

车辆质心侧偏角估计算法设计与对比分析

刘 飞^{1,2}, 熊 璐^{1,2}, 邬肖鹏³, 王 阳^{1,2}

(1. 同济大学 汽车学院, 上海 201804; 2. 同济大学 新能源汽车工程中心, 上海 201804;

3. 上海汽车集团股份有限公司技术中心, 上海 201804)

摘要: 车辆质心侧偏角是描述车辆侧向运动状态的重要变量之一, 同时也很难准确估计。为此设计了基于运动学的直接积分法, 基于扩展卡尔曼滤波的质心侧偏角估计算法和基于广义龙贝格观测器的质心侧偏角估计算法。对信号引入一定强度的噪声, 通过多种典型工况对质心侧偏角估计算法进行调试与验证, 分析不同算法的特点和工况适应性。直接积分法在长时间尺度下无可适用性, 但在极限工况下能较为快速地描述质心侧偏角变化趋势; 卡尔曼滤波算法整体估计效果较好, 但在一些动态工况存在估计偏差, 且多为高估; 龙贝格观测器算法在大部分工况都能获得良好效果, 但在某些情况下存在估计偏差, 且多为低估。

关键词: 车辆; 质心侧偏角; 估计; 积分法; 扩展卡尔曼滤波; 广义龙贝格观测器

中图分类号: U462

文献标志码: A

Vehicle Sideslip Angle Estimation and Contrastive Analysis

LIU Fei^{1,2}, XIONG Lu^{1,2}, WU Xiaopeng³, WANG Yang^{1,2}

(1. School of Automotive Studies, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. Clean Energy Automotive Engineering Center, Tongji University, Shanghai 201804, China; 3. Technical Centre, SAIC Motor, Shanghai 201804, China)

Abstract: It is difficult to estimate the vehicle sideslip angle which is a very important indicator of automotive lateral movement. In order to estimate the sideslip angle accurately, the kinematics direct integral method, the estimation methods based on extended Kalman filter and the extended Luenberger observer were developed in this paper. Then, the three developed sideslip angle estimation methods were adjusted and validated in several typical testing conditions in simulation, with a certain intensity of noise. The characteristics and the adaptability of different methods were also analyzed. The kinematics direct integral method cannot estimate accurately in long time range, but can swiftly show the tendency of the

change of sideslip angle in extreme conditions; The extended Kalman filter can generally estimate very well, but it usually overestimates in some dynamic conditions; The extended Luenberger observer can also estimate well, but it often underestimates in some conditions.

Key words: vehicle; sideslip angle; estimation; direct integral method; extended Kalman filter; extended Luenberger observer

车辆质心侧偏角是描述在轮胎-路面附着极限条件下车辆侧向运动状态的重要变量之一。在大多数侧向动力学控制器算法中, 质心侧偏角都被用作输入信息。但用传感器(如 GPS 或非接触式光学传感器)直接测量质心侧偏角成本很高, 在量产车上需要根据现有的传感器配置通过车辆状态估计技术计算得到。

质心侧偏角是整个全局状态观测器中最难估计准确的状态变量, 环境影响、车辆系统和轮胎的高度非线性、车辆参数的不确定性等因素对车辆非线性区的质心侧偏角估计精度有很大影响。质心侧偏角的高估、低估或噪声会影响稳定性控制效果, 而控制又会对观测输入量产生影响, 形成复杂的耦合关系。以目前的技术水平, 质心侧偏角估计误差不可避免。车辆质心侧偏角估计问题具有重大的实际应用价值和理论研究价值, 国外在这方面作了大量的研究工作^[1]。一种常用的质心侧偏角估计用传感器配置方案为: 四轮轮速信号+质心处纵向、侧向加速度信号+转向盘转角信号+横摆角速度信号。文献[2]给出了以横摆角速度和车速作为测量值来估计质心侧偏角的方法。最常用的估计算法有: 卡尔曼滤波算法、龙贝格观测器、鲁棒观测器、滑模观测器以及基于李亚普诺夫理论推导的非线性观测器等。文献[3]

在鲁棒观测器的基础上引入非线性轮胎模型,提高了观测精度。

国内对质心侧偏角估计问题也做了一定的研究。高振海等^[4]基于线性二自由度模型,以侧向加速度作为测量值,通过卡尔曼滤波算法对车辆的横摆角速度进行了估计。郭孔辉等^[5]基于扩展卡尔曼滤波对车辆质心侧偏角估计进行了研究,提出用轮胎非线性模型能提高质心侧偏角估计精度。高晓杰^[6]应用非线性控制理论,研究了行驶极限条件下的质心侧偏角估计问题,给出了广义卡尔曼滤波、广义龙贝格观测器和基于输入输出线性化的高增益观测器,还给出了3种路面附着系数估计算法,最后通过仿真和试验分析了各算法的效果。

1 非线性二自由度单轨车辆模型

为了对车辆动力学特性进行分析,并以此为基础设计质心侧偏角观测算法,需要建立正确有效的车辆动力学模型。选用单轨车辆模型,其以质心侧偏角和横摆角速度作为系统的状态变量,如图1所示。建模时作如下简化:整车质量集中于质心处;轮胎与地面的附着力通过前后2个车轮直接传递;忽略悬架的作用;汽车平行于地面运动,即垂向位移、俯仰角和侧倾角均为0。

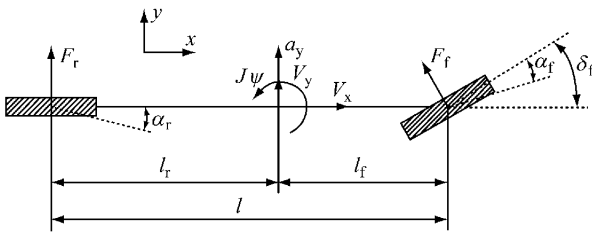


图1 二自由度单轨车辆模型

Fig.1 2-DOF vehicle model

$$\begin{cases} \dot{\beta} = -\dot{\psi} + \frac{F_f \cos \delta_f + F_r}{mv} \\ \ddot{\psi} = \frac{1}{J} (l_f F_f \cos \delta_f - l_r F_r) \end{cases}$$

式中: β 为质心侧偏角; $\dot{\psi}$ 为横摆角速度; $\ddot{\psi}$ 为横摆角加速度; F_f, F_r 为前后轴侧向力; l_f, l_r 为质心到前后轴的距离; δ_f 为前轮转角; J 为车辆质心处绕 z 轴的转动惯量; v 为质心处的速度。

可以采用如下的反正切函数来描述轮胎侧偏角-侧向力的非线性关系:

$$F_y = c_1 \arctan(c_2 \alpha)$$

式中: c_1, c_2 为轮胎模型参数; F_y, α 分别为轮胎的侧

向力和侧偏角。前后轴的侧偏角、侧向力可以通过以下公式计算:

$$\alpha_f = -\beta + \delta - (l_f/v)\dot{\psi}, \quad \alpha_r = -\beta + (l_r/v)\dot{\psi}$$

$$F_f = \frac{J\ddot{\psi} + m a_y l_r}{l}, \quad F_r = \frac{-J\ddot{\psi} + m a_y l_f}{l}$$

结合车辆模型,可以得到如下以前轮转角为输入、以质心侧偏角和横摆角速度为状态变量、以横摆角速度为观测变量的方程组:

$$\begin{cases} \dot{\beta} = -\dot{\psi} + \frac{c_{f1} \arctan(c_{f2} \alpha_f) \cos \delta + c_{r1} \arctan(c_{r2} \alpha_r)}{mv} \\ \ddot{\psi} = \frac{1}{J} (l_f c_{f1} \arctan(c_{f2} \alpha_f) \cos \delta - l_r c_{r1} \arctan(c_{r2} \alpha_r)) \\ \alpha_f = -\beta + \delta - (l_f/v)\dot{\psi} \\ \alpha_r = -\beta + (l_r/v)\dot{\psi} \end{cases} \quad (1)$$

式中: c_{f1}, c_{f2} 为前轴轮胎参数; c_{r1}, c_{r2} 为后轴轮胎参数。令: $\mathbf{x} = [x_1 \ x_2]^T = [\beta \ \dot{\psi}]^T$, 则式(1)可改写为

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{mv} \left\{ c_{f1} \arctan[c_{f2} (\delta - x_1 - \frac{l_f}{v} x_2)] \cos \delta + c_{r1} \arctan[c_{r2} (-x_1 + \frac{l_r}{v} x_2)] \right\} - x_2 \\ \frac{1}{J} \left\{ l_f c_{f1} \arctan[c_{f2} (\delta - x_1 - \frac{l_f}{v} x_2)] \cos \delta - l_r c_{r1} \arctan[c_{r2} (-x_1 + \frac{l_r}{v} x_2)] \right\} \end{bmatrix}$$

本文以非线性二自由度车辆模型为基础进行质心侧偏角观测算法设计。当侧向加速度超过0.4g时,通常认为轮胎已进入非线性区。此时,车辆前后轴的侧偏刚度同线性区相比有很大差异,采用线性模型的质心侧偏角估计精度误差很大,采用非线性轮胎侧向力模型才能得到更准确的估计结果^[5]。

2 质心侧偏角估计算法设计

车辆质心侧偏角通常由侧向加速度、横摆角速度、纵向车速、方向盘转角等计算得到,根据计算方法的不同这些估计算法对信号和参数的要求也不同。本文设计了3种侧偏角估计方法。

2.1 积分法

根据式(1),得到基于运动学的质心侧偏角积分算法

$$\dot{\beta} = \frac{a_y}{v} - \dot{\psi}, \quad \beta = \beta_0 + \int \left(\frac{a_y}{v} - \dot{\psi} \right) dt$$

积分法通过车辆横摆角速度 $\dot{\psi}$ 、侧向加速度 a_y 和纵向车速 v 三个信号量计算后积分就可得到车辆

质心侧偏角. 此方法简单且计算量小, 当信号质量高时精度很高, 且无需车辆参数, 有很好的鲁棒性. 然而, 传感器信号误差的累积, 将会使通过积分器获得的侧偏角产生较大的偏差. 在实际过程中, 较大的干扰叠加在信号上, 长时间对信号进行积分法计算将产生累积误差. 要消除此误差, 需要通过模型对获得的质心侧偏角信息进行校正. 利用非线性车辆模型算出的横摆角速度与陀螺仪测得的横摆角速度进行比较, 将比较的误差信号乘以观测器反馈增益与非线性模型算出的质心侧偏角变化量叠加后再进行积分, 有可能对干扰进行补偿, 消除累积误差. 这就是下文采用的卡尔曼滤波和龙贝格观测器的基本思想, 它们的结构框图如图2所示.

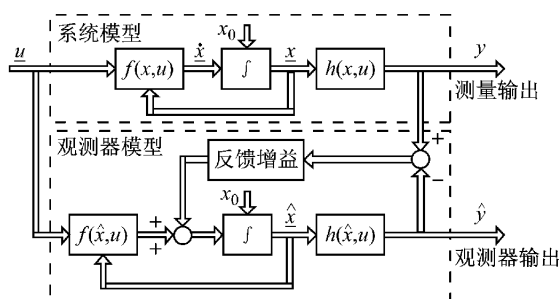


图2 状态反馈观测器结构框图

Fig.2 Structure of state feedback observer

2.2 基于卡尔曼滤波的质心侧偏角估计方法

经典的卡尔曼滤波器由离散系统形式来描述. 通过对离散卡尔曼滤波公式取 $\Delta t \rightarrow 0$ 的极限, 可将离散卡尔曼滤波理论推广到如下连续系统中:

$$\begin{aligned}\dot{x} &= f(x(t), u(t)) + w(t) \\ y &= h(x(t), u(t)) + v(t)\end{aligned}$$

式中, $w(t)$, $v(t)$ 分别为系统噪声和测量噪声, 是互不相关且均值为零的白噪声. 最优估计的准确程度取决于校正系数阵 $K(t)$ 的选取是否符合最优的准则, 也就是最小方差准则, 即

$$P(t) = E[(X(t) - \hat{X}(t))(X(t) - \hat{X}(t))^T] = \min$$

可以证明 $P(t)$ 是下列黎卡提方程的解:

$$\dot{P}(t) = \hat{F}(t)P(t) + P(t)\hat{F}^T(t) -$$

$$P(t)\hat{H}^T(t)R^{-1}(t)\hat{H}(t)P(t) + Q(t)$$

从而连续系统的卡尔曼滤波器递推方程可写为

$$K(t) = P(t)\hat{H}^T(t)R^{-1}(t)$$

$$\dot{\hat{x}}(t) = f(\hat{x}(t), u(t)) +$$

$$K(t)[y(t) - h(\hat{x}(t))]\dot{P}(t) =$$

$$\hat{F}(t)P(t) + P(t)\hat{F}^T(t) -$$

$$P(t)\hat{H}^T(t)R^{-1}(t)\hat{H}(t)P(t) + Q(t)$$

式中, $K(t)$ 为卡尔曼反馈增益; $P(t)$ 为估计误差的协方差; $R(t)$ 为测量噪声的协方差; $Q(t)$ 为系统噪声的协方差; $\hat{x}(t)$ 表示估计值; $F(t)$ 和 $H(t)$ 分别为系统方程和观测方程的雅可比矩阵; “ $\sim$ ” 表示平均值; “ $\hat{\cdot}$ ” 表示估计值.

传统卡尔曼滤波算法对强非线性系统计算精度较差, 且容易出现发散现象. 广义卡尔曼滤波是在线性卡尔曼滤波的基础上, 将非线性函数 $f[\cdot]$ 和 $h[\cdot]$ 在 $x = \hat{x}$ 处泰勒级数展开并略去二阶以上项来进行局部线性化, 从而得到非线性系统的线性化模型.

当系统的维数为 n 、具有 m 个测量变量时, 其系统方程 $F(t)$ 和观测方程 $H(t)$ 的计算方程如下:

$$\begin{aligned}\hat{F}(t) &= \frac{\partial f(x, u)}{\partial x} \Big|_{x=\hat{x}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial f_n}{\partial x_1} & \frac{\partial f_n}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_n}{\partial x_n} \end{bmatrix}_{x=\hat{x}} \\ \hat{H}(t) &= \frac{\partial h(x, u)}{\partial x} \Big|_{x=\hat{x}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1}{\partial x_1} & \frac{\partial h_1}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial h_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial h_m}{\partial x_1} & \frac{\partial h_m}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial h_m}{\partial x_n} \end{bmatrix}_{x=\hat{x}}\end{aligned}$$

对于广义卡尔曼滤波算法, 考虑式(1)描述的以前轮转角为输入的二自由度非线性模型, 则系统方程和观测方程的雅可比矩阵的定义分别为

$$\begin{aligned}\frac{\partial f_1}{\partial x_1} &= \frac{1}{mv} \left[-\frac{c_{f1}c_{f2}\cos\delta}{1+c_{f2}^2(\delta-x_1-(l_f/v)x_2)^2} - \frac{c_{f1}c_{f2}}{1+c_{f2}^2(-x_1+(l_r/v)x_2)^2} \right] \\ \frac{\partial f_1}{\partial x_2} &= \frac{1}{mv} \left[-\frac{c_{f1}c_{f2}(l_f/v)\cos\delta}{1+c_{f2}^2(\delta-x_1-(l_f/v)x_2)^2} + \frac{c_{f1}c_{f2}(l_r/v)}{1+c_{f2}^2(-x_1+(l_r/v)x_2)^2} \right] - 1 \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} &= \frac{1}{J} \left[-\frac{l_f c_{f1} c_{f2} \cos\delta}{1+c_{f2}^2(\delta-x_1-(l_f/v)x_2)^2} + \frac{l_r c_{f1} c_{f2}}{1+c_{f2}^2(-x_1+(l_r/v)x_2)^2} \right] \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_2} &= \frac{1}{J} \left[-\frac{l_f c_{f1} c_{f2} \cos\delta (l_f/v)}{1+c_{f2}^2(\delta-x_1-(l_f/v)x_2)^2} - \frac{l_r c_{f1} c_{f2} (l_r/v)}{1+c_{f2}^2(-x_1+(l_r/v)x_2)^2} \right] \\ \frac{\partial h}{\partial x_1} &= 0, \quad \frac{\partial h}{\partial x_2} = 1\end{aligned}$$

由此可知, 卡尔曼滤波器的输出由模型预测和测量反馈校正两部分组成, 较高精度的模型是保证准确估计的必要前提; 反馈增益 $K(t)$ 决定了模型预

测和测量反馈校正正在估计结果中的权重,其与测量噪声的协方差成反比,与估计误差的协方差成正比.当测量噪声越大时,卡尔曼滤波器更加依赖于模型的预测;当系统噪声越大时,卡尔曼滤波器更加依赖于测量反馈校正.

2.3 基于龙贝格观测器的质心侧偏角估计方法

广义龙贝格观测器又称线性化龙贝格观测器,在系统局部能观的条件下,通过雅可比线性化方法将非线性系统转变为线性系统,并依靠极点配置方法来设计观测器的反馈增益^[6].考虑如下的非线性系统:

$$\dot{x} = f(x(t), u(t))$$

$$y = h(x(t), u(t))$$

那么,其对应的广义龙贝格观测器为

$$\dot{\hat{x}} = f(\hat{x}, u) + L(\hat{x}, u)(y - \hat{y})$$

$$\hat{y} = h(\hat{x}, u)$$

定义估计误差为

$$\tilde{x}(t) = x(t) - \hat{x}(t)$$

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{x}}(t) &= f(x, u) - f(\hat{x}, u) - \\ &L(\hat{x}, u)(h(x, u) - h(\hat{x}, u)) \end{aligned}$$

将 $f(x, u)$, $h(x, u)$ 在 $\hat{x}$ 处通过泰勒展开进行雅可比线性化

$$f(x, u) \approx f(\hat{x}, u) + \left. \frac{\partial f(x, u)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}} (x - \hat{x})$$

$$h(x, u) \approx h(\hat{x}, u) + \left. \frac{\partial h(x, u)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}} (x - \hat{x})$$

则估计误差的微分方程为

$$\dot{\tilde{x}} = \left(\left. \frac{\partial f(x, u)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}} - L(\hat{x}, u) \cdot \left. \frac{\partial h(x, u)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}} \right) \cdot \tilde{x}$$

定义误差矩阵

$$\mathbf{F} = \left. \frac{\partial f(x, u)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}} - L(\hat{x}, u) \cdot \left. \frac{\partial h(x, u)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}}$$

上述估计误差的微分方程的解为

$$\tilde{x}(t) = \exp\{\mathbf{F} \cdot (t - t_0)\} \tilde{x}(t_0)$$

只要误差矩阵的所有特征根恒为负,那么在任意初始条件下,在经过足够长时间后,估计值终将收敛到真值.因此,反馈增益的设计必须能保证误差矩阵的所有特征根恒为负.

考虑由式(1)描述的非线性模型,以前轮转角作为模型输入,并选取横摆角速度作为测量输出变量,则其误差矩阵为

$$\mathbf{F} = \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} - \mathbf{L} \frac{\partial h}{\partial \mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} \end{bmatrix} - \begin{pmatrix} l_1 \\ l_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 \end{pmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} - l_1 \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} - l_2 \end{bmatrix}, \quad \det \mathbf{F} \neq 0$$

其中,偏导数的计算同卡尔曼滤波中的计算方法.选取

$$l_1 = \frac{\partial f_1}{\partial x_2} = \frac{1}{mv} \left[-\frac{c_{f1} c_{f2} \frac{l_f}{v} \cos \delta}{1 + c_{f2}^2 \left(\delta - x_1 - \frac{l_f}{v} x_2 \right)^2} + \frac{c_{r1} c_{r2} \frac{l_r}{v}}{1 + c_{r2}^2 \left(-x_1 + \frac{l_r}{v} x_2 \right)^2} \right] - 1$$

系统的特征根分别为

$$\lambda_1 = \frac{\partial f_1}{\partial x_1}, \quad \lambda_2 = \frac{\partial f_2}{\partial x_2} - l_2$$

由偏导数的计算方法可得

$$\lambda_1 = \frac{\partial f_1}{\partial x_1} = -\frac{1}{mv} \left[\frac{c_{f1} c_{f2} \cos \delta}{1 + c_{f2}^2 \left(\delta - x_1 - \frac{l_f}{v} x_2 \right)^2} + \frac{c_{r1} c_{r2}}{1 + c_{r2}^2 \left(-x_1 + \frac{l_r}{v} x_2 \right)^2} \right] < 0$$

观测器的第一个特征根在任何工况下恒小于0,保证了观测器的稳定性.

$$l_2 = \frac{\partial f_2}{\partial x_2} - \lambda_2 = -\frac{1}{Jv} \left[\frac{c_{f1} c_{f2} l_f^2 \cos \delta}{1 + c_{f2}^2 \left(\delta - x_1 - \frac{l_f}{v} x_2 \right)^2} + \frac{c_{r1} c_{r2} l_r^2}{1 + c_{r2}^2 \left(-x_1 + \frac{l_r}{v} x_2 \right)^2} \right] - \lambda_2$$

广义卡尔曼滤波器和龙贝格观测器具有相同的形式,广义卡尔曼滤波是基于随机过程最小二乘意义上的最优估计,其设计思路主要是通过反馈补偿均值为0的白噪声影响,对非线性模型精度的修正作用较小.龙贝格观测器是雅可比线性化条件下基于极点配置的输出反馈观测器,相对来说,通过合理定义反馈增益,其能对模型精度进行更有效的修正,但较大的反馈增益会使对信号滤波的效果变差.制约这两种算法精度的根本因素还是非线性模型的精度.

3 仿真与对比分析

为验证算法的精确性、鲁棒性、工况适应性和误差敏感度,基于 veDYNA 软件对三种估计算法在不同工况下进行仿真.车辆参数见表1,驾驶员模型为

软件自带的基本驾驶员。

表1 整车参数

Tab.1 Vehicle parameters

参数	参数值
车辆质量/kg	1 296
车辆绕 z 轴转动惯量/($\text{kg} \cdot \text{m}^2$)	1 750
质心到前轴距离/m	1.25
质心到后轴距离/m	1.32
轮距/m	1.405
车轮半径/m	0.288
单前轮侧偏刚度/($\text{N} \cdot \text{rad}^{-1}$)	35 000
单后轮侧偏刚度/($\text{N} \cdot \text{rad}^{-1}$)	35 000
质心高度/m	0.538

仿真中,为了模拟噪声的影响,对车速、侧向加速度、横摆角速度、方向盘转角都叠加了具有一定方差的均值为0的白噪声信号。方差的取值原则为使输入估计算法的信号具有较低的信噪比,上述信号噪声的方差大小分别为1,1,0.1, $\pi/4$ 。

3.1 估计算法的参数调试

广义卡尔曼滤波器的估计精度及对噪声敏感性与方差的初值选取密切相关。系统噪声协方差矩阵 Q 和测量噪声协方差矩阵 R 对于观测器估计结果的作用相反,协方差矩阵的选取需要通过调试才能确定。根据仿真,误差协方差矩阵在迭代过程中逐渐收敛,初值 P_0 对计算影响不大,取 $P_0 = \begin{bmatrix} 0.1 & 0 \\ 0 & 0.1 \end{bmatrix}$ 。

双移线工况下,对系统噪声协方差矩阵 Q 和测量噪声协方差矩阵 R 在不同取值下的表现进行了仿真试验。随着 Q 的增大,卡尔曼滤波器对非线性模型的信赖度降低,估计结果易受噪声影响,有较大振荡,滤波效果较差。随着 R 的增大,系统对测量的横摆角速度的信赖度降低,观测算法更多利用非线性模型运算结果进行估计,振荡情况明显得到改善。但是,当 R 值较大时,测量信号反馈不足导致更多利用非线性模型,使估计结果发散。根据仿真,取 $R_0 = \begin{bmatrix} 5 & 0 \\ 0 & 5 \end{bmatrix}$ 时的卡尔曼滤波算法能得到较为理想的估计结果。

在 R 确定后,当 Q 值较小时,估计算法对模型的信赖度提高,可能导致状态的大幅度发散,估计结果误差增大。对估计结果的精确性和噪声程度综合考虑,取 $Q_0 = \begin{bmatrix} 100 & 0 \\ 0 & 100 \end{bmatrix}$ 。

而对于龙贝格观测器,在双移线工况下(附着系数 $\mu=0.5$,车速 $V_x=70 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$),对观测器中反馈增益参数 λ_2 的不同取值下进行仿真。结果显示,龙

贝格观测器主要依赖非线性车辆模型进行估计,对横摆角速度误差的反馈较小。 λ_2 主要影响横摆角速度的观测效果,如果 λ_2 取值较小,观测得到横摆角速度误差会较大;如果 λ_2 取值较大,则观测得到的横摆角速度噪声会相对较大。在对估计精度和信号滤波作综合考虑后,取 $\lambda_2=-30$ 。

3.2 质心侧偏角估计算法仿真验证与分析

3.2.1 双移线工况

在双移线工况,当车速较高时,由于转向盘转角迅速变化,后轴不能迅速建立侧向力,从而可能使车辆发生侧滑甚至激转。在这种短时极限工况下,可以对质心侧偏角估计值能否满足稳定性控制要求作出评价。图3为工况示意图。

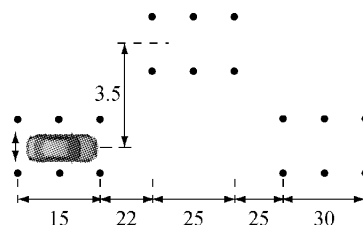


图3 双移线工况示意图(单位:m)

Fig.3 Double lane changing condition(unit: m)

图4为双移线工况仿真结果图。其中限于篇幅,无噪声时, $\mu=0.5$, $V_x=70 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ 和 $\mu=1.0$, $V_x=100 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ 这两个工况由于所有估计算法都跟踪较好,故没有给出结果图。

仿真结果表明,信号无噪声干扰时,3种算法都有很高的估计精度,但积分法在车辆回到直线行驶状态时因积分量不足导致估计值不能归零。当信号存在较大噪声时,积分法中累积误差越来越大,估计结果出现严重偏差,虽然算法不可用,但在车辆处于大侧偏状态时积分法仍能很好地反映状态的变化趋势。在 $\mu=0.2$ 时,噪声干扰使卡尔曼滤波估计值在20 s之前出现了严重高估。而在 $\mu=0.5$ 时,卡尔曼滤波在10 s后有稍许低估。龙贝格观测器因模型差异原因,在 $\mu=0.5$ 时有一定程度的高估,但误差未超过 2° 。总体来说,双移线工况中3种算法在无噪声时效果都很好,有噪声时积分法不可用,卡尔曼滤波和龙贝格观测器即使在很大噪声信号干扰下,也基本能正确估计车辆质心侧偏角,其中龙贝格观测器效果稍好。

3.2.2 蛇形工况

蛇形工况是以目标车速依次绕过按一定距离摆放的标杆的试验。此时,转向盘连续迅速变换方向且轮胎处于非线性区,车辆强非线性情况下状态的急

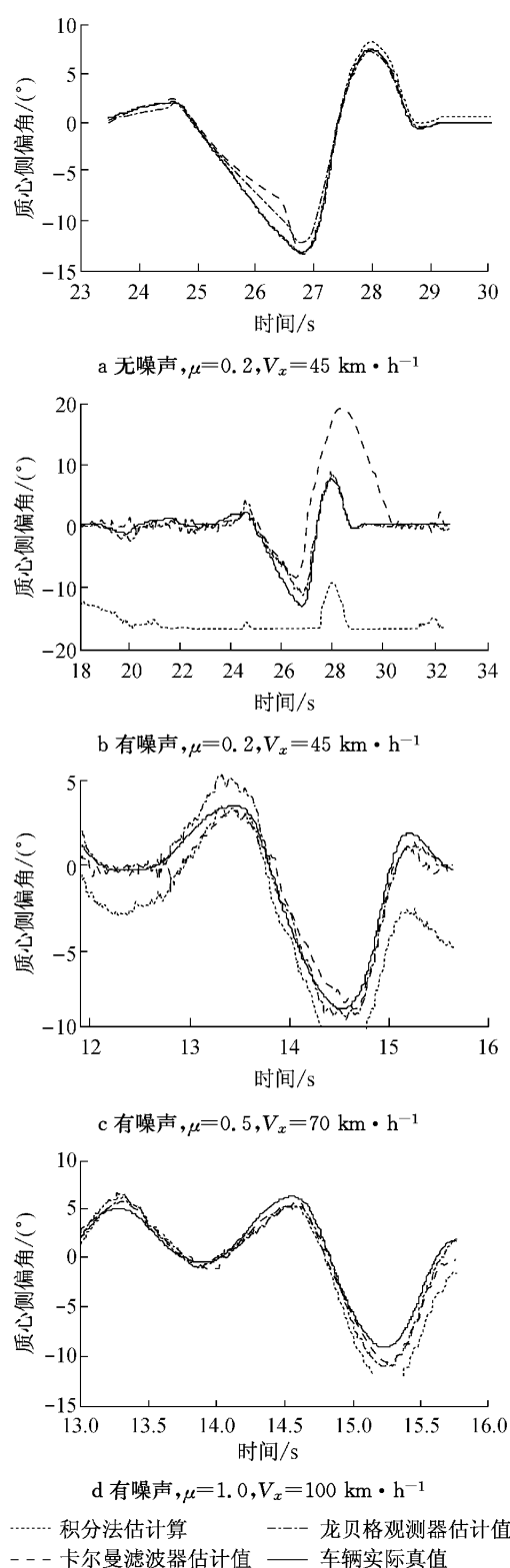


图4 双移线工况质心侧偏角估计结果

Fig.4 Sideslip angle estimation result in double lane changing condition

剧变化对观测算法的动态表现是很大的考验. 本试验中, 车速定为 $60 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$, 杆距为 30 m , 杆数为 7 .

在蛇行工况中, 因在 $\mu=0.2$ 时车辆难以完成工

况, 故仅选用 0.5 和 1.0 的路面进行仿真, 仿真结果见图5. 从图中可以看出, 无噪声干扰时, 积分法效果最好, 几乎没有偏差, 但最终结果不能归零, 卡尔曼

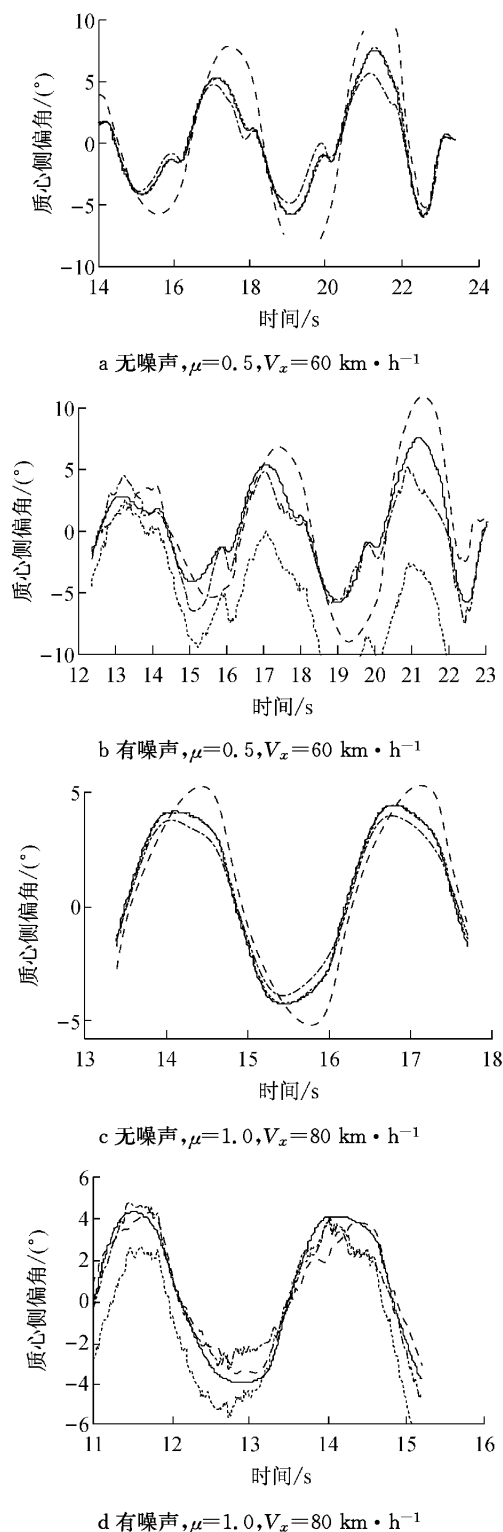


图5 蛇行工况质心侧偏角估计结果

Fig.5 Sideslip angle estimation result in snake steering condition

滤波估计结果在质心侧偏角峰值时有约 $1^{\circ} \sim 3^{\circ}$ 的高估,龙贝格观测器有 $1^{\circ} \sim 2^{\circ}$ 的低估,这是由于两者在计算中对横摆角速度估计差值有不同反馈造成的.当存在较大噪声时,积分法估计值发散但能反映状态动态变化的趋势. $\mu=0.5$ 时,卡尔曼滤波估计值偏差较大,主要为高估,龙贝格观测器估计值存在低估. $\mu=1.0$ 时,卡尔曼滤波和龙贝格观测器的估计精度都较高,相对更准确的估计结果是由于高附路面非线性车辆模型更准确.对于蛇行工况,卡尔曼滤波和龙贝格观测器都能提供较好的观测结果,其估计偏差主要出现在极限状态时,如能对动态程度进行评价并做出相应修正,可能会获得更高精度的估计值.

3.2.3 稳态圆周运动工况

稳态圆周工况下车辆行驶于固定的圆周轨道上,车速缓慢增加,行驶过程中车辆始终处于准静态,直至达到最大侧向加速度目标值或车辆失稳.这种工况能检验车辆在变车速情况下的稳态转向特性,以及信号误差对算法在长时间稳态下的影响.取圆周轨道半径为 100 m,最大侧向加速度目标为 $9 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$.

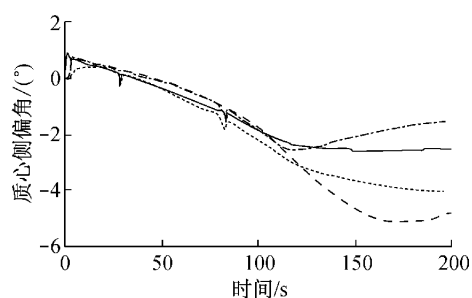
从图 6 可以看出,无噪声时,3 种算法在长时间尺度都无法准确跟踪质心侧偏角的变化,积分法的累积误差使估计值逐渐大于真值,卡尔曼滤波倾向于得到更大幅值的估计值,龙贝格观测器误差更小但倾向于低估.存在噪声干扰时,积分法估计值迅速偏离真值,其在图中已无法看到;卡尔曼滤波估计值有稍许高估;龙贝格观测器估计值在长时间尺度波动较大.在高附路面卡尔曼滤波和龙贝格观测器的精度高于低附路面时.总体来说,3 种算法在准静态工况都不能估计准确,但卡尔曼滤波和龙贝格观测器能获得相对较为理想的估计值.

3.2.4 蒙特卡罗街区工况

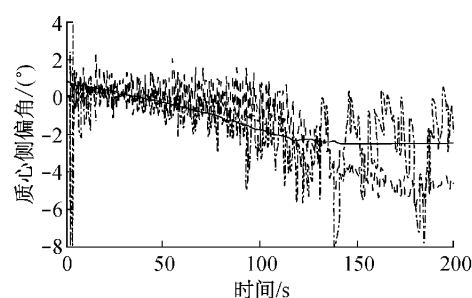
蒙特卡罗街区是一个经典的综合路况,其中有大量的急转弯、长弯道、大直道和高速变线的路况.路面附着系数设为 1.0,坡度数据设为 0.

蒙特卡罗街区工况仿真结果见图 7.从图中可以看出,即使没有噪声,积分法在经过几个弯道后估计值就因累积误差导致结果发散,卡尔曼滤波和龙贝格观测器相对来说都能获得理想的估计值,但卡尔曼滤波在 80 s 后出现了约 2° 的高估,龙贝格观测器估计值倾向于比真值稍低.有噪声时,积分法很快发散,卡尔曼滤波和龙贝格观测器都能获得理想的估

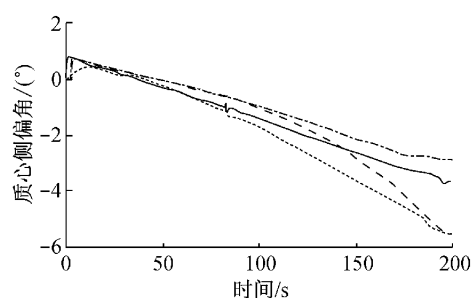
计值.



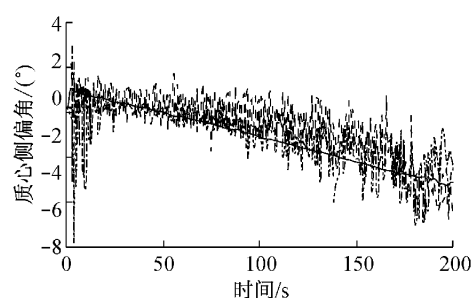
a 无噪声, $\mu=0.5$



b 有噪声, $\mu=0.5$



c 无噪声, $\mu=1.0$



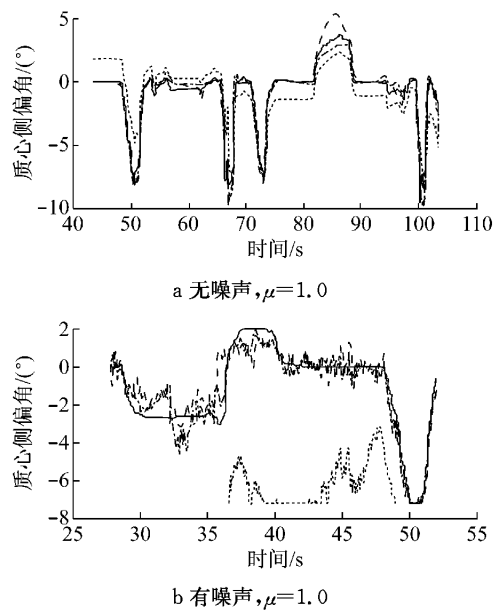
d 有噪声, $\mu=1.0$

..... 积分法估计值 - - - 龙贝格观测器估计值
- - - 卡尔曼滤波器估计值 — 车辆实际真值

图 6 稳态圆周运动工况质心侧偏角估计结果
Fig.6 Sideslip angle estimation result in steady circling condition

4 质心侧偏角估计算法仿真结果小结

根据以上对算法的仿真结果,可得到表 2.



----- 积分法估计值 - - - - 龙贝格观测器估计值
 - . - . 卡尔曼滤波器估计值 —— 车辆实际真值

图7 蒙特卡罗街区工况质心侧偏角估计结果

Fig.7 Sideslip angle estimation result in Monte Carlo street condition

表2 质心侧偏角估计效果对比

Tab.2 Sideslip angle estimation results comparison

仿真工况	路面附着系数	有无噪声	积分法	卡尔曼滤波	龙贝格观测器
双移线	0.2	无	B	A	A
		有	C	B	A
	0.5	无	A	A	A
		有	C	A	B
蛇行	1.0	无	A	A	A
		有	C	A	A
	0.5	无	A	B	B
		有	C	B	B
稳态圆周	1.0	无	C	B	A
		有	C	A	A
	0.5	无	B	B	B
		有	C	B	B
蒙特卡罗街区	1.0	无	B	B	A
		有	C	A	A

注: A 表示估计值较准确; B 表示估计值存在一定偏差, 但能反映变化趋势; C 表示估计值存在发散或很大偏差。

从表中可知, 积分法在长时间尺度下不可用, 但对极限工况能较为准确快速地描述状态变化的趋势; 卡尔曼滤波算法在一些动态工况存在一定的估计偏差, 且多倾向于高估; 龙贝格观测器算法在大部分工况都能获得良好效果, 但某些情况下存在估计偏差且常为低估。此外, 需要注意的是, 卡尔曼滤波对横摆角速度的滤波效果整体上都是好于龙贝格观测器的, 具体结果限于篇幅没有列出。即使在极限工况, 且信号噪声干扰很大时, 卡尔曼滤波和龙贝格观测器都有较高的观测精度。

参考文献:

- [1] Cong G, Uchida T, Hori Y. Body slip angle estimation and control for electric vehicle with in-wheel motors[C]// IECON 2007-33rd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronic Society. Taipei: IEEE, 2007: 351-355.
- [2] Stephant J, Charara A, Meizel D. Evaluation of a sliding mode observer for vehicle sideslip angle[J]. Control Engineering Practice, 2007, 15(7): 803.
- [3] Geng C, Yoichi H. Design of body slip angle observer based on nonlinear tire model for electric vehicle stabilization control with in-wheel motors[C]// The Papers of Technical Meeting on Vehicle Technology. Tokyo: IEEE, 2007: 39-44.
- [4] 高振海, 郑南宁, 程洪. 基于车辆动力学和 Kalman 滤波的汽车状态软测量[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(1): 22.
GAO Zhenhai, ZHENG Nanning, CHENG Hong. Soft measurement of vehicle status based on vehicle dynamic and Kalman filter[J]. Journal of System Simulation, 2004, 16(1): 22.
- [5] 郭孔辉, 付皓, 丁海涛. 基于扩展卡尔曼滤波的汽车质心侧偏角估计[J]. 汽车技术, 2009(4): 1.
GUO Konghui, FU Hao, DING Haitao. Vehicle sideslip angle estimation based on extended Kalman filter[J]. Automobile Technology, 2009(4): 1.
- [6] 高晓杰. 行驶极限工况下汽车质心侧偏角的非线性估计[D]. 上海: 同济大学, 2009.
GAO Xiaojie. Nonlinear estimation of vehicle sideslip in extreme conditions[D]. Shanghai: Tongji University, 2009.