

# 考虑侧向运动的整车质量与道路坡度估计

郭洪艳<sup>1,2</sup>, 王连冰<sup>1,2</sup>, 赵旭<sup>1,3</sup>, 戴启坤<sup>1,2</sup>

(1. 吉林大学通信工程学院, 长春 130022; 2. 吉林大学汽车仿真与控制国家重点实验室, 长春 130022; 3. 吉林化工学院航空工程学院, 吉林省吉林市 132022)

**摘要:**为减小侧向运动对整车质量与道路坡度估计精度的影响,提出了一种考虑侧向运动的估计算法,利用加速度修正车辆动力学模型,采用遗忘因子提高新数据适应车辆系统时变特性的最小二乘算法估计整车质量,并将质量估计结果实时输入道路坡度估计中;建立车辆运动学和动力学两个坡度估计模型,并在模型中添加加速度修正项,设计强跟踪滤波算法分别针对 2 种模型进行道路坡度估计,时变交互多模型融合算法根据两个坡度估计模型的权重系数和模型间的转移概率得到道路坡度估计值。本文算法在中国第一汽车股份有限公司技术中心农安汽车试验场进行了实车试验和评估,与未考虑侧向的融合估计算法相比,提高了车辆横向运动时的道路坡度估计精度。

**关键词:**车辆工程;质量与坡度估计;时变交互多模型;融合;侧向运动;实车试验

**中图分类号:**U461.1 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5497(2024)05-1175-13

**DOI:**10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20221061

## Joint estimation of vehicle mass and road slope considering lateral motion

GUO Hong-yan<sup>1,2</sup>, WANG Lian-bing<sup>1,2</sup>, ZHAO Xu<sup>1,3</sup>, DAI Qi-kun<sup>1,2</sup>

(1. College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130022, China; 2. State Key Laboratory of Automotive Simulation and Control, Jilin University, Changchun 130022, China; 3. College of Aeronautical Engineering, Jilin Institute of Chemical Technology, Jilin 132022, China)

**Abstract:** To reduce the influence of the lateral motion on the vehicle mass and the estimation accuracy of the road gradient, an estimation algorithm considering the lateral motion is proposed, the vehicle dynamics model is corrected by the acceleration, and the forgetting factor is used to enhance the new data to adapt to the minimum value of the time-varying characteristics of the vehicle system. The vehicle mass is estimated by the quadratic algorithm, and the mass estimation result is input into the road gradient estimation in real time; in addition, two gradient estimation models of vehicle kinematics and dynamics are established, and the acceleration correction term is added to the model, and the strong tracking filtering algorithm is designed respectively. A time-varying interactive multi-model fusion algorithm is proposed to estimate the

**收稿日期:**2022-08-19.

**基金项目:**国家自然科学基金项目(U19A2069);吉林省科技发展计划重点研发项目(20200401088GX);上海汽车工业科技发展基金会开放基金项目(1909).

**作者简介:**郭洪艳(1980-),女,教授,博士.研究方向:智能车辆估计. E-mail:guohy11@jlu.edu.cn

**通信作者:**赵旭(1983-),男,讲师,博士.研究方向:智能车辆估计. E-mail:xuzhao19@mails.jlu.edu.cn

road slope for the two models. The estimated road slope is obtained according to the weight coefficients of the two slope estimation models and the transition probability between the models. The proposed algorithm was tested and evaluated on a real vehicle in the Nong'an Automobile Proving Ground of the Technology Center of China FAW Co., Ltd. Compared with the fusion estimation algorithm that did not consider the lateral direction, it improves the estimation accuracy of road slope when the vehicle moves laterally.

**Key words:** vehicle engineering; mass and road slope estimation; time-varying interacting multiple model; fusion; lateral movement; real vehicle test

## 0 引言

整车质量和道路坡度是智能车辆控制与决策的重要参数<sup>[1]</sup>,作为滚动阻力、坡道阻力等的主要来源,影响智能车辆的燃油效率和控制精确性,结合传感测量技术与参数估计算法实时准确获取整车质量与道路坡度具有重要意义<sup>[2]</sup>。

基于传感器直接测量的方法是获取整车质量与道路坡度的方法之一,然而这种方法受到传感器成本高、场地限制等制约<sup>[3]</sup>,近年来,许多优秀的估计算法应用在车辆状态与道路参数估计中,在整车质量估计的研究中,常采用递推最小二乘法<sup>[4]</sup>、卡尔曼滤波<sup>[5]</sup>、扩展卡尔曼滤波<sup>[6]</sup>等算法,龙伯格观测器<sup>[7]</sup>等也被充分使用。在道路坡度估计的研究中,包括基于GPS的坡度估计方法<sup>[8]</sup>、基于运动学估计方法<sup>[9]</sup>、基于纵向动力学估计方法<sup>[10]</sup>以及神经网络估计方法<sup>[11]</sup>。Bae等<sup>[12]</sup>采用GPS测量车辆垂直位移与纵向位移,根据道路坡度定义计算道路坡度<sup>[13]</sup>。然而基于GPS的坡度估计方法受到信号丢失及多径误差的限制。

基于运动学和动力学的估计方法不受外界信号环境的影响,基于运动学的估计方法通过借助于额外的传感器,如通过加速度传感器得到纵向加速度测量值,包括坡度信息与纵向加速度信息,道路坡度可从分离出的坡度信息估计得到<sup>[14]</sup>。基于纵向动力学的坡度估计方法采集车载传感器和车辆CAN总线动力学数据,然后建立纵向动力学模型估计得到道路坡度<sup>[15]</sup>。这两种估计方法计算简单,实时性好,基于运动学的坡度估计方法受限于传感器的精度,在车辆快速加速及制动过程中会由于车辆的俯仰运动的影响导致较大的估计误差<sup>[16]</sup>。基于纵向动力学的坡度估计方法对传感器的依赖更小,利用车辆纵向动力学模型与车辆CAN总线获取所需数据,但为了保证估计效

果,通常要求车辆具有一定的加速度,在车速为零或换挡情况下估计误差较大。

考虑这两种道路坡度估计方法在一定的条件下具有的局限性,文献[17]基于动力学与运动学估计方法设计双层交互多模型坡度估计算法,对坡度变化率与坡度进行分层估计,并将基于动力学与运动学的坡度估计数据进行决策级融合,保证车速为零、制动或换挡时都能估计道路坡度;文献[18]结合动力学与运动学道路坡度估计方法的优点,采用交互多模型实现两种方法估计结果的加权融合;文献[19]针对大坡度变化率路面的坡度值估计设计交互多模型卡尔曼滤波算法,考虑坡度变化率信息结合动力学、运动学与GPS道路坡度估计方法的优点,构建dSPACE试验平台验证定坡度、连续变化坡度及驻坡工况下算法的准确性。然而,道路坡度估计这类估计算法存在参数突变的问题,使估计算法难以适应。如何提高估计算法对系统突变状态的跟踪能力以及对过程参数变化的鲁棒性仍是一个开放性问题。

此外,整车质量与道路坡度间之间的耦合关系导致估计误差存在传递性,学者们大多采用联合估计的方式解决该问题。文献[20]基于车辆纵向动力学模型,采用自适应扩展卡尔曼滤波算法同时估计整车质量与道路坡度,但整车质量为慢变量,道路坡度变化较快,用同一个估计算法导致误差较大;文献[21]基于车载传感器,采用最小二乘算法与卡尔曼滤波联合估计商用车质量与道路坡度,并通过实车试验验证算法的准确性,但验证工况较为有限。联合估计方法依赖于车辆建模的精确度,实际驾驶环境中转弯操作不可避免,但目前基于运动学和动力学的建模和估计算法中,没有深入考虑实际车辆行驶过程中转弯工况对整车质量与道路坡度联合估计结果的影响,由于车辆模型不精确导致车辆转弯时估计精度较差,降低了估计算法的适用性。

本文提出一种考虑侧向的整车质量与道路坡度估计算法,选取侧向加速度表述转向时产生的难以表征的侧向动力,并根据纵侧向加速度所占比例从获取的整车驱动力中计算纵向驱动力,基于车辆纵向动力学方程采用带遗忘因子的递推最小二乘(Recursive least squares with forgetting factor, FFRLS)算法估计整车质量,将估计的整车质量作为坡度估计的一个输入。道路坡度估计采用带有实时修正项的车辆运动学模型、车辆动力学模型,采用时变交互多模型(Interacting multiple model, IMM)结合强跟踪滤波(Strong tracking filter, STF)算法估计道路坡度,时变交互多模型加权融合两种模型的估计结果,根据每个时刻车辆运动学模型与车辆动力学方法估计的结果与融合输出结果的差值更新模型转移矩阵,提升估计系统的准确性和适用性,并通过仿真实验和实车试验验证估计算法的准确性与适用性。

## 1 基于递推二乘的整车质量估计

### 1.1 考虑侧向运动的车辆模型

车辆上坡行驶时考虑侧向运动的动力学模型如图1所示。

整车纵向动力学考虑侧向运动的平衡方程为:

$$F_t \eta = m \dot{v}_x + F_w + F_i \quad (1)$$

式中: $\eta = |a_x| / \sqrt{a_x^2 + a_y^2}$ ;  $a_x$  为车辆纵向加速度;  $a_y$  为车辆侧向加速度;  $F_t$  为车辆驱动力;  $F_w$  为空气阻力,  $F_w = \frac{1}{2} C_D \rho A v_x^2$ ;  $C_D$  为空气阻力系数;  $\rho$  为空气密度;  $A$  为车辆行驶方向的迎风面积;  $v_x$  为车辆的纵向速度;  $F_i$  为地面阻力。  $F_i = fmg \cos \theta + mg \sin \theta$ ;  $m$  为整车质量;  $f$  为摩擦系数;  $g$  为重力加速度;  $\theta$  为坡度角。道路坡度值  $i$  为坡高与底长之比,与道路坡度角间几何关系为  $i = \tan \theta$ , 根据我国公路路线设计规范,道路坡度一般较小<sup>[22]</sup>,假

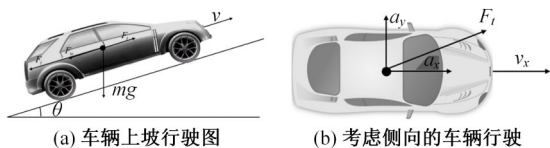


图1 考虑侧向的车辆上坡行驶示意图

Fig. 1 Schematic diagram of vehicle driving uphill considering lateral movement

设  $\cos \theta \approx 1$ ,  $\sin \theta \approx \tan \theta = i$ 。

对式(1)的纵向加速度进行微分运算得到:

$$\frac{dF_t}{d\dot{v}_x} \eta = m + C_D \rho A v_x \frac{dv_x}{d\dot{v}_x} + mg (\cos \theta - f \sin \theta) \frac{d\theta}{d\dot{v}_x} \quad (2)$$

道路坡度一般为定值且与车辆纵向加速度信号不直接相关,故道路坡度对纵向加速度的微分为零,即  $d\theta/d\dot{v}_x = 0$ , 动力传动系统的驱动力矩一般具有较高的变化频率,相比之下,纵向车速的变化率远小于纵向加速度的变化率<sup>[2,23]</sup>,假设  $dv_x/d\dot{v}_x = 0$ , 整理式(2)得到:

$$m = \frac{dF_t}{d\dot{v}_x} \eta \quad (3)$$

### 1.2 基于递推最小二乘的质量估计

车辆行驶的过程中,传感器采集到的信号一般包含较大的噪声,直接通过式(3)计算整车质量可能会受到整车驱动力信号与纵向加速度信号中的噪声影响导致质量值不准确,整车质量为一个慢变量,车辆行驶过程中基本不变,但纵向动力学系统为一个时变系统,为克服旧数据导致的最小二乘算法数据饱和的问题,同时为了增强新数据的影响,减少实时的计算量,引入遗忘因子,采用带遗忘因子的最小二乘算法估计整车质量。

令  $y = (F_{t,k} - F_{t,k-1}) \eta$ ,  $\varphi = \dot{v}_{x,k} - \dot{v}_{x,k-1}$ , 式(3)

整理为:

$$y = \varphi m \quad (4)$$

式中: $m$  为整车质量,是待估计的量。

定义  $k$  时刻估计的整车质量为  $\hat{m}(k)$ ,  $k-1$  时刻估计的整车质量为  $\hat{m}(k-1)$ ,  $k$  时刻质量估计系统的输出量以及观测量分别为  $y(k)$ ,  $\varphi(k)$ , 整车质量的估计模型为:

$$\hat{m}(k) = \hat{m}(k-1) + L(k) [y(k) - \varphi(k) \hat{m}(k-1)] \quad (5)$$

$$L(k) = P(k-1) \varphi(k) [\varphi(k) P(k-1) \varphi(k) + \omega]^{-1} \quad (6)$$

$$P(k) = \frac{1}{\omega} [I - L(k) \varphi(k)] P(k-1) \quad (7)$$

式中: $L(k)$  为最小二乘增益;  $P(k)$  为误差协方差;  $\omega$  为遗忘因子。

整车质量估计模型在驱动力变化较大条件下获取,当车辆匀速行驶时,整车质量的估计值与上一时刻保持一致。

## 2 基于时变 IMM-STF 的道路坡度估计

### 2.1 考虑侧向运动的道路坡度估计模型

#### 2.1.1 基于运动学的道路坡度估计模型

对于变化较为平缓的道路坡度,会通过假设道路坡度不变的方式减少计算量。但对于变化率较大的道路坡度,这种假设会导致估计结果的实时性与准确性较差<sup>[24]</sup>,考虑到车辆在坡度行驶的过程中,安装在智能车辆上的加速度传感器测量值除包括车辆自身行驶的纵向加速度外,还包括道路坡度信息,具体表达式为:

$$a_{x,\text{sen}} = a_{x1} + gi_1 \quad (8)$$

式中: $a_{x,\text{sen}}$ 为车辆加速度传感器测量值; $a_{x1}$ 为车辆纵向加速度; $i_1$ 为道路的坡度值, $i_1 = \sin \theta$ 。

为引入坡度变化率信息,对式(8)做微分运算得到:

$$\frac{da_{x,\text{sen}}}{dt} = \frac{da_{x1}}{dt} + g \frac{di_1}{dt} \quad (9)$$

进一步整理得:

$$\frac{di_1}{dt} = \left( \frac{da_{x,\text{sen}}}{dt} - \frac{da_{x1}}{dt} \right) / g \quad (10)$$

利用上一时刻传感器测量值与上一时刻估计器估计值的差值设计实时修正项对状态方程进行实时修正,使估计值更加接近真实值,基于 $k$ 时刻传感器的纵向加速度测量值与 $k$ 时刻估计器的估计纵向加速度的差值建立实时修正项为:

$$\Delta_1 = \begin{bmatrix} T(a_{x,\text{sen}} - a_{x1}) \\ a_{x,\text{sen}} - a_{x1} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

选取车辆的纵向速度、纵向加速度、道路坡度作为状态变量,即 $X_1 = [v_{x1}, a_{x1}, i_1]^T$ ,强跟踪滤波器1的状态方程为:

$$\begin{bmatrix} v_{x1} \\ a_{x1} \\ i_1 \end{bmatrix}_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{x1} \\ a_{x1} \\ i_1 \end{bmatrix}_k + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ di_1/dt \cdot T \end{bmatrix} + \Delta_1 + w_{k1} \quad (12)$$

式中: $T$ 为采样时间。

选取车辆纵向速度、加速度传感器采集到的加速度信号作为观测变量,即 $Z_1 = [a_{x,\text{sen}}, v_{x1}]^T$ ,强跟踪滤波器1的量测方程为:

$$\begin{bmatrix} a_{x,\text{sen}} \\ v_{x1} \end{bmatrix}_{k+1} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & g \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{x1} \\ a_{x1} \\ i_1 \end{bmatrix}_k + v_{k1} \quad (13)$$

#### 2.1.2 基于动力学的道路坡度估计模型

基于车辆动力学的道路坡度估计,整理式(1)所描述的车辆纵向动力学模型得:

$$m\dot{v}_{x2} = F_t \eta - F_w - F_i \quad (14)$$

同样选取 $k$ 时刻传感器的纵向加速度测量值与 $k$ 时刻估计器的估计纵向加速度的差值作为实时修正项:

$$\Delta_2 = \begin{bmatrix} T(a_{x,\text{sen}} - a_{x2}) \\ a_{x,\text{sen}} - a_{x2} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (15)$$

选取车辆的纵向速度、纵向加速度、道路坡度作为状态变量,即 $X_2 = [v_{x2}, a_{x2}, i_2]^T$ ,强跟踪滤波器2的状态方程为:

$$\begin{bmatrix} v_{x2} \\ a_{x2} \\ i_2 \end{bmatrix}_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & -1/g & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{x2} \\ a_{x2} \\ i_2 \end{bmatrix}_k + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ (F_t \eta - F_w - mgf)/mg \end{bmatrix} + \Delta_2 + w_{k2} \quad (16)$$

选取车辆纵向速度、加速度传感器采集到的加速度信号作为观测变量,即 $Z_2 = [a_{x,\text{sen}}, v_{x2}]^T$ ,强跟踪滤波器2的量测方程为:

$$\begin{bmatrix} a_{x,\text{sen}} \\ v_{x2} \end{bmatrix}_{k+1} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & g \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{x2} \\ a_{x2} \\ i_2 \end{bmatrix}_k + v_{k2} \quad (17)$$

在 $k+1$ 时刻的联合估计中,将 $k$ 时刻通过带遗忘因子的递推最小二乘算法得到的整车质量估计值输入基于车辆动力学的道路坡度估计模型,通过时变 IMM-STF 道路坡度估计算法得到 $k+1$ 时刻的道路坡度估计值,将道路坡度估计值输入整车质量估计模型得到 $k+1$ 时刻的整车质量估计值,循环往复完成整车质量与道路坡度的联合估计。

### 2.2 基于时变 IMM-STF 的道路坡度估计

基于传感器的道路坡度估计模型依赖于加速度传感器的精度,但在车辆静止状态下可以直接计算道路坡度值,基于车辆动力学的道路坡度估计模型依赖于建模准确性,适用于车辆动态过程中的坡度估计,采用时变 IMM 模型与 STF 来实现道路坡度的融合估计,时变 IMM 通过时刻调整每个模型的权重以自动减少不同或者突变的行驶环境带来的误差干扰,使融合输出结果更加接近真实值。当系统状态发生突变,卡尔曼滤波器的增益矩阵不会随之变动,会丧失对突变状态的跟

踪能力,STF在卡尔曼滤波的递推过程中引入时变的次优渐消因子来校正状态预测误差的协方差矩阵和卡尔曼增益矩阵,使残差序列处处正交,当模型或测量值发生不确定性或突变时,STF算法通过计算次优渐消因子来保证新息序列的不相关性,从而减弱了历史数据对当前滤波计算值的影响,具有较强的对于突变状态的跟踪能力与对于模型不确定的鲁棒性。

假设道路坡度估计系统第  $j$  个模型的状态方程与观测方程分别为:

$$X_j(k+1) = A_j X_j(k) + W_j(k), j = 1, 2 \quad (18)$$

$$Z_j(k) = H_j X_j(k) + V_j(k), j = 1, 2 \quad (19)$$

式中:  $X_j(k)$  为系统的状态向量;  $A_j$  为模型  $j$  的状态转移矩阵;  $W_j(k)$  表示均值为零、协方差为  $Q_j$  的高斯白噪声;  $Z_j(k)$  为系统的观测向量;  $H_j$  为模型的观测矩阵;  $V_j(k)$  表示均值为零、协方差为  $R_j$  的高斯白噪声。

道路坡度估计算法整体架构如图 2 所示,主要包括 5 步。

(1) 模型输入交互

$k-1$  时刻两个模型之间的转换矩阵为:

$$\pi = \begin{bmatrix} \pi_{11}(k-1) & \pi_{12}(k-1) \\ \pi_{21}(k-1) & \pi_{22}(k-1) \end{bmatrix} \quad (20)$$

式中: 矩阵第  $i$  行表示  $k-1$  时刻由第  $i$  个模型转移到其他模型的概率; 第  $j$  列表示  $k-1$  时刻由其他模型转移到第  $j$  个模型的概率;  $\pi_{ij}(k-1)$  表示  $k-1$  时刻模型  $i$  到模型  $j$  的转移矩阵。

在  $k-1$  时刻, 第  $j$  个模型的预测概率为:

$$c_j = \sum_{i=1}^2 \pi_{ij}(k-1) \mu_i(k-1) \quad (21)$$

式中:  $\mu_i(k-1)$  为第  $i$  个模型在  $k-1$  时刻的概率。第  $i$  个模型到第  $j$  个模型的混合概率为:

$$\mu_{ij}(k-1|k-1) = \pi_{ij}(k-1) \mu_i(k-1) / c_j \quad (22)$$

模型输入交互后的初始条件为:

$$X_{0j}(k-1|k-1) = \sum_{i=1}^2 X_j(k-1|k-1) \mu_{ij}(k-1|k-1) \quad (23)$$

$$j = 1, 2$$

式中:  $X_j(k-1|k-1)$  为  $k-1$  时刻的状态最优估计值;  $P_j(k-1|k-1)$  为  $k-1$  时刻的估计协方差矩阵。

$$P_{0j}(k-1|k-1) = \sum_{i=1}^2 \mu_{ij}(k-1|k-1) \left\{ P_j(k-1|k-1) + [X_j(k-1|k-1) - X_{0j}(k-1|k-1)] [X_j(k-1|k-1) - X_{0j}(k-1|k-1)]^T \right\} \quad (24)$$

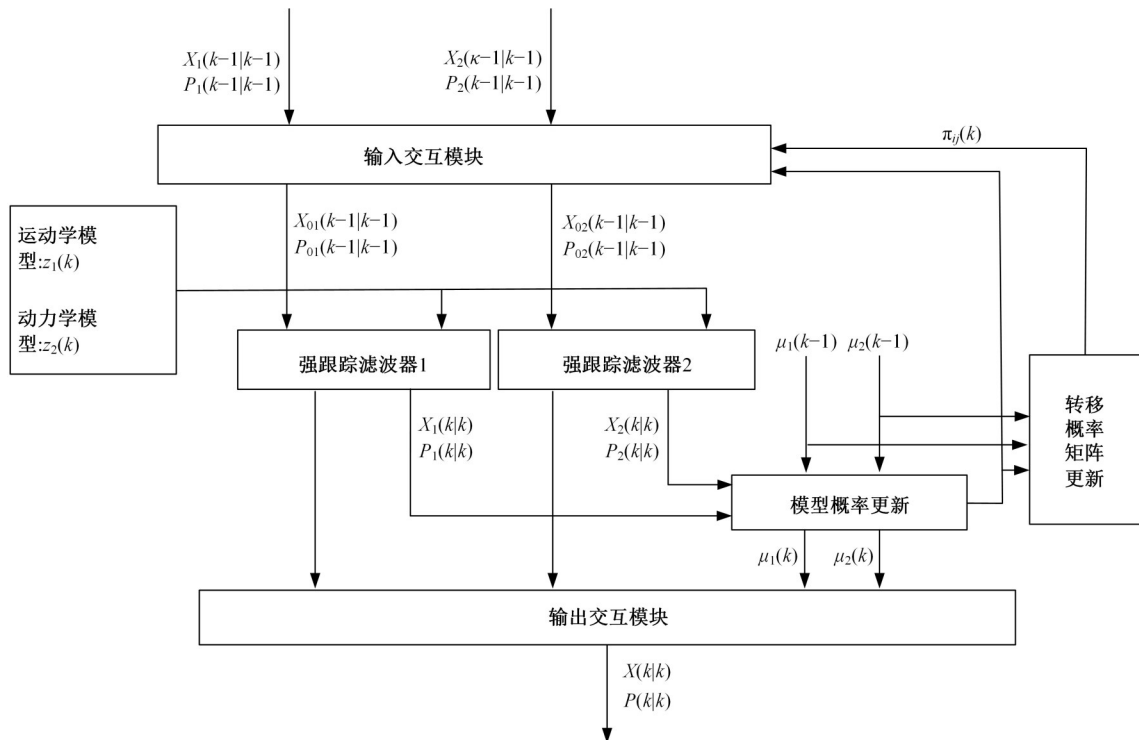


图 2 坡度估计算法整体架构

Fig. 2 The overall structure of slope estimation algorithm

(2)强跟踪滤波

对上述两种模型分别进行强跟踪滤波,第j个模型的下一步状态预测为:

$$X_j(k|k-1) = A_j X_{0j}(k-1|k-1) \quad (25)$$

计算残差及残差协方差矩阵:

$$v_j(k) = Z(k) - H_j X_j(k|k-1) \quad (26)$$

$$E_j(k) = \begin{cases} v_j(1) v_j^T(1), & (k=1) \\ \frac{\lambda E_j(k-1) + v_j(k) v_j^T(k)}{\lambda + 1}, & (k > 1) \end{cases} \quad (27)$$

式中: $\lambda$ 为遗忘因子,且满足 $0 \leq \lambda \leq 1$ 。

次优渐消因子为:

$$\rho_j(k) = \begin{cases} \rho_0, & (\rho_0 > 1) \\ 1, & (\rho_0 \leq 1) \end{cases}, \rho_0 = \frac{tr[M_j(k)]}{tr[N_j(k)]} \quad (28)$$

式中: $M_j(k) = E_j(k) - H_j Q_j H_j^T - \alpha R_j$ , $\alpha$ 为弱化因子,且满足 $\alpha \geq 1$ , $N_j(k) = H_j A_j P_j(k|k) A_j^T H_j^T$ 。

第j个模型的预测误差协方差矩阵为:

$$P_j(k|k-1) = \rho_j(k) A_j P_{0j}(k-1|k-1) A_j^T + Q_j \quad (29)$$

第j个模型增益矩阵为:

$$K_j(k) = P_j(k|k-1) H_j^T [H_j P_j(k|k-1) H_j^T + R_j]^{-1} \quad (30)$$

$$P_j(k|k) = [I - K_j(k) H_j] P_j(k|k-1) \quad (31)$$

(3)模型概率更新

采用似然函数更新模型在k时刻的模型概率 $\mu_j(k)$ ,第j个模型的似然函数为:

$$\Lambda_j(k) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} S_j(k)^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2} v_j^T S_j^{-1}(k) v_j\right] \quad (32)$$

式中: $S_j(k) = H_j P_j(k|k-1) H_j^T + R_j$ 。

第j个模型在k时刻的概率为:

$$\mu_j(k) = \frac{\Lambda_j(k) c_j}{\sum_{j=1}^2 \Lambda_j(k) c_j} \quad (33)$$

(4)模型输出交互

获得滤波器1、2的估计结果后,按照模型概率对估计结果进行加权得到总的状态估计值与总的状态协方差估计为:

$$X(k|k) = \sum_{j=1}^2 X_j(k|k) \mu_j(k) \quad (34)$$

$$P(k|k) = \sum_{j=1}^2 \mu_j(k) \left\{ P_j(k|k) + [X_j(k|k) - X(k|k)] [X_j(k|k) - X(k|k)]^T \right\} \quad (35)$$

(5)模型间转移概率更新

$k-1$ 时刻第j个模型的概率为 $\mu_j(k-1)$ , $k$ 时刻第j个模型的概率为 $\mu_j(k)$ , $k$ 时刻与 $k-1$ 时刻的模型概率差值可以反映第j个模型与实际的运动模式匹配程度的变化,利用这个信息来修正模型之间的转移概率。考虑到模型转移概率值的非负性,模型概率的变化率取对数形式为:

$$\lambda_j(k) = \exp[\mu_j(k) - \mu_j(k-1)], j=1, 2 \quad (36)$$

当第j个模型的概率增大时 $\lambda_j(k) > 1$ ,当第j个模型的概率减小时 $\lambda_j(k) < 1$ ,采用 $\lambda_j(k)$ 与模型转移矩阵中元素相乘的方式修正模型转移矩阵,可得:

$$\pi_{ij}(k)' = \lambda_j(k) \pi_{ij}(k-1), i, j=1, 2 \quad (37)$$

进行归一化计算得到更新后的模型转移概率为:

$$\pi_{ij}(k) = \frac{\pi_{ij}(k)'}{\sum_{j=1}^2 \pi_{ij}(k)'} = \frac{\pi_{ij}(k-1) \lambda_j(k)}{\sum_{j=1}^2 \pi_{ij}(k-1) \lambda_j(k)} \quad (38)$$

### 3 试验验证

在MATLAB/Simulink内搭建整车质量与道路坡度估计算法模型,通过仿真试验与实车试验来验证算法的有效性 & 准确性,整体估计框图如图3所示。

#### 3.1 试验场地及试验车辆

为验证所提出的整车质量与道路坡度联合估

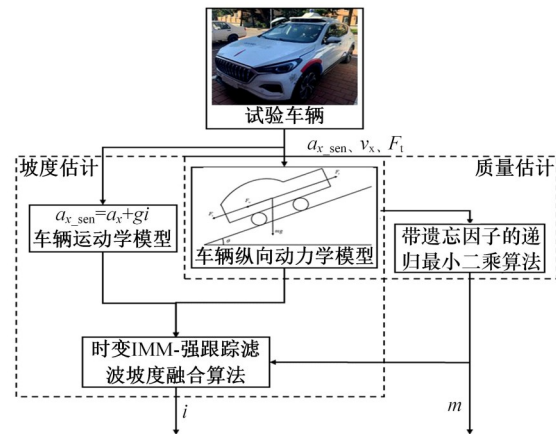


图3 整体估计框图

Fig. 3 Overall estimation block diagram

计算法,基于 MATLAB/Simulink 平台,试验车辆选择红旗 EHS3,具体车辆试验参数如表 1 所示。以 dSPACE 公司的 MicroAutoBox 作为快速原型控制器,RT3000 由 OXTS 公司研发,目的是实时对车辆、飞机等的运动做高精度的测量,车辆通过倾斜路面时可以补偿路面倾角,提高测量的精度<sup>[25]</sup>,将 RT3000 安装在车辆的质心位置处,联合估计算法所需的纵向车速、侧向车速、纵向加速度、侧向加速度、整车驱动力矩等信号从车辆 CAN 信号以及 RT3000 中获取,车辆装备质量包括整车质量、设备质量以及试验人员质量。选择吉林省一汽农安试车场的 4 条标准坡道进行实车验证,标准坡道真值分别为 8%、12%、20%、29%,如图 4 所示,进入坡道前的路面真值未知,假设这段路面坡度值为 0%,考虑到试车场坡道过窄,无法进行坡上转向,采取实车平面转向试验与仿真坡上转向试验。

表 1 实车试验参数

Table 1 Real vehicle test parameters

参数名称	数值
装备质量 $m/\text{kg}$	2170
车轮滚动半径 $r/\text{m}$	0.335
前后桥电机传动系数	7.235
风阻系数 $C_D$	0.332
迎风面积 $A/\text{m}^2$	2.574
空气密度 $\rho/(\text{kg}\cdot\text{m}^{-3})$	1.2258
滚阻系数 $f$	0.0092
重力加速度 $g/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$	9.8



图 4 试验道路坡道

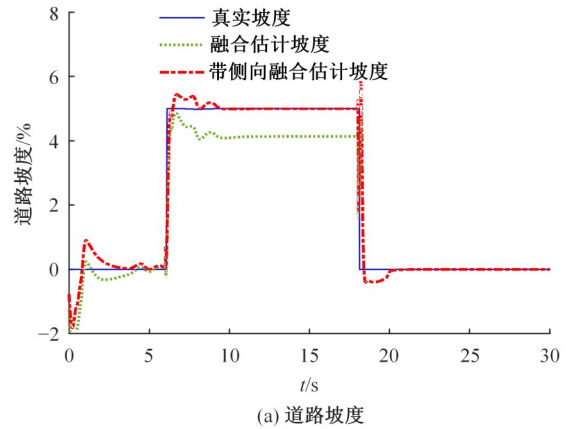
Fig. 4 test road ramp

### 3.2 试验结果

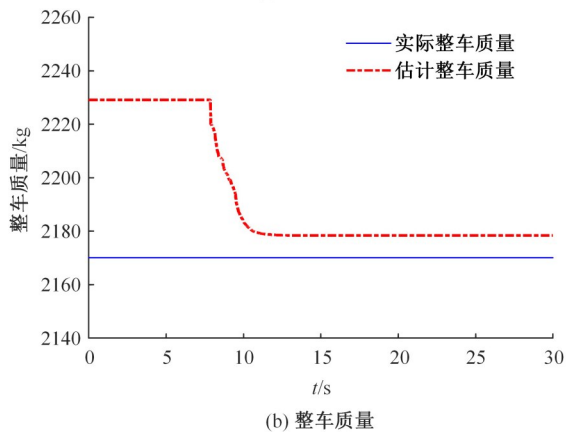
#### 3.2.1 坡上转向仿真试验

采用 Carsim 模拟试验车辆进行联合仿真以验证所提出的方法可行性,设置质量为 2170 kg 的车辆以 60 km/h 的速度匀速上坡,设置 0%~5%~0% 的变坡道路面,道路坡度以 CarSim 输出值作为真实值,将估计结果与 Carsim 输出值进行比较,坡上转向估计结果如图 5 所示。

如图 5(a) 所示,实线表示 Carsim 输出结果,点线表示融合估计坡度,虚线表示带侧向融合估计坡度,融合估计算法与带侧向融合估计算法的



(a) 道路坡度



(b) 整车质量

图 5 5% 坡道仿真估计结果

Fig. 5 Simulation estimation results of 5% slope

估计结果与实际坡度的变化趋势都基本吻合,受到车辆在坡上转向的影响,融合估计算法的精度略差,融合估计算法与带侧向融合估计算法的估计结果有一定的震荡。由于车辆起步时轮胎的非线性导致估计值发生波动,但可以快速收敛,在 18 s 车辆由坡道到平路的过渡瞬间,由于驱动力发生突变导致估计结果产生一定误差,18~22 s 在真实值附近有较小的波动,仿真结果表明,带侧向的融合估计坡度算法优于融合估计坡度算法。如图 5(b) 所示,设置质量初值为 2230 kg,可以看出整车质量能够快速收敛到真实值附近,并在真实值附近保持稳定,最终的估计结果与真实结果之间存在一定偏差的原因可能是在整车质量的估计模型中忽略了加速阻力以及滚动阻力与空气阻力的建模精度。

#### 3.2.2 20% 上坡 8% 下坡连续坡度试验

车速为 15 km/h,其中车辆装备质量真值为 2170 kg,从平路行驶时进行估计,之后进入 20% 的坡道上坡行驶,经过坡顶的平路后在 8% 的坡道上下坡行驶,整车质量与道路坡度的联合估计结果如图 6 所示。

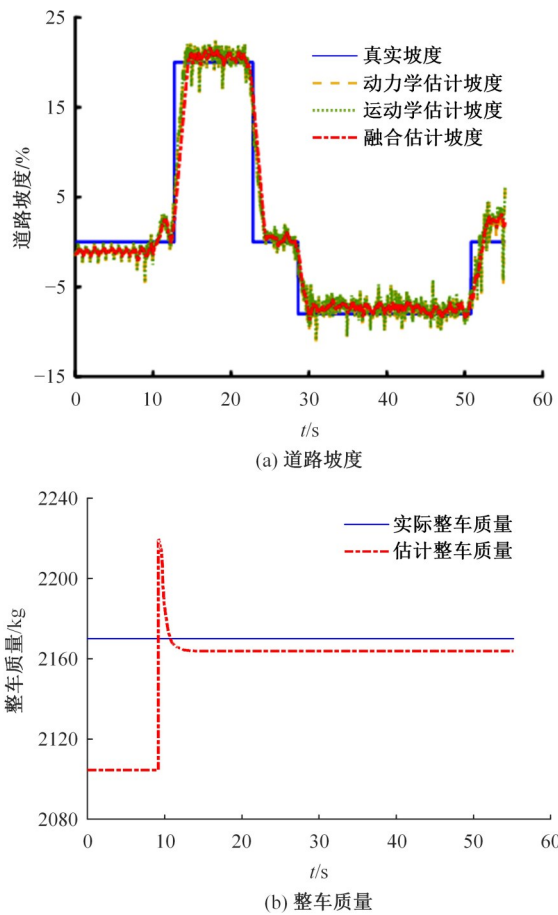


图 6 整车质量与道路坡度估计结果 1  
 Fig. 6 Estimation results of vehicle mass and road slope 1

图 6(a)中试验车辆在 12 s 左右由平路开始上坡行驶并在 14 s 左右快速收敛到真实值附近,在 24 s 经过坡顶的平路下坡行驶,前 12 s 平路行驶时受到质量估计不准确的影响道路坡度融合估计存在偏差,运动学方法、动力学方法与融合估计算法的估计值与实际坡度的变化趋势都基本吻合且稳定性较好,相比于运动学方法与动力学方法,融合估计算法稳定性更好,最大估计绝对误差保持在  $\pm 2\%$  内,估计结果更加接近道路坡度的真实值,时变 IMM-STF 算法在坡度过渡阶段估计曲线出现一定的震荡,但可以快速收敛;图 6(b)整车质量在上坡行驶可以快速收敛到真实值附近,整体波动较小,收敛后最大误差为 0.3%,证明了 FFRLS 算法良好的准确性与有效性。

3.2.3 29% 上坡 12% 下坡连续坡度试验

车速为 15 km/h,其中整车质量真值为 2170 kg,平路行驶时开始估计,之后进入 29% 的坡道上坡行驶,经过坡顶的平路后进入 12% 的坡

道下坡行驶,整车质量与道路坡度的联合估计结果如图 7 所示,图 7(a)中试验车辆在 12 s 左右由平路开始上坡行驶并在 15 s 左右快速收敛到真实值附近,在 26 s 经过坡顶的平路下坡行驶,动力学方法、运动学方法与融合估计方法的估计值与实际坡度的变化趋势基本吻合且稳定性较好,其中融合估计方法最大估计绝对误差保持在  $\pm 3\%$  内,同时最大绝对误差处于坡度过渡阶段,但可以快速收敛。随着坡度的增大,最大估计绝对误差增大,当车辆在 29% 的坡道上下坡行驶时,融合估计方法收敛速度略慢于运动学方法和动力学方法,但仍保持良好的估计效果;图 7(b)整车质量在上坡行驶可以快速收敛到真实值附近且估计结果稳定,收敛后最大误差为 0.8%,证明了 FFRLS 算法良好的准确性与稳定性。

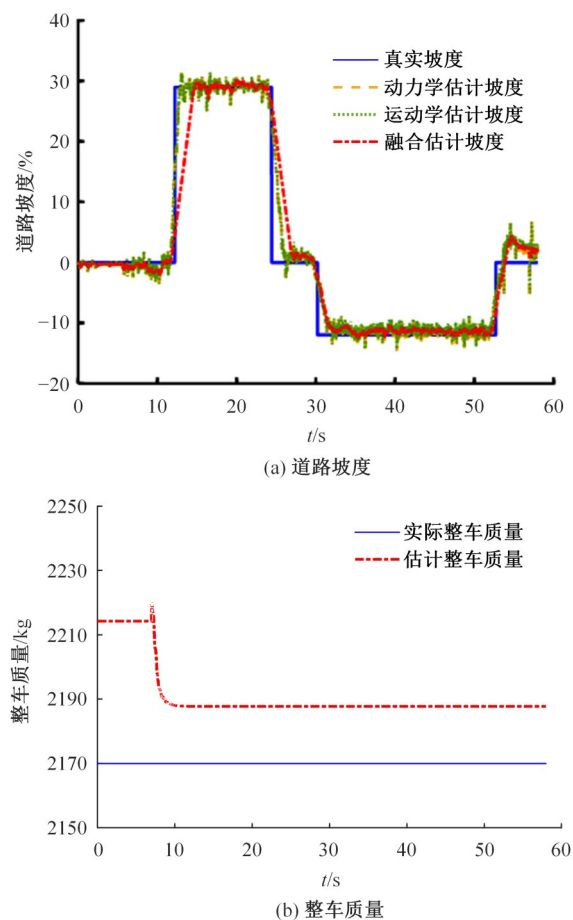


图 7 整车质量与道路坡度联合估计结果 2  
 Fig. 7 Estimation results of vehicle mass and road slope 2

3.2.4 定坡度试验

车速为 15 km/h,其中整车质量真值为 2170 kg,在平路行驶时开始估计,设置了 8%、

12%、20%、29%的定坡度试验,最后停在坡顶平地上,道路坡度与整车质量的联合估计结果如下所示:

由图 8(a)、图 9(a)、图 10(a)、图 11(a)可知,相比于动力学与运动学估计方法,融合估计算法结果震荡幅度较小,坡度与平面的过渡阶段由于驱动力的变化估计曲线出现小幅度震荡,但可以快速收敛,运动学方法、动力学方法与融合估计算法都可以较好地跟随实际坡度变化,但融合估计算法更接近道路坡度真实值,随着坡度的增大,也能在较短时间内快速收敛。车辆行驶过程中通过受到行驶路面颠簸、车身摇晃等影响,从 CAN 总线与 RT3000 中获取的数据存在动态的噪声干扰,出现小范围的上下波动,避免噪声扰动叠加导致估计结果不理想的情况,在估计模型中添加滤波器,减小噪声影响的同时带来一定的延迟,导致融合估计方法的收敛速度略慢于运动学方法和动力学方法,但能够满足实时性需求,

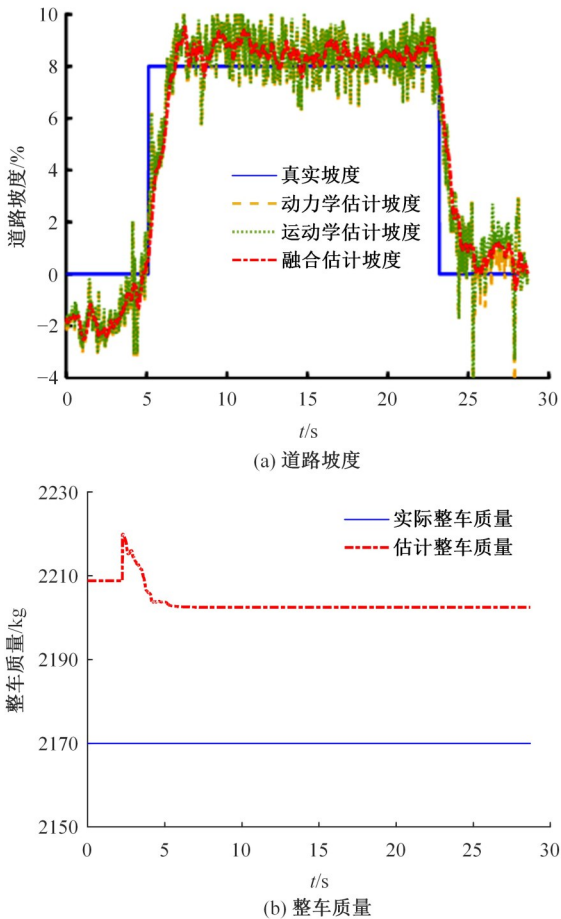


图 8 整车质量与道路坡度估计结果 3

Fig. 8 Estimation results of vehicle mass and road slope 3

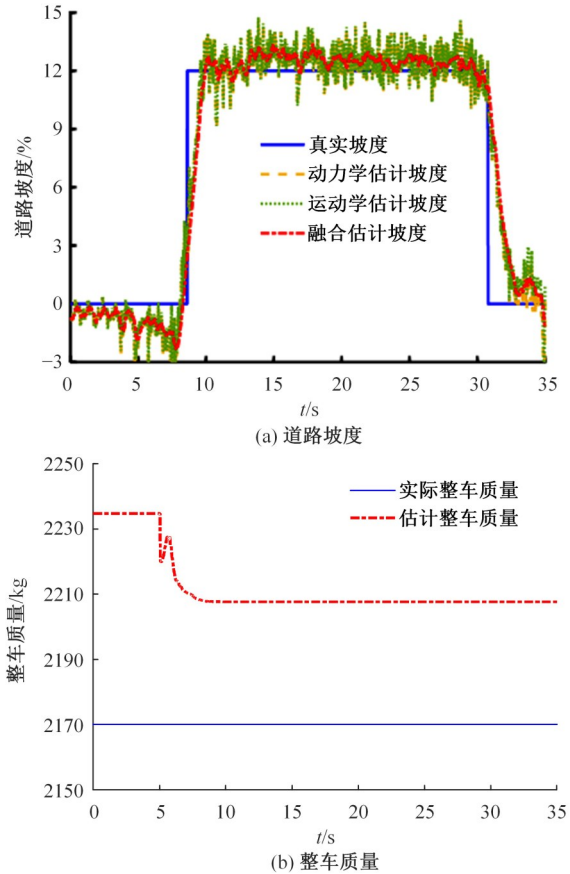


图 9 整车质量与道路坡度估计结果 4

Fig. 9 Estimation results of vehicle mass and road slope 4

且估计曲线未随着坡度增大发生大幅度的抖动;质量估计算法由给定的初始质量快速收敛到真实值附近,图 11(b)的整车质量估计结果表明在 29% 的大坡度试验工况下,所提出的整车质量与道路坡度联合估计算法在极限工况下的准确性与鲁棒性。

### 3.2.5 平面转向试验

选取平面转向试验,假设道路坡度真实值为 0%,方向盘转角如图 12 所示,平路转向估计结果如图 13 所示,可见,与不带侧向的道路坡度融合估计值相比,带侧向的道路坡度融合估计值更加接近真实值,且整体的震荡幅度较小,本文通过在两个估计器的状态方程中加入修正项,实现对坡度估计的实时修正,使估计结果能更接近真实值,提升估计精度,带侧向的道路坡度融合估计结果与基于 GPS 获取的道路坡度变化趋势保持一致,基本保持在真实坡度附近,整车质量在上坡行驶可以快速收敛到真实值附近且估计结果稳定,收敛后最大误差为 1.28%。

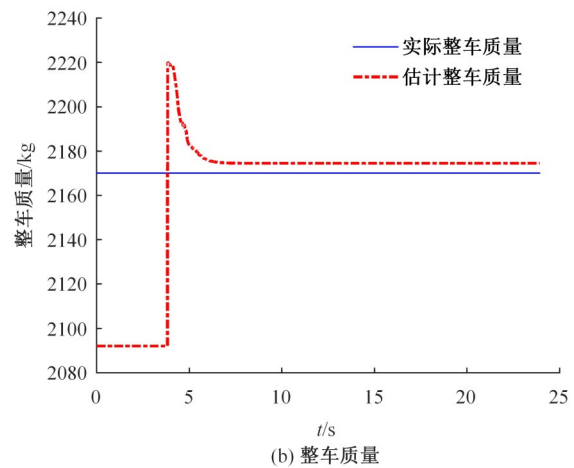
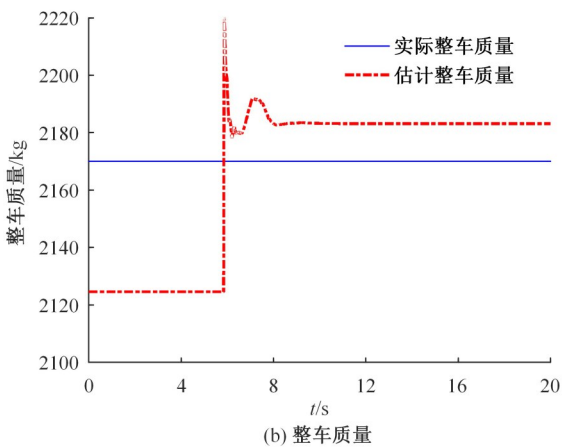
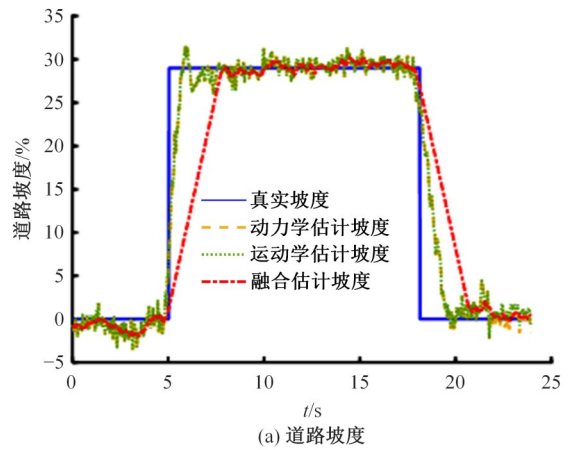
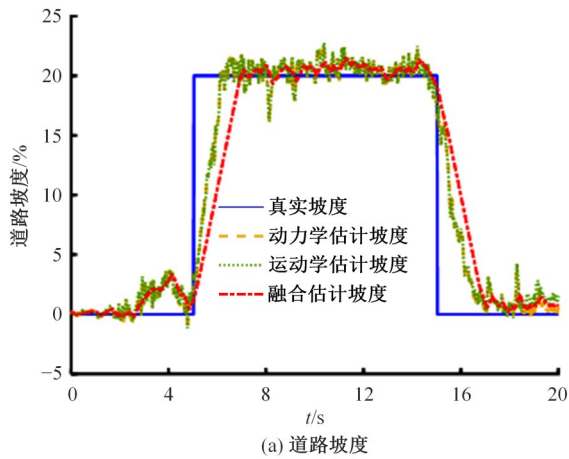


图10 整车质量与道路坡度联合估计结果5

Fig. 10 Estimation results of vehicle mass and road slope 5

使用均方根误差(RMSE)与最大绝对误差对坡度进行量化表征,均方根误差为估计值与真实值偏差的平方与估计次数之比的平方根,均方根误差越接近0,表明估计值精度越高,与真实值之间偏差越小。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\hat{x} - x)^2}{N}} \quad (39)$$

式中: $N$ 为估计次数; $\hat{x}$ 为估计值; $x$ 为真实值。

考虑到整车质量估计最终收敛于真实值,因此,使用最大绝对误差与相对误差量化收敛后的整车质量估计值与真实值的接近程度,整车质量与道路坡度联合估计误差如表2所示。表2针对上述驾驶工况对整车质量与道路坡度联合估计算法中坡度估计的均方根误差、最大绝对误差与整车质量估计的最大绝对误差、相对误差进行了统

图11 整车质量与道路坡度估计结果6

Fig. 11 Estimation results of vehicle mass and road slope 6

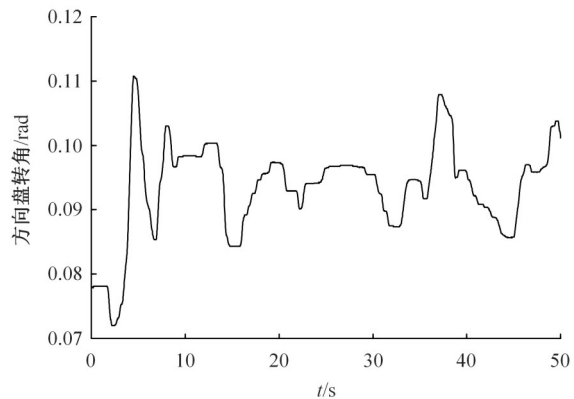


图12 方向盘转角

Fig. 12 Steering wheel angle

计,从表中可以看出,本文提出的联合估计算法估计精度较高,误差较小,其中坡度估计的均方根误差最大不超过0.74%,最大绝对误差保持在1.95%以内,质量估计的最大绝对误差最大不超过37.65 kg,相对误差保持在1.74%以内,因此,

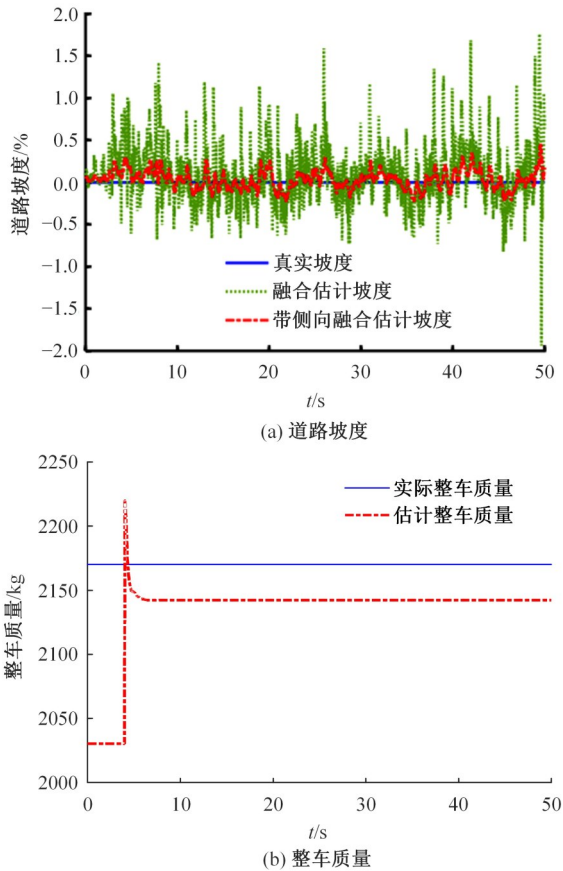


图 13 整车质量与道路坡度估计结果 7

Fig. 13 Estimation results of vehicle mass and road slope 7

表 2 整车质量与道路坡度估计误差

Table 2 Estimation error of vehicle mass and road slope

工况	坡度估计		质量估计	
	均方根 误差/%	最大绝对 误差/%	最大绝对 误差/kg	相对 误差/%
坡上转向	0.2461	0.7570	8.3922	0.3867
20%上坡 8%下坡	0.7366	1.5814	6.1832	0.2849
29%上坡 12%下坡	0.6397	1.8163	17.7684	0.8188
8%定坡度	0.6514	1.5346	32.5488	1.4999
12%定坡度	0.6027	1.3709	37.6500	1.7350
20%定坡度	0.6418	1.4255	3.9938	0.1840
29%定坡度	0.5097	1.2054	4.7581	0.2192
平面转向	0.4918	1.9463	27.8690	1.2842

仿真结果与实车试验结果充分证明了联合估计算法可以有效、准确地估计整车质量与道路坡度。

## 4 结束语

针对整车质量与道路坡度耦合问题,本文提出带遗忘因子的递推最小二乘算法与时变交互多模型-强跟踪滤波结合的联合估计算法;针对坡上

转向问题,选取侧向加速度表征转向产生的侧向动力,融合动力学方法与运动学方法的道路坡度估计结果并根据估计结果时刻更新模型间转移概率。实车试验与仿真试验结果保证估计误差收敛,能够准确跟随整车质量与道路坡度的变化,在定坡度、连续坡度以及坡上转向工况中坡度估计最大绝对误差不超过 1.95%,质量估计相对误差不超过 1.74%。但是本文仍存在一些不足,对坡上转向工况停留在仿真阶段,下一步研究将进行该工况的实车试验。

## 参考文献:

[ 1 ] 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.

[ 2 ] 胡满江, 罗禹贡, 陈龙, 等. 基于纵向频响特性的整车质量估计[J]. 吉林大学学报:工学版, 2018, 48(4): 977-983.  
Hu Man-jing, Luo Yu-gong, Chen Long, et al. Vehicle mass estimation based on longitudinal frequency response characteristics[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2018, 48(4): 977-983.

[ 3 ] 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.  
Sun En-xin, Yin Yu-ming, Xin Zhe, et al. Adaptive joint estimates of vehicle mass and road grades for small acceleration driving scenarios[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2022, 62(1): 125-132.

[ 4 ] 臧政, 霍炜, 王玉海, 等. 重型商用整车质量估计算法研究[J]. 中国机械工程, 2020, 31(11): 1360-1367.  
Zang Zheng, Huo Wei, Wang Yu-hai, et al. Research on mass estimation algorithm for heavy commercial trucks[J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(11): 1360-1367.

[ 5 ] 黄昆. 基于卡尔曼滤波的 CPCC 整车质量估计研究[J]. 汽车文摘, 2021(8): 52-57.  
Huang Kun. Research on CPCC mass estimation based on kalman filter[J]. Automotive Digest, 2021 (8):52-57.

- [6] 雷雨龙, 付尧, 刘科, 等. 基于扩展卡尔曼滤波的整车质量与道路坡度估计[J]. 农业机械学报, 2014, 45(11): 9-13.  
Lei Yu-long, Fu Yao, Liu Ke, et al. Vehicle mass and road grade estimation based on extended kalman filter[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(11): 9-13.
- [7] 刘柏楠. 道路坡度及整车质量自适应的自动驾驶车辆纵向速度控制研究[D]. 长春: 吉林大学通信工程学院, 2015.  
Liu Bai-nan. Research on longitudinal speed control for autonomous vehicles adaptive with road grade and vehicle mass[D]. Changchun: College of Communication Engineering, Jilin University, 2015.
- [8] Gupta A, Khare A, Jin H, et al. Estimation of road transverse slope using crowd-sourced data from smartphones[C]//Proceedings of the 28th International Conference on Advances in Geographic Information Systems, Seattle, USA, 2020: 48-57.
- [9] Jauch J, Masino J, Staiger T, et al. Road grade estimation with vehicle-based inertial measurement unit and orientation filter[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 18(2): 781-789.
- [10] Li E, He W, Yu H, et al. Model-based embedded road grade estimation using quaternion unscented kalman filter[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(4): 3704-3714.
- [11] 王成, 张财志. 基于智能算法的燃料电池汽车道路坡度估计[J]. 重庆大学学报, 2021, 44(4): 10-18.  
Wang Cheng, Zhang Cai-zhi. Road grade estimation using intelligent algorithms for fuel cell vehicles[J]. Journal of Chongqing University, 2021, 44(4): 10-18.
- [12] Bae H S, Ryu J, Gerdes J C. Road grade and vehicle parameter estimation for longitudinal control using GPS[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, Oakland, USA, 2001: 25-29.
- [13] Hu M, Gao W, Zeng Y, et al. Vehicle mass and road grade estimation based on adaptive forgetting factor RLS and EKF algorithm[C]//5th International Conference on Power and Renewable Energy, Shanghai, China, 2020: 342-346.
- [14] Jo K, Kim J, Sunwoo M. Real-time road-slope estimation based on integration of onboard sensors with GPS using an IMM-PDA filter[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(4): 1718-1732.
- [15] 王虎, 余强, 李学博, 等. 整车质量与道路坡度同步估计算法对比[J]. 合肥工业大学学报: 自然科学版, 2022, 45(4): 445-450.  
Wang Hu, Yu Qiang, Li Xue-bo, et al. Comparison of synchronous estimation algorithms for vehicle mass and road slope[J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science), 2022, 45(4): 445-450.
- [16] Feng J, Qin D, Liu Y, et al. Real-time estimation of road slope based on multiple models and multiple data fusion[J]. Measurement, 2021, 181: 109609.
- [17] Karoshi P, Ager M, Schabauer M, et al. Robust and numerically efficient estimation of vehicle mass and road grade[J]. Advanced Microsystems for Automotive Applications, 2017, 8: 87-100.
- [18] 赵健, 李至轩, 朱冰, 等. 基于交互多模型的整车质量与道路坡度估计[J]. 中国公路学报, 2019, 32(12): 58-65.  
Zhao Jian, Li Zhi-xuan, Zhu Bing, et al. Vehicle mass and road slope estimation based on interactive Multi-model[J]. China Journal of Highway and Transport, 2019, 32(12): 58-65.
- [19] 付翔, 何宗权, 黄斌, 等. 基于多信息数据融合滤波的坡度识别算法[J]. 江苏大学学报: 自然科学版, 2021, 42(2): 173-179.  
Fu Xiang, He Zong-quan, Huang Bin, et al. Slope identification algorithm based on multi-information data fusion filtering[J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2021, 42(2): 173-179.
- [20] 任志英, 沈亮量, 黄伟, 等. 基于AEKF的整车质量与道路坡度实时估计[J]. 振动、测试与诊断, 2020, 40(4): 758-764.  
Ren Zhi-ying, Shen Liang-liang, Huang Wei, et al. Real time estimation of vehicle quality and road slope based on adaptive extended kalman filter[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(4): 758-764.
- [21] Wang W, Zhang Y, Chen K, et al. A mass and road slope integrated estimation strategy based on the joint iteration of least square method and sage-husa adaptive filter for autonomous logistics vehicle[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering, 2022, 236(7): 1414-1428.

- [22] 余志生. 汽车理论[M]. 北京:机械工业出版社, 2009.
- [23] 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.  
Chu Wen-bo, Luo Yu-gong, Luo Jian, et al. Vehicle mass and road slope estimates for electric vehicles [J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2014, 54(6): 724-728.
- [24] 林楠, 施树明, 马力, 等. 含坡度变化率信息的道路坡度估计[J]. 吉林大学学报:工学版, 2016, 46(6): 1845-1850.  
Lin Nan, Shi Shu-ming, Ma Li, et al. Road grade estimation with grade change rate information[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2016, 46(6):1845-1850.
- [25] 刘斌. RT3000 惯性 GPS 组合导航系统实现车辆运动高精度测量[J]. 中国新技术新产品, 2014(1): 1-3.  
Liu Bin. RT3000 inertial GPS integrated navigation system realizes high-precision measurement of vehicle motion[J]. New Technology & New Products of China, 2014(1):1-3.