

基于 IMM 的重型商用车状态参数和道路坡度联合估计方法

刘 刚¹, 王豪豪², 乔林炎¹

(1. 河南工学院 车辆与交通工程学院, 河南 新乡 453003; 2. 湖北汽车工业学院 汽车工程学院, 湖北 十堰 442002)

摘要: 实时地估计重型商用车状态参数和行驶工况, 有助于车辆的稳定性控制和驱动模式的实时切换。文中提出了一种重型商用车状态参数联合估计方法, 建立了车辆运动学模型和动力学模型, 将 IMM 算法和 SRCKF 算法融合, 实现了对车辆行驶道路坡度的估计。利用滑模观测器估计车辆轮胎力, 并在获得轮胎纵向力的基础上, 利用查表反馈的方法估计路面附着系数。最后, 利用硬件在环仿真台架对联合估计方法进行了验证, 结果表明该算法具有较好的精度和实时性。

关键词: 车辆动力学; 道路坡度; IMM 算法; SRCKF 算法; 硬件在环测试

中图分类号: U461.2

文献标志码: A

文章编号: 2096-7772-(2024)06-0018-08

0 引言

重型商用车与其他类型的机动车辆相比, 质心高、载重大, 质量会随着载货质量发生较大的变化, 工作环境也更为复杂。在复杂工况下, 及时获取车辆行驶路况和车辆状态参数, 可以确保车辆实时切换驱动模式, 提高运输效率^[1-3]。

当前国内外学者针对重型商用车行驶工况判断和车辆状态参数估计做了大量研究。文献[4]采用动力学的方法, 针对车辆纵向动力学模型, 利用具有遗忘因子的递推最小二乘算法, 实现了车辆状态参数估计, 但得到的道路坡度等数据存在抖动现象; 文献[5]对文献[4]的方法做了改进, 利用自适应最小递推二乘法估计坡度参数和车辆质量参数, 参数估计精度较高, 但是算法较复杂; 文献[6]利用滑模观测算法, 实现了汽车质量与汽车当前坡度参数的联合估计; 国内吉林大学雷雨龙团队^[7]将非线性车辆动力学模型离散化, 利用扩展卡尔曼滤波算法估计汽车质量等参数; 清华大学罗禹贡团队^[8]提取了电动汽车驱动力参数和纵向加速度等数据的高频部分, 实现了汽车质量和坡度参数的解耦及准确估计; 同济大学吴光强

团队^[9]利用卡尔曼滤波算法得到传动轴输出扭矩后, 将其代入动力学模型, 结合最小二乘法, 实现了汽车整车质量和坡度的联合估计。

目前, 参数估计多采用基于动力学模型估计或者基于运动学模型估计。基于动力学模型的参数估计方法过于依赖模型准确性, 且易受高频噪声影响, 从而导致参数估计不准确。基于运动学方法的参数估计, 多利用汽车的双轴加速度传感器测量数据, 双轴加速度传感器采集的数据因受车身姿态的影响, 会与实际数据存在偏差。

本文利用交互式多模型 (Interacting Multiple Model, IMM) 算法, 将基于动力学模型的坡度估计值和基于运动学模型的坡度估计值进行融合估计, 可有效避免单一模型估计方法中的偏差问题。车辆状态参数联合观测方案如图 1 所示。首先商用车控制器根据车载传感器采集数据和 CAN 总线反馈数据, 包括纵向加速度、横向加速度、横摆角速度、车轮轮速、发动机转速等数据, 利用最小二乘法计算商用车整车质量和纵向车速; 然后由 IMM 算法估计当前车辆行驶的道路坡度; 最后通过基于平方根容积卡尔曼滤波 (Square Root Cubature Kalman Filter, SRCKF) 算法

收稿日期: 2023-11-26

基金项目: 河南省国际科技合作项目 (242102520046); 河南省青年骨干教师 (2021GGJS180); 河南工学院科研反哺教学项目

第一作者简介: 刘刚 (1981—), 男, 河南新乡人, 副教授, 博士, 主要从事汽车底盘电子控制技术研究。

估计轮胎力, 再依靠“查表+反馈”实现当前工况下路面附着系数估计。

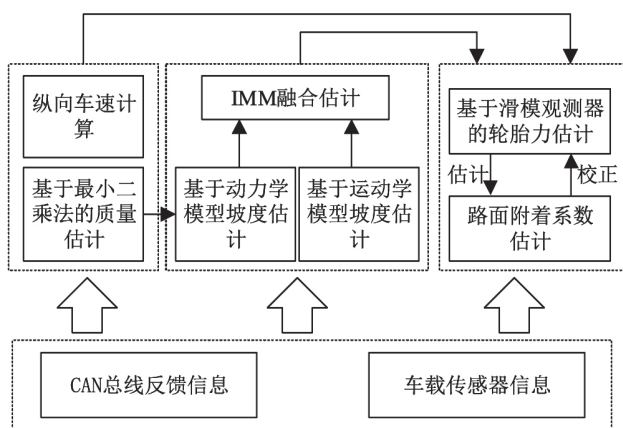


图1 车辆状态参数联合估计架构图

1 重型商用车车辆模型

1.1 车辆动力学模型

重型商用车行驶在坡道时, 车辆受力分析如图2所示, 其纵向动力学平衡可以表示为:

$$F_t = F_w + F_f + F_i + F_j \quad (1)$$

式中: F_t 为商用车的驱动力输出值, F_w 为商用车所受的空气阻力, F_f 为商用车滚动阻力, F_i 和 F_j 分别为商用车的坡道阻力和行驶时的加速阻力。

其中商用车驱动力输出值为:

$$F_t = \frac{T_i i_g i_0 \eta_T - 2p_{mc}(k_{bf} + k_{br})}{r} \quad (2)$$

式中: T_i 表示商用车发动机输出转矩, i_g 和 i_0 分别是变速箱和主减速器的传动比, η_T 为商用车传动系统传动效率, p_{mc} 为商用车制动主缸压力, k_{bf} 和 k_{br} 分别为前后制动器效能因数, r 为商用车驱动轮的滚动半径。

商用车在坡道行驶时所受的空气阻力可以表示为:

$$F_w = \frac{C_d A \rho v^2}{2} \quad (3)$$

式中: C_d 表示风阻参数, A 表示商用车行驶时迎风面积, ρ 为当前工况下空气密度, v 表示商用车在当前工况下纵向速度。

商用车在坡道行驶时的滚动阻力可以表示为:

$$F_f = mgf \cos \alpha \quad (4)$$

式中: m 为商用车质量, f 为商用车在坡道行驶时的滚动阻力参数, α 为当前行驶的坡道角度。

当前工况下的坡度阻力为:

$$F_i = mg \sin \alpha \quad (5)$$

当前工况下的加速阻力为:

$$F_j = \delta m \dot{v} \quad (6)$$

式中: δ 表示旋转质量参数, 此参数经常被忽略,

因此 $\delta \approx 1$ 。

商用车行驶在具有坡度的道路时, 可做以下简化: 在坡度较小的工况下, $i = \tan \alpha \approx \sin \alpha$, 此时 $\cos \alpha \approx 1$ 。因此, 纵向动力学模型中的车辆平衡方程可以表示为:

$$m \dot{v} = \frac{T_i i_g i_0 \eta_T - 2p_{mc}(k_{bf} + k_{br})}{r} - \frac{C_d A \rho v^2}{2} - mgf - mgi \quad (7)$$

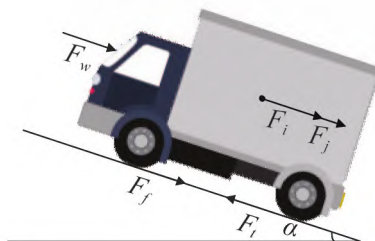


图2 重型商用车动力学受力分析

1.2 车辆运动学模型

商用车在纵坡行驶时, 当前工况下的运动学受力分析如图3所示。

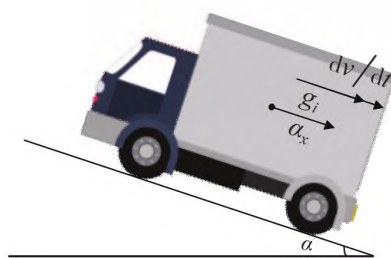


图3 重型商用车运动学受力分析

运动学模型可以表示为:

$$ma_x = F_t - F_f - F_w \quad (8)$$

2 轮胎纵向力估计

重型商用车轮胎纵向力估计方法如图4所示。首先建立商用车行驶时的车轮滚动模型, 再利用SRCKF算法计算轮胎纵向力。

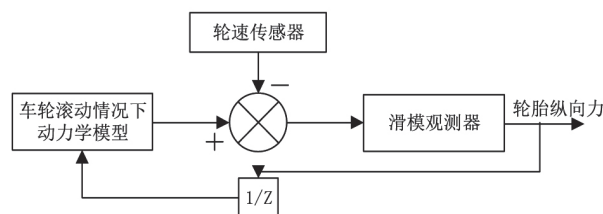


图4 重型商用车轮胎纵向力估计方法框图

根据图5商用车驱动车轮受力分析, 可以建立动力学模型:

$$J \dot{\omega} = T - F_x R \quad (9)$$

式中: J 为商用车驱动轮的转动惯量参数, ω 表

示商用车的驱动轮转速, T 为商用车驱动轮的转矩, F_x 为轮胎在运动方向上的力。

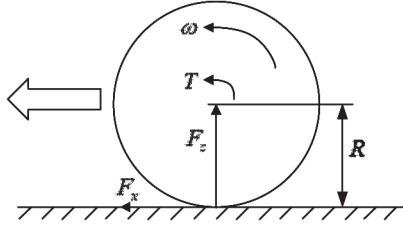


图5 重型商用车驱动车轮受力分析

将式(9)整理为:

$$\begin{cases} \dot{\omega} = \frac{1}{J}T - \frac{R}{J}F_x \\ y = \omega \end{cases} \quad (10)$$

式中: 驱动轮转速 ω 是系统状态, 可以由轮速传感器测量得到, 所以也可以作为系统测量输出, 转矩 T 作为系统输入量, 轮胎纵向力 F_x 作为估计量。

针对轮胎纵向力 F_x 的估计采用滑模观测器的方法, 式(10)整理为滑模观测器形式:

$$\begin{cases} \dot{x} = Bu + Pd + \psi \\ y = x \end{cases} \quad (11)$$

式中: x 表示系统状态, u 为输入, y 表示测量输入, ψ 为扰动干扰, B 和 P 均为常量, d 为需要估计的状态。

选取 $\tilde{x} = x - \hat{x}$ 作为系统误差, 即 $S = \tilde{x}$, 选取李雅普诺夫函数:

$$V = S^2 / 2 \quad (12)$$

对式(12)求导可得:

$$\dot{V} = S\dot{S} = S\dot{\tilde{x}} \quad (13)$$

将式(11)整理为如下形式:

$$\dot{\hat{x}} = Bu + P\hat{d} + \psi + L(x - \hat{x}) \quad (14)$$

式中: L 为状态观测器理论中的观测器增益。

将式(12)和式(14)代入式(13)可得:

$$\begin{aligned} \dot{V} &= S[(Bu + Pd + \psi) - (Bu + P\hat{d} + \psi + L(x - \hat{x}))] \\ &= -SP\hat{d} + S[Pd - L(x - \hat{x})] \end{aligned} \quad (15)$$

选取 $\hat{d} = P^{-1}\rho \operatorname{sgn} S$, 其中:

$$\operatorname{sgn} S = \begin{cases} 1, & S > 0 \\ 0, & S = 0 \\ -1, & S < 0 \end{cases}$$

将 $\hat{d} = P^{-1}\rho \operatorname{sgn} S$ 代入式(15)整理可得:

$$\dot{V} \leq -SP\hat{d} + |S|\rho = -S\rho \operatorname{sgn} S + |S|\rho = 0 \quad (16)$$

由式(16)可知观测系统是稳定的。

将式(14)和式(10)整理可得:

$$\dot{\hat{d}} = P^{-1}\rho \operatorname{sgn} S + P^{-1}L(x - \hat{x}) \quad (17)$$

因此轮胎纵向力的滑模观测器为:

$$\hat{F}_x = \frac{J}{R}\rho \frac{\omega - \hat{\omega}}{|\omega - \hat{\omega}| + \phi} + \frac{J}{R}L(\omega - \hat{\omega}) \quad (18)$$

3 坡度估计

在坡度估计算法设计方面, 国内外学者结合上述的运动学模型和动力学模型做了大量的研究工作。部分学者采用基于卡尔曼滤波、贝叶斯估计等方法针对运动学模型进行坡度估计, 也有学者针对动力学模型采用扩展卡尔曼滤波的方法进行坡度估计。针对运动学模型的坡度估计方法, 多采用双轴加速度传感器数据作为估计基础, 但是由于传感器测得的数据是车体坐标系中的信号, 商用车姿态发生变化时, 会导致传感器数据与真实值存在差异, 最终影响坡度估计值的精度。针对动力学模型的坡度估计方法, 对商用车模型精度要求较高, 模型精度高意味着模型参数较多, 各参数会被高频噪声干扰^[10], 因此坡度估计值会被影响。

本文利用 IMM 算法对两种坡度估计滤波算法进行融合, 以提升道路坡度估计值的准确性。道路坡度估计的算法架构如图6所示。

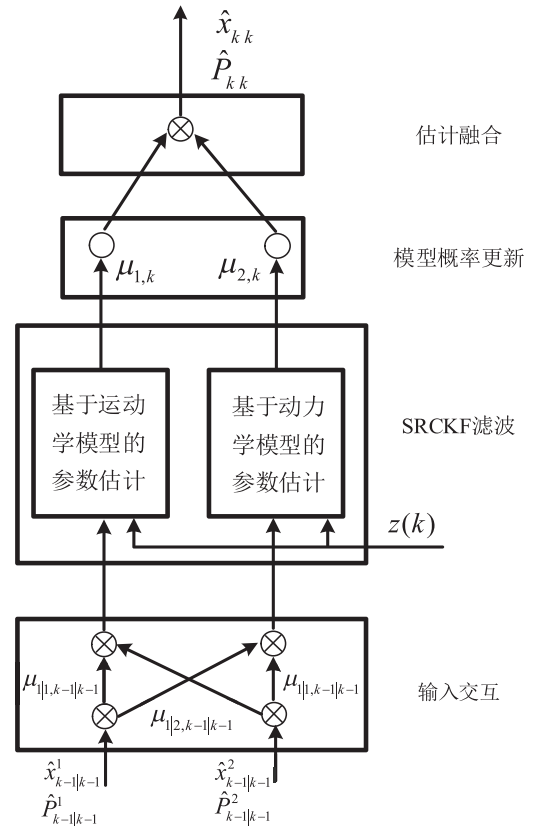


图6 道路坡度估计架构图

3.1 运动学模型下基于卡尔曼滤波的坡度估计

将式(1)和式(7)代入式(8)可得:

$$\dot{v} = -gi + a_x \quad (19)$$

车辆在上坡的过程中, 加速度传感器采集的数据包含了坡度信息, 因此将式 (19) 转换为空间状态方程, 利用卡尔曼滤波算法估计坡度值。车辆上坡时, 道路坡度变换较慢, 道路坡度的时间导数近似为 0。式 (19) 离散后的状态函数为:

$$\begin{cases} x_k = Ax_{k-1} + Bu_k + w_k \\ z_k = Hx_k + v_k \end{cases} \quad (20)$$

式中: $x_k = \begin{bmatrix} v \\ i \end{bmatrix}$, $z_k = v$, $u_k = a_x$, $A = \begin{bmatrix} 1 & -g\Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$, $B = \begin{bmatrix} \Delta t \\ 0 \end{bmatrix}$, $H = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$, v_k 和 w_k 分别为 k 时刻的测量噪声和过程噪声。

利用卡尔曼滤波对运动学模型中的道路坡度进行初步估计, 卡尔曼滤波算法第一步为时间更新:

$$\begin{cases} \hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1} + Bu_k \\ P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q \end{cases} \quad (21)$$

式 (21) 中: $\hat{x}_k^-$ 表示系统在 k 时刻先验估计值, $\hat{x}_{k-1}$ 表示系统在 $k-1$ 时刻后验估计值, P_k^- 表示系统在 k 时刻误差的协方差, P_{k-1} 表示系统在 $k-1$ 时刻的协方差。

第二步, 测量更新流程为:

$$\begin{cases} K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} \\ \hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - H\hat{x}_k^-) \\ P_k = (I - K_k H) P_k^- \end{cases} \quad (22)$$

式 (22) 中: $\hat{x}_k$ 表示系统在 k 时刻的后验估计值, P_k 是系统在 k 时刻估计值的协方差, K_k 表示系统在 k 时刻的卡尔曼滤波增益。

3.2 动力学模型下基于 SRCKF 算法的坡度估计

采用动力学模型对道路坡度进行估计时, 由于动力学模型的式 (9) 为非线性模型, 因此采用 SRCKF 算法。

首先, 将式 (9) 整理为非线性状态空间方程形式:

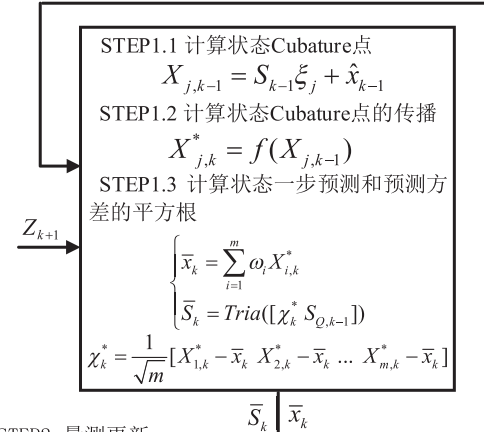
$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}) + w_{k-1} \\ z_k = h(x_k) + v_k \end{cases} \quad (23)$$

式 (23) 中: $f(x_{k-1})$ 表示非线性状态空间方程,

$$h = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad x = \begin{bmatrix} v \\ i \end{bmatrix}, \quad z = v。$$

针对式 (23), 采用 SRCKF 算法估计道路坡度, 流程如图 7 所示。

STEP1 时间更新



STEP2 量测更新

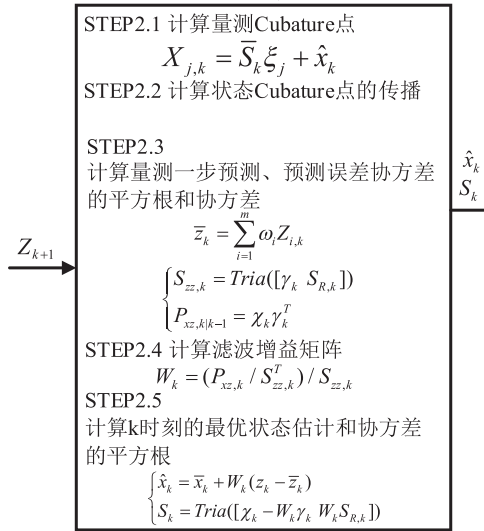


图 7 SRCKF 算法流程图

3.3 IMM 算法融合

IMM 算法^[11] 结合两种商用车模型, 将两种滤波算法计算得到的坡度估计值进行加权融合。IMM 算法使用马尔科夫状态转移概率矩阵, 对基于运动学模型的卡尔曼滤波算法估计值和基于动力学模型的 SRCKF 算法估计值进行实时调整, 道路坡度估计部分输出的估值是由这两个滤波器估计值加权计算得到的。道路坡度的估计值是计算步骤如下:

(1) 首先, 设置 IMM 算法参数估计系统的马尔科夫状态转移矩阵 G 的初始值, 以及两个不同模型滤波器的模型概率 μ_i 初始值。再求出两个模型下在 $k-1$ 时刻滤波算法得到的状态最优估计值 c_j 和协方差值, 以及两个滤波器下的预测概率和混合概率值 μ_{ij} :

$$c_j = \sum_{i=1}^2 p_{ij} u_i(k-1) \quad (24)$$

$$u_{ij}(k-1|k-1) = p_{ij} u_i(k-1) / c_j \quad (25)$$

式中: p_{ij} 是由马尔科夫状态转移矩阵确定的模型转换概率, 其中 j 的值表示两个滤波算法的序列号。

(2) 第二阶段为输入交互, 计算得到两种模型的混合状态估计值 $\hat{X}_{0j}(k-1|k-1)$ 与协方差估值 $P_{0j}(k-1|k-1)$ 。

$$\hat{X}_{0j}(k-1|k-1) = \sum_{i=1}^2 u_{ij} \hat{X}_i(k-1|k-1) \quad (26)$$

$$P_{0j}(k-1|k-1) = \sum_{i=1}^2 \mu_{ij} \{P_i(k-1|k-1) + [\hat{X}_i(k-1|k-1) - \hat{X}_{0j}(k-1|k-1)] \bullet [\hat{X}_i(k-1|k-1) - \hat{X}_{0j}(k-1|k-1)]^T\} \quad (27)$$

(3) 第三阶段, 计算运动学模型和动力学模型下的卡尔曼滤波算法(参考3.1和3.2节内容), 更新IMM算法中的预测状态以及协方差。

(4) 第四阶段, 利用似然函数计算两个滤波器的模型概率值:

$$\Lambda_j(k) = |2\pi S^j(k)|^{-1/2} \exp\left\{-\frac{1}{2}(v_j(k))^T (S_j(k))^{-1} (v_j(k))\right\} \quad (28)$$

式中: $v_j(k) = Z(k) - H(k)\hat{X}_j(k|k-1)$,

$$S_j(k) = H(k)P_j(k|k-1)H(k)^T + R(k)。$$

单个模型的概率值为:

$$u_j(k) = \Lambda_j(k)c_j / \eta \quad (29)$$

式中: η 表示归一化参数, $\eta = \sum_{j=1}^2 \Lambda_j(k)c_j$ 。

(5) 第五阶段, 针对两种模型下的估计值进行加权融合, 道路坡度的估计值为:

$$\hat{X}(k|k) = \sum_{j=1}^2 \hat{X}_j(k|k)\mu_j(k) \quad (30)$$

4 路面附着估计

本文路面估计方法分成两个阶段。首先是前馈, 即利用查表的方式, 从附着率-滑转率曲线查表获得路面附着系数; 第二阶段是反馈, 利用轮胎模型公式计算得到轮胎受力与基于SRCKF算法的轮胎受力估计值的对比作为反馈, 从而最终获得路面附着系数的最优估计值。算法架构如图8所示。

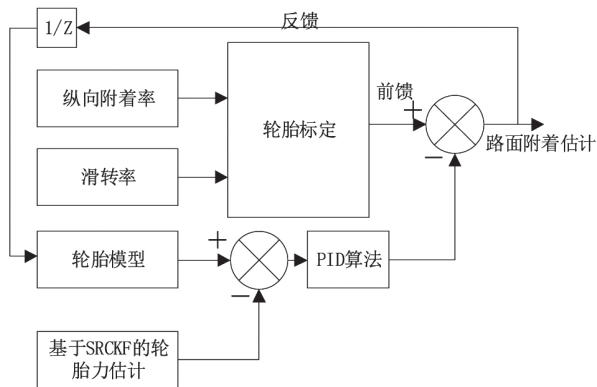


图8 路面附着系数估计算法架构图

第一阶段, 利用文献[12]中的轮胎模型绘制出车轮纵向附着率与滑转率之间关系的曲线。在进行曲线标定时, 假设轮胎处于纯纵滑状态, 因此轮胎侧偏角是0。考虑到商用车底盘特点, 本文将商用车底盘中后轴简化成了单轴。商用车处于静止状态时, 在垂直方向, 前轴所受的载荷为27,500 N, 后轴所受载荷为42,500 N。因此, 针对前后轴不同载荷进行标定, 商用车在行驶工况下存在轴荷转移的情况, 此时曲线误差需要依靠第二阶段的反馈进行校正, 最终可得表现不同路面工况下, 轮胎纵向附着率和滑转率关系的标定曲线如图9和图10所示。在已知商用车车轮滑转率的情况下, 利用标定曲线查表可得路面附着系数的前馈值。

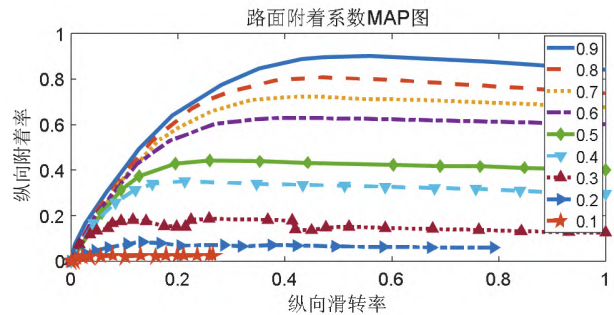


图9 前轴纵向附着率-滑转率标定曲线

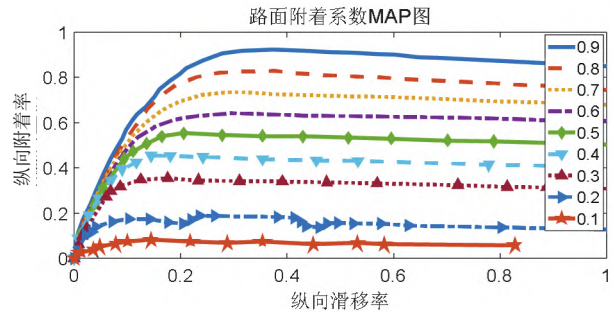


图10 后轴纵向附着率-滑转率标定曲线

考虑到商用车行驶工况的复杂性, 存在滑转率较大的情况, 此时利用标定曲线查表误差较大, 因此需要利用反馈的方法进行参数校正。依靠前馈+反馈校准的方式获得路面附着系数的算法框架如图8所示。第一步, 将基于SRCKF算法得到的轮胎纵向力作为反馈计算基准值; 第二步, 根据路面附着系数的估计值, 结合垂直载荷以及轮胎侧偏角、滑转率等数据代入轮胎理论模型, 计算得到理论轮胎力; 第三步, 将理论轮胎力和轮胎力观测值的差值代入PID算法, 计算得到路面附着系数的反馈校正参数。

5 仿真

本文利用硬件在环仿真台架, 在实时环境中验

证商用车行驶时道路坡度和状态参数的识别效果。硬件在环仿真台架如图 11 所示, 台架包括: 快速原型控制器 A 测试 utobox, NI 公司的 PXI 实时仿真机箱、道路坡度测量传感器 MPU6050, 上位机以及汽车方向盘。其中 PXI 实时仿真机箱负责测试的实时仿真环境模拟, Autobox 负责运行本文的参数联合仿真算法。



图 11 硬件在环仿真台架结构图

在 NI 公司的 PXI 实时仿真机箱中运行车辆动力学仿真软件 Car-maker, 并分别设置高附着路面和低附着路面两种工况进行硬件在环测试。

在 Car-maker 中分别设置高低附着路面的系数为 0.85 和 0.2。图 12、图 13 所示为路面附着系数估计效果, 图 14 为两种工况下路面附着系数的估计误差数据。与本文提出的“查表+反馈”路面附着系数估计方法相比, 从图中可以看出路面附着系数估计值有较高的稳定性和估计精度, 误差保持在 $[-4\%, +4\%]$; 在低附着工况下, 因为车辆在同等油门加速情况下轮胎的滑转率高, 因此此时的系数估计值更准确。路面附着系数估计值中出现的“尖峰”现象, 是由于 Car-maker 软件中简化的变速器模型造成的。

在验证轮胎力估计时, 工况设置为低附着路面双移线, 路面附着系数为 0.3, 商用车模型的车速为 75 km/h。考虑到采用不同的参数估计算法对参数估值准确性造成影响, 因此将容积卡尔曼滤波 (Cubature Kalman Filter, CKF) 算法和本文的滑模观测器估计值进行对比, 以此来评估本文算法的准确度。

图 15 和图 16 分别所示为 Car-maker 中方向盘转角输入值和车辆横摆角速度。图 17 为前左轮轮胎纵向力估计数据, 通过将两种估计算法和 Car-maker 中的真实值对比, 轮胎纵向力最大误差出现在 5.9 s 时, 这是因为此时的横摆角速度较大, 商用车轮胎处于非线性状态, 采用 CKF 估计的轮胎纵向力最大误差为 75 N, 本文算法最大误差为 31 N。通过表 1 显示的最大误差和均方根误差数值对比, 可以说明本文联合估计算法中的滑模观测器精度较高。

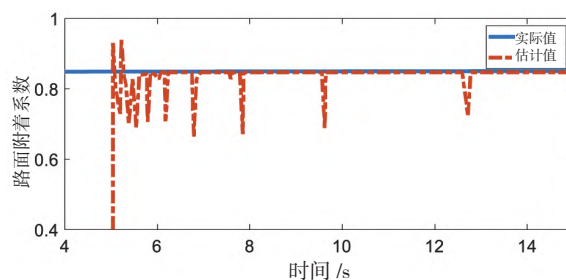


图 12 高附着路面工况下路面附着系数估计

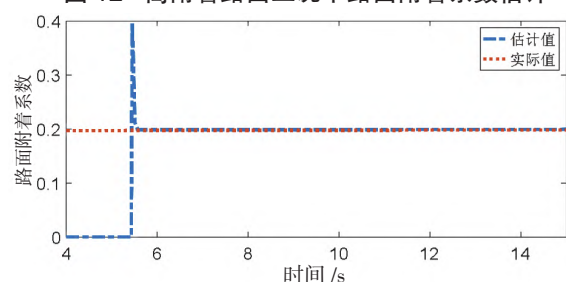


图 13 低附着路面工况下路面附着系数估计

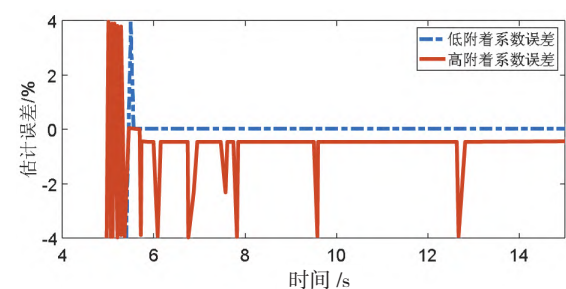


图 14 路面附着系数估计误差曲线

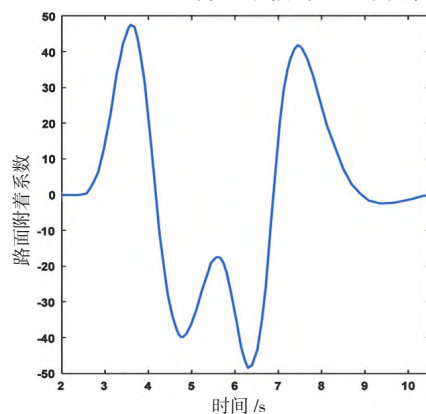


图 15 Car-maker 中方向盘转角输入值

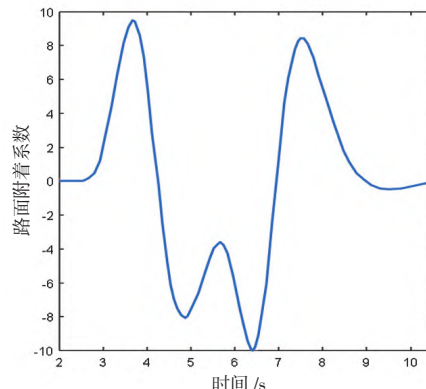


图 16 Car-maker 中车辆横摆角速度曲线

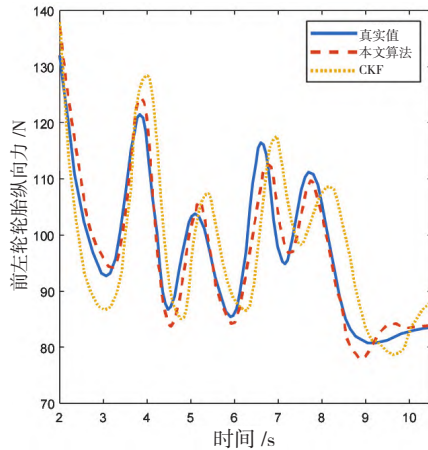


图 17 前左轮胎纵向力估计值和真实值曲线

表 1 轮胎纵向力观测结果

估计方法	均方根误差	最大误差
CKF	23N	75N
本文算法	12N	31N

验证道路坡度估计值时,将 Car-maker 中车辆速度逐渐加至 15 km/h,车辆先行驶经过 6% 的上坡道路,再经过 2.5% 的下坡道路。图 18 所示为车辆行驶数据曲线。图 19 所示为车载陀螺仪数据。图 20 所示为本文算法得到估计值与文献 [14] 中基于卡尔曼滤波的道路坡度估计值对比,从曲线可以得知直接采用陀螺仪积分方法会导致道路坡度估计值出现漂移失真,文献 [14] 中卡尔曼滤波算法的估计值虽然能够消除漂移现象,但是误差较大。本文算法估计的道路坡度具有较高的精度。

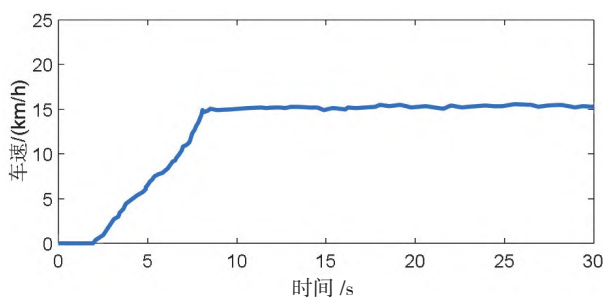


图 18 重型商用车车速数据

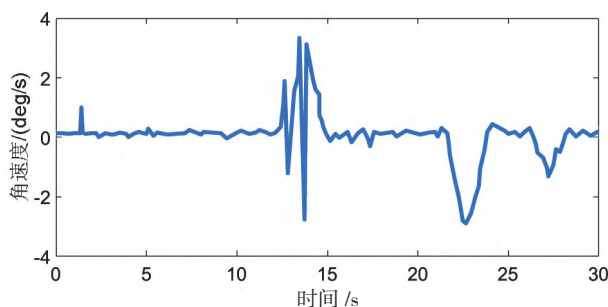


图 19 Car-maker 中陀螺仪数据

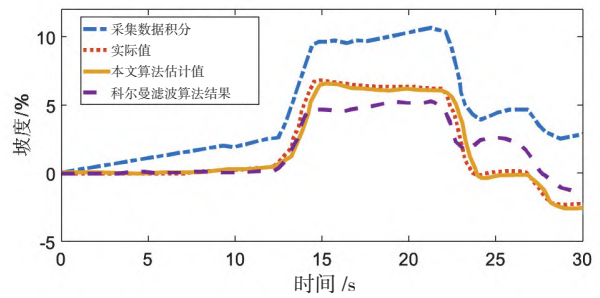


图 20 道路坡度数据

6 结论

本研究将重型商用车作为研究对象,设计了车辆状态参数和行驶道路坡度联合估计方案,经过硬件在环仿真台架测试,验证了控制策略有效性和稳定性,并得到了以下结论:

(1) 分别建立了重型商用车运动学模型和动力学模型,将 IMM 算法和 SRCKF 算法融合,实现对重型商用车行驶道路坡度的估计,利用滑模观测器估计车辆轮胎力,并在获得轮胎纵向力的基础上,利用查表反馈的方法估计路面附着系数。

(2) 以 PXI 实时仿真机箱为基础搭建硬件在环仿真平台并进行测试,结果显示,在本文联合估计的方法下,在水泥路面下路面附着系数估计误差保持在 $[-4\%, +4\%]$,轮胎力最大估计误差为 31N,道路坡度估计值基本和实际值保持一致。

参考文献:

- [1] 秦大同,王康,冯继豪,等.基于无迹卡尔曼滤波和门控循环单元的道路坡度估计[J].汽车工程,2022,44(10):1547-1555,1580.
- [2] 孙恩鑫,殷玉明,辛喆,等.微小加速度下汽车质量-道路坡度自适应估计[J].清华大学学报(自然科学版),2022,62(1):125-132.
- [3] ZHANG Y, ZHANG Y, AI Z, et al. Estimation of electric mining haul trucks' mass and road slope using dual level reinforcement estimator[J].IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(11):10627-10638.
- [4] VAHIDI A, STEFANSPOULOU A G, PENG H, et al. Recursive Least Squares with Forgetting for Online Estimation of Vehicle mass and Road Grade: Theory and Experiments[J]. Vehicle System Dynamics, 2005, 43(1):31-55.
- [5] MCINTYRE M L, GHOTIKAR T J, VAHIDI A, et al. A Two-stage Lyapunov-based Estimator for Estimation of Vehicle Mass and Road Grade[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2009, 58(7):3177-3185.
- [6] MAHYUDDIN M N, NA J, HERRMANN G, et al. Adaptive Observer-based Parameter Estimation with Application to Road

- Gradient and Vehicle Mass Estimation[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2013, 61(6): 2851–2863.
- [7] 雷雨龙, 付尧, 刘科, 等. 基于扩展卡尔曼滤波的车辆质量与道路坡度估计 [J]. 农业机械学报, 2014, 45(11): 9–13, 8.
- [8] 褚文博, 罗禹贡, 罗剑, 等. 电驱车辆的整车质量与路面坡度估计 [J]. 清华大学学报 (自然科学版), 2014, 54(6): 724–728.
- [9] 戴卓, 吴光强. 基于车辆动力学的道路坡度与整车质量估计 [J]. 汽车技术, 2018(1): 20–24.
- [10] 任志英, 沈亮量, 黄伟, 等. 基于 AEKF 的车辆质量与道路坡度实时估计 [J]. 振动. 测试与诊断, 2020, 40(4): 758–764, 827.
- [11] KIRUBARAJAN T, BAR Y, PATTIPATI K R, et al. Ground target tracking with variable structure IMM estimator[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2000, 36(1): 26–46.
- [12] 王印束, 曾小华, 陈慧勇, 等. 功率分流式混合动力系统电机建模与控制 [J]. 科学技术与工程, 2020, 20(12): 4968–4976.
- [13] 李广含. 轮毂液压混合动力系统多模式能量管理与动态协调控制研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2019.
- [14] 苏庆列, 黄鹏. 卡尔曼滤波方法估计车辆质量与道路坡度对比分析 [J]. 机械设计, 2021, 38(7): 105–109.

Joint Estimation Method of State Parameters and Slope of Heavy Commercial Vehicles Based on Interactive Multiple Models

LIU Gang¹, WANG Haohao², QIAO Linyan¹

(1.Department of Automotive Engineering, Henan Institute of Technology, Xinxiang 453003, China;

2.Department of Automotive Engineering, Hubei University of Automotive Technology, Shiyan 442002, China)

Abstract: In order to accurately and real-time estimate the state parameters and driving conditions of heavy commercial vehicles, so as to facilitate the stability control and driving mode real-time switching of heavy commercial vehicles. In this paper, the kinematics model and dynamics model of commercial vehicles are established. The multi-model interaction (IMM) algorithm and the square root volume Kalman filter algorithm are combined to estimate the road slope of heavy commercial vehicles. The sliding mode observation is used to estimate the vehicle tire force. On the basis of obtaining the tire longitudinal force, the road adhesion coefficient is estimated by using the method of look-up feedback. Finally, the joint estimation method is verified by the hardware-in-the-loop test bench, and the verification results show that the algorithm has good accuracy and real-time performance.

Key words: vehicle dynamics; road slope; interactive multiple models; square root cubature kalman filter; hardware in the Loop

(责任编辑 吕春红)