 8^\circ$, UKF 算法均方根误差为 $0.385 4^\circ$, 减小 37.52%。如图 8 所示为车辆运行过程中的车辆侧向加速度曲线, 整个过程中车辆的侧向加速度最大值为 $-0.462 8g$, 因此基于奇异值分解无迹卡尔曼滤波算法的质心侧偏角估计器可以在车辆线性状态下良好工作。

根据上述仿真结果, 基于 ASVD-UKF 算法的质心侧偏角估计方法在典型车辆稳定性测试工况 - 双

移线工况、单移线工况下能够准确估计出车辆的质心侧偏角, 估计平均误差、最大误差及误差的均方根值均明显小于基于 UKF 算法的估计器, 估计精度优于基于 UKF 算法估计出的质心侧偏角估计器。因此, 可以认为基于 ASVD-UKF 算法的车辆质心侧偏角估计器精度更高, 能够满足车辆稳定性控制的要求。

3 结论

(1) 通过对现有车辆质心侧偏角获取方法进行分析, 利用自适应奇异值分解方法构建 sigma 点, 并在时间更新过程中利用自适应因子对奇异矩阵进行修正, 改进了 UKF 中状态协方差矩阵的迭代的稳定性及估计器的鲁棒性。

(2) 利用分布式驱动电动汽车半实物仿真平台分别在双移线工况、单移线工况下对基于 UKF 和 ASVD-UKF 算法的质心侧偏角估计方法进行了对比验证。与 UKF 估计结果的平均绝对误差和均方根误差的比较表明基于 ASVD-UKF 的估计器性能优于基于 UKF 的估计器; 与真实值对比表明, ASVD-UKF 算法精度高, 能够满足车辆稳定性控制的需要。

参考文献:

References:

- [1] NGUYEN B M, WANG Y, FUJIMOTO H, et al. Lateral Stability Control of Electric Vehicle Based on Disturbance Accommodating Kalman Filter Using the Integration of Single Antenna GPS Receiver and Yaw Rate Sensor [J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2013, 8 (4): 899-910.
- [2] FERGUSON S A. The Effectiveness of Electronic Stability Control in Reducing Real-world Crashes: A Literature Review [J]. Traffic Injury Prevention, 2007, 8 (4): 329-338.
- [3] PIYABONGKARN D, RAJAMANI R, GROGG J A, et al. Development and Experimental Evaluation of a Slip Angle Estimator for Vehicle Stability Control [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2009, 17 (1): 78-88.
- [4] CHUNG S, LEE H. Vehicle Sideslip Estimation and Compensation for Banked Road [J]. International Journal of Automotive Technology, 2016, 17 (1): 63-69.
- [5] HAYKIN S. Neural Networks and Learning Machines [M]. 3rd. ed. Beijing: China Machine Press, 2009.
- [6] CHU W, LUO Y, DAI Y, et al. In-wheel Motor Electric Vehicle State Estimation by Using Unscented Particle Filter [J]. International Journal of Vehicle Design, 2015, 67

- (2): 115.
- [7] STRANO S, TERZO M. Vehicle Sideslip Angle Estimation via a Riccati Equation Based Nonlinear Filter [J]. *Meccanica*, 2017, 52 (1): 3513–3529.
- [8] PERRUQUETTI W, BARBOT J P. Sliding Mode Control in Engineering [M]. Boca Raton: CRC Press, 2002.
- [9] WANG S, BURTON R, HABIBI S. Filtering Controller in Sliding Mode: From the Estimation to Control [J]. *Journal of Systems & Control Engineering*, 2009, 223 (6): 833–846.
- [10] 刘金琨, 孙富春. 滑模变结构控制理论及其算法研究与进展 [J]. *控制理论与应用*, 2007, 24 (3): 407–418. LIU Jin-kun, SUN Fu-chun. Research and Development on Theory and Algorithms of Sliding Mode Control [J]. *Control Theory & Applications*, 2007, 24 (3): 407–418.
- [11] STÉPHANT J, CHARARA A, MEIZEL D. Evaluation of a Sliding Mode Observer for Vehicle Sideslip Angle [J]. *Control Engineering Practice*, 2007, 15 (7): 803–812.
- [12] HUANG X, WANG J. Robust Sideslip Angle Estimation for Lightweight Vehicles Using Smooth Variable Structure Filter [C] // *Proceedings of the ASME 2013 Dynamic Systems and Control Conference*. [S. l.]: ASME, 2013.
- [13] CHEN Y, JI Y, GUO K. A Reduced-order Nonlinear Sliding Mode Observer for Vehicle Slip Angle and Tyre Forces [J]. *Vehicle System Dynamics*, 2014, 52 (12): 1716–1728.
- [14] 王健, 余贵珍, 张为, 等. 基于滑模观测理论的车辆质心侧偏角估算 [J]. *北京工业大学学报*, 2011, 37 (3): 335–341. WANG Jian, YU Gui-zhen, ZHANG Wei, et al. Vehicle Sideslip Angle Estimation Based on Principles of Sliding Mode [J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2011, 37 (3): 335–341.
- [15] 刘金琨. 滑模变结构控制 MATLAB 仿真基本理论与设计方法 [M]. 3 版. 北京: 清华大学出版社, 2015. LIU Jin-kun. Sliding Mode Control Design and Matlab Simulation: The Basic Theory and Design Method [M]. 3rd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2015.
- [16] JIN X J, YIN G. Estimation of lateral Tire-road Forces and Sideslip Angle for Electric Vehicles Using Interacting Multiple Model Filter Approach [J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2015, 352 (2): 686–707.
- [17] KIM J. Identification of Lateral Tyre Force Dynamics Using an Extended Kalman Filter from Experimental Road Test Data [J]. *Control Engineering Practice*, 2009, 17 (3): 357–367.
- [18] CHEN B C, HSIEH F C. Sideslip Angle Estimation Using Extended Kalman Filter [J]. *Vehicle System Dynamics*, 2008, 46 (S1): 353–364.
- [19] DOUMIATI M, VICTORINO A, CHARARA A, et al. Estimation of Vehicle Lateral Tire-road Forces: A Comparison between Extended and Unscented Kalman Filtering [C] // *2009 European Control Conference (ECC)*. [S. l.]: IEEE, 2009: 4804–4809.
- [20] STRANO S, TERZO M. Constrained Nonlinear Filter for Vehicle Sideslip Angle Estimation with No a Priori Knowledge of Tyre Characteristics [J]. *Control Engineering Practice*, 2018, 71: 10–17.
- [21] LIU K Z, LI J, GUO W, et al. Navigation System of a Class of Underwater Vehicle Based on Adaptive Unscented Kalman Filter Algorithm [J]. *Journal of Central South University*, 2014, 21 (2): 550–557.
- [23] BOTH A T R, ELS P S. Vehicle Sideslip Estimation Using Unscented Kalman Filter, AHRS and GPS [C] // *ASME 2012 International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference*. Chicago: [s. n.], 2012: 651–659.
- [24] LI X, CHAN C Y, WANG Y. A Reliable Fusion Methodology for Simultaneous Estimation of Vehicle Sideslip and Yaw Angles [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65 (6): 4440–4458.
- [25] YOON J H, PENG H. Robust Vehicle Sideslip Angle Estimation through a Disturbance Rejection Filter That Integrates a Magnetometer With GPS [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2014, 15 (1): 191–204.
- [26] BOTH A T R, ELS P S. Digital Image Correlation Techniques for Measuring Tyre-road Interface Parameters: Part 1 – Side-slip Angle Measurement on Rough terrain [J]. *Journal of Terramechanics*, 2015, 61: 87–100.
- [27] JIANG K, VICTORINO A, CHARARA A. Estimation and Prediction of Vehicle Dynamics States Based on Fusion of Open Street Map and Vehicle Dynamics Models [C] // *2016 Intelligent Vehicles Symposium*. Gothenburg: IEEE, 2016: 208–213.
- [28] 米奇克 M. 汽车动力学 [M]. 5 版. 陈荫三, 余强, 译. 北京: 清华大学出版社, 2019. MITSCHKE M. Vehicle Dynamics [M]. 5th ed. CHEN Yin-san, YU Qiang, translated. Beijing: Tsinghua University Press, 2019.
- [29] 许光辉, 胡光锐, 宋阳. 基于奇异值分解的非线性滤波算法 [J]. *上海交通大学学报*, 2005, 39 (4): 626–628. XU Guang-hui, HU Guang-rui, SONG Yang. Singular Value Decomposition (SVD)-based Nonlinear Filtering Algorithm [J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2005, 39 (4): 626–628.