

基于CAN总线参数的双工况载重车质量估计*

李勇滔^{1,2}, 田云立², 宁奕胜^{1,2}, 郑伟光^{1,2}, 尹辉俊², 许恩永³

(1. 广西科技大学机械与汽车工程学院, 柳州 545616; 2. 广西汽车零部件与整车技术重点实验室, 柳州 545616;
3. 东风柳州汽车有限公司, 柳州 545616)

[摘要] 整车质量对车辆动力控制系统和安全控制系统而言是一个重要参数, 尤其是对于重型货车。在车辆纵向动力学模型的基础上, 本文提出一种依据车辆运行工况对整车质量进行估计的方法。首先, 在加速工况下, 通过CAN总线获取发动机转矩和纵向加速度, 利用卡尔曼滤波算法(KF)对整车质量进行估计。然后, 再利用所估计的质量识别未知参数。在匀速工况下, 基于所识别的未知参数和车辆动力学模型进行整车质量估计。通过TruckSim/Simulink构建估计器开展联合仿真, 验证了该方法的有效性。经实车测试, 结果表明在不同工况下, 该方法能够较为准确地估计整车质量。

关键词: 整车质量; 参数辨识; TruckSim/Simulink; CAN总线

Mass Estimation of Load Trucks Based on CAN Bus Parameters with Dual Working Conditions

Li Yongtao^{1,2}, Tian Yunli², Ning Yisheng^{1,2}, Zheng Weiguang^{1,2}, Yin Huijun² & Xu Enyong³

1. School of Mechanical and Automotive Engineering, Guangxi University of Science and Technology, Liuzhou 545616;
2. Guangxi Key Laboratory of Automobile Components and Vehicle Technology, Liuzhou 545616;
3. Dongfeng Liuzhou Motor Company, Liuzhou 545616

[Abstract] The total vehicle mass is an important parameter for both power and safety control of the vehicle, especially for heavy-duty trucks. Based on the theory of vehicle longitudinal dynamics, a method for estimating the total vehicle mass according to the vehicle operating conditions is proposed in this paper. Firstly, under acceleration conditions, engine torque and longitudinal acceleration are obtained through CAN bus, using the Kalman filter algorithm (KF) to estimate the total vehicle mass. Then the estimated mass is used to identify the unknown parameters. At constant speed, the mass is estimated based on the identified unknown parameters and a simplified vehicle longitudinal dynamics model. The effectiveness of the method is verified through joint simulation using the estimator constructed by TruckSim/Simulink. By the vehicle road test, the results show that the method is able to estimate the total vehicle mass more accurately under different operating conditions.

Keywords: total vehicle mass; parameter identification; TruckSim/Simulink; CAN bus

前言

随着汽车产业进一步发展, 追求车辆的智能化和安全性已成为汽车产业发展的趋势^[1]。目前, 乘用车与商用车, 都在提升车辆的智能化进而实现自

动驾驶功能。车辆的智能驾驶需要依靠各种控制系统, 而实时获取准确的车辆参数是控制系统对车辆进行控制的前提。运输车辆的整车质量会根据其上的载荷变化而发生变化, 在驾驶时整车质量对车辆的纵向、横向、和垂向运动都有着重要的影响。为了保证车辆的稳定性, 一些车辆安全系统会自动进行

* 国家自然科学基金(52065013)和广西重点研发计划项目(桂科AB21220052)资助。

原稿收到日期为2024年06月02日, 修改稿收到日期为2024年11月14日。

通信作者: 宁奕胜, 硕士, E-mail: 179454499@qq.com。

干预,比如纠正车辆的偏航率、估计车辆的侧滑角等,车辆质量对安全系统影响较大,因此迫切需要准确的质量信息对其进行校准^[2-3]。此外,通过将整车质量估计结果与云端数据相结合,借助智能驾驶系统调节油门踏板和制动力矩,能够提高燃油经济性^[4]。随着混合动力和纯电动车辆数量增加,通过准确的整车质量估计,能够实现合理有效的能源管理,增加电池续航能力。车辆质量估计还有助于在坡道换挡时的车辆控制策略研究^[5]。因此,准确的整车质量估计是很必要的。

目前,整车质量的估计主要基于安装传感器和车辆纵向动力学两类方法。在车辆的钢板弹簧或悬架处安装传感器,利用载荷与钢板弹簧间的关系,通过测量车架和车轴间相对位移,间接获得载荷质量^[6-8]。或者在轮胎内部嵌入MEMS传感器,通过提取轮胎的运动特征信息,进而实现对整车质量的估计^[9-11]。安装传感器的同时,必然会增加硬件设施和线束装置,从而导致费用增加,对于汽车制造商而言并不是很好的选择^[12]。因此,利用车辆的CAN总线获取数据,基于纵向动力学模型估计质量的方法被广泛关注。文献[13]中以动力学模型为基础建立状态空间模型,使用前向欧拉法对状态方程进行离散化处理,然后获得Jacobian矩阵,使用扩展卡尔曼滤波算法进行计算,该方法需要对质量和坡度同时解耦,导致运算较为复杂。文献[14]中通过获取发动机转矩并利用卡尔曼滤波观测器对车辆质量进行估计,但提出坡度是已知的假设,当坡度发生显著变化时该方法将会导致较大的误差。文献[15]中提出将纵向动力学和递推最小二乘法(RLS)相结合,然后对整车质量和道路坡度进行估计,但是并未给出估计结果。文献[16]中则以电驱车辆为研究对象,电驱车辆的特点是驱动力信息准确。文中通过提取驱动力信号和纵向加速度信号的高频部分,采用递归最小二乘法建立质量估计算法进行质量估计,并基于动力学和运动学对坡度进行估计,但是未对车辆处于匀速工况下的质量估计方法进行讨论。为解决整车质量和道路坡度估计问题,文献[17]中运用扩展卡尔曼滤波算法(EKF)和无迹卡尔曼滤波算法(UKF)分别设计了整车质量和道路坡度估计器,然后基于Simulink/CarSim进行联合仿真,经过对结果对比分析发现无迹卡尔曼滤波波动更小、收敛速度更快,但并未采用实车数据对其进行验证。文献[18]中以混合动力车辆为研究对象,提出一种将

EKF和RLS相结合的道路坡度和车辆质量估计方法,文中利用EKF和RLS对车辆质量进行了两次估计,通过权衡二者之间结果可得到更加准确的估计结果,该方法在一定程度上提高了估计精度,但同时提高了计算量,使得基准算法更加复杂,导致估计效率低下。为了提高估计效率,有学者提出了分步估计的方法,首先采用递推最小二乘法对质量进行估计,然后在第2步对道路坡度进行估计,但在对坡度进行估计时,并未考虑风阻系数和滚动阻力系数等因素,只是选取参考值进行直接计算^[19-21],可能存在较大的估计误差。现有的车辆质量估计有很大进展,但大多以附加传感器获取额外参数进而得到精确估算结果。而只利用CAN总线参数实现车辆质量准确估算须进一步研究。

针对上述问题,本文基于车辆CAN总线参数与纵向动力学模型提出一种依据车辆的不同运行工况进行整车质量估计的方法。其中根据车辆运动状态,分别建立加速和匀速工况下的估计模型,在加速工况下,利用微分动力学模型下的卡尔曼滤波算法(KF)对整车质量进行估计,并基于已得到的质量估计值来辨识其它未知参数;在匀速工况下,基于所辨识的未知参数和车辆纵向动力学方程式进行整车质量估计。通过仿真与实车道路试验验证了该方法能够准确地估计不同工况下的整车质量,并具有较好的稳定性和可靠性。

1 车辆纵向动力学模型

1.1 车辆纵向运动分析

车辆在行驶过程中以纵向运动为主,沿该方向可获得连续的行驶数据用于质量估计。图1表示了影响车辆纵向运动的作用力。驱动力为地面对驱动轮的反作用力,可用 F_e 表示,阻碍车辆运动的力包括空气阻力 F_w 、滚动阻力 F_r 和坡度阻力 F_i 。

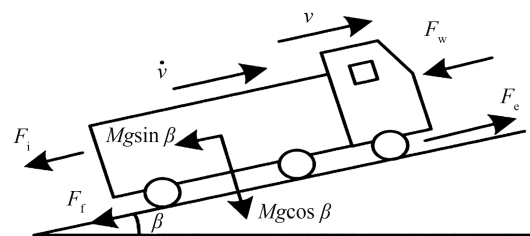


图1 影响车辆纵向运动的力

当车辆加速行驶时,车辆纵向动力学通过牛顿第二运动定律可表示为

$$M\dot{v} = F_e - F_w - F_f - F_i \quad (1)$$

式中: M 为整车质量; \dot{v} 为车辆纵向加速度。

车辆驱动力的变化取决于发动机转矩,驱动力可表示为

$$F_e = \frac{T_e i_g i_0 \eta_T}{r} \quad (2)$$

式中: T_e 为发动机的输出转矩; i_g 为变速器的传动比, i_0 为主减变速器传动比; η_T 为机械效率; r 为轮胎的有效半径。

作用在车辆上的空气阻力 F_w 与车辆纵向速度 v 、空气密度 ρ 、车辆的迎风面积 A 和空气阻力系数 C_d 有关,表示如下:

$$F_w = \frac{1}{2} \rho A C_d v^2 \quad (3)$$

滚动阻力 F_f 则是车辆沿路面的法向载荷与滚动阻力系数的积, g 为重力加速度, μ 为滚动阻力系数, β 为道路的坡度,滚动阻力可写为如下形式:

$$F_f = Mg \mu \cos \beta \quad (4)$$

坡度阻力 F_i 是车辆重力沿路面坡度的分力。可以表示为

$$F_i = Mg \sin \beta \quad (5)$$

将式(1)~式(5)联立,进一步整理得:

$$M\dot{v} = \frac{T_e i_g i_0 \eta_T}{r} - \frac{1}{2} \rho A C_d v^2 - Mg \mu \cos \beta - Mg \sin \beta \quad (6)$$

1.2 质量估计方案

车辆在行驶过程中,可以通过CAN总线获取发动机的转矩和车速等信息,但是实际过程中只依靠CAN数据很难准确估计,为降低滚动阻力、空气阻力和道路阻力影响,可以采用微分的方法对估计模型进行分析。

首先,将式(6)记为如下形式:

$$M\dot{v} = F_e - \frac{1}{2} \rho A C_d v^2 - Mg(\mu \cos \beta + \sin \beta) \quad (7)$$

然后,考虑相邻两时刻的模型,分别用下标 t 和 $t-1$ 表示:

$$M\dot{v}_t = (F_e)_t - \frac{1}{2} \rho A C_d v_t^2 - Mg(\mu \cos \beta_t + \sin \beta_t) \quad (8)$$

$$M\dot{v}_{t-1} = (F_e)_{t-1} - \frac{1}{2} \rho A C_d v_{t-1}^2 - Mg(\mu \cos \beta_{t-1} + \sin \beta_{t-1}) \quad (9)$$

在真实行车条件下,道路坡度较小,当时间间隔

较小时,可做出如下合理假设,坡度阻力和动阻力在前后两个时刻变化极小,可得如下等式:

$$\mu \cos \beta_t \approx \mu \cos \beta_{t-1} \quad (10)$$

$$\sin \beta_t \approx \sin \beta_{t-1} \quad (11)$$

根据以上假设,用式(8)减去式(9),得到如下结果:

$$M(\dot{v}_t - \dot{v}_{t-1}) = (F_e)_t - (F_e)_{t-1} + \frac{1}{2} \rho A C_d (v_{t-1}^2 - v_t^2) \quad (12)$$

记 $d\dot{v} = \dot{v}_t - \dot{v}_{t-1}$, $dF_e = (F_e)_t - (F_e)_{t-1}$,于是可得到下式:

$$M = \frac{dF_e}{d\dot{v}} + \frac{(v_{t-1} - v_t)(v_{t-1} + v_t)}{2d\dot{v}} \rho A C_d \quad (13)$$

进而得到

$$M = \frac{dF_e}{d\dot{v}} - \frac{(v_{t-1} + v_t) \rho A C_d}{2} \cdot \frac{dv}{d\dot{v}} \quad (14)$$

在实际行驶过程中,驱动力变化率较大,此时,速度的变化率远小于加速度变化率,于是有

$$\frac{dv}{d\dot{v}} \approx 0 \quad (15)$$

因此,驱动力变化率较大时式(7)可简化为

$$M = \frac{dF_e}{d\dot{v}} \quad (16)$$

式(16)表明,在驱动力变化率较大时,可以在不识别其他阻力的情况下实现质量估计。

2 质量拟合算法

2.1 卡尔曼滤波算法

卡尔曼滤波算法适合于线性系统的状态估计,该算法通过系统输入和输出观测数据,然后对系统状态进行最优估计,由于具有内存小、计算速度快的优点,因此本节将式(16)与卡尔曼滤波相结合实现对整车质量的估计。

卡尔曼滤波包括两个过程,分别为时间更新和状态更新。时间更新是将上一时刻状态空间和误差协方差估计值作为参考,对当前时刻的状态空间和误差协方差进行预测。状态更新方程则包括卡尔曼增益方程、状态变量方程和误差估计协方差方程,通过结合观测结果和预测值,实现卡尔曼增益和协方差矩阵更新,并输出最优估计值。将算法递归进行,如此反复,只需上一时刻状态变量的估计值和当前时刻的测量值即可获得当前状态变量的预测值。其流程图如图2所示。

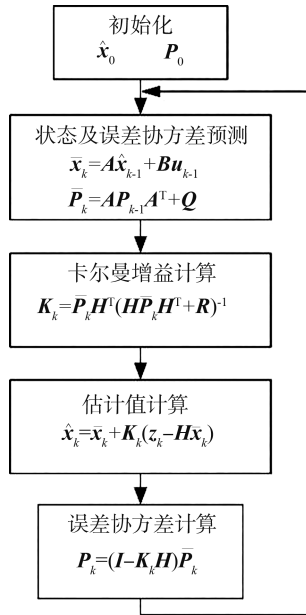


图2 卡尔曼滤波流程图

2.2 算法实现

由于整车质量估计方法以车辆的纵向动力学为基础,因此,为保证采集数据的有效性,应当限制车辆运动状态,并限制部分系统的使用,只有满足下列条件时才进行估计。

- (1) 制动系统和离合器均未使用;
- (2) 车辆的侧向加速度很小或者为0;
- (3) 保证车轮滑移率很小,避免纵向力在车轮加速旋转时被消耗;
- (4) 保证最低车速,应在20 km/h以上。

以上条件可根据ABS和ESP信号获得,将信号0或1作为系统的使能信号。1则表示满足测试需求;0表示某项条件未满足需求,当上述任一条件未被满足时,估计器则会停止计算。

2.2.1 时间更新

由几何定义知 $d\dot{v}$ 和 dF_e 为变化量,记 $d\dot{v} = \Delta\dot{v}dF_e = \Delta F$,将 ΔF_i 和整车质量 M 作为状态变量,系统的状态变量 $\mathbf{x}_k = [\Delta F_k \quad M_k]$,车辆质量 M 可认为是常量,于是,系统的状态方程如式(17)所示。

$$\begin{cases} \Delta F_k = M_{k-1} \Delta\dot{v}_k \\ M_k = M_{k-1} \end{cases} \quad (17)$$

式中下标 k 和 $k-1$ 分别代表当前时刻和上一时刻。

将卡尔曼滤波的被预测状态向量定义为 $\bar{\mathbf{x}}_k$,根据系统模型,基于上时刻的输出值 $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$ 对该时刻的状态 $\bar{\mathbf{x}}_k$ 进行预测,状态更新方程如下所示:

$$\bar{\mathbf{x}}_k = \mathbf{A}_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{W}_{k-1} \quad (18)$$

式中: $\bar{\mathbf{x}}_k$ 为当前状态; $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$ 为上一时刻状态; \mathbf{W}_{k-1} 为

过程噪声;矩阵 \mathbf{A}_k 如式(19)所示。

$$\mathbf{A}_k = \begin{bmatrix} 0 & \dot{v}_k \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (19)$$

误差协方差更新方程如式(20)所示。

$$\bar{\mathbf{P}}_k = \mathbf{A}_k \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{A}_k^T + \mathbf{Q} \quad (20)$$

式中: $\bar{\mathbf{P}}_k$ 为预测误差协方差矩阵; \mathbf{P}_{k-1} 为估计误差协方差矩阵; \mathbf{Q} 为过程噪声协方差矩阵。

系统的测量方程为

$$\mathbf{z}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta F_k \\ M_k \end{bmatrix} + \mathbf{V}_k \quad (21)$$

式(18)和式(21)组成系统状态空间表达式,形式如下:

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{x}}_k = \mathbf{A}_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{W}_{k-1} \\ \mathbf{z}_k = \mathbf{H} \bar{\mathbf{x}}_k + \mathbf{V}_k \end{cases} \quad (22)$$

式中: \mathbf{z}_k 为系统的观测矩阵; \mathbf{H} 为测量矩阵。

2.2.2 状态更新

卡尔曼增益的更新方程如式(23)所示。状态估计更新则是通过卡尔曼增益对预测值和观测结果进行权重分配,对估计值进行修正,其计算方法如式(24)所示。误差估计协方差则是基于当前时刻的卡尔曼增益和预测的估计协方差进行更新,如式(25)所示。

$$\mathbf{K}_k = \frac{\bar{\mathbf{P}}_k \mathbf{H}^T}{\mathbf{H} \bar{\mathbf{P}}_k \mathbf{H}^T + \mathbf{R}} \quad (23)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \bar{\mathbf{x}}_k + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H} \bar{\mathbf{x}}_k) \quad (24)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}) \bar{\mathbf{P}}_k \quad (25)$$

式中: \mathbf{K}_k 为卡尔曼增益; $\bar{\mathbf{P}}_k$ 为系统状态误差协方差矩阵预测值; \mathbf{R} 为观测噪声协方差矩阵; \mathbf{I} 为单位矩阵。

3 仿真数据验证

3.1 模型搭建

为了验证提出的质量估计算法的有效性,在本节中,主要借助车辆动力学软件TruckSim构建车辆模型,生成仿真数据。然后在Simulink中根据算法模型搭建估计器,为使采集的数据更加接近车辆的实际工况,在数据中加入了高斯噪声。货车模型选用的是东风柳州汽车有限公司(东风柳汽)生产的H5车型,车辆满载时总质量可达18 t。车辆各项参数如表1所示。

为了检验坡度对该方法的影响,在仿真软件中分别搭建了一条水平道路和一条坡道,使车辆沿直线行驶,并将节气门开度依据具体情况进行设置。在设置车辆的各项参数和道路坡度后,定义TruckSim的输出路径和输出接口,用于输出车辆的

表1 H5车型部分参数

参数	符号	单位	数值
外型尺寸	$L \times W \times H$	mm	10100×2550×4000
整车质量	M_1	kg	7 880
额定载质量	M_2	kg	9 990
发动机功率	P	kW	180
最大扭矩		N·m	950
主减速器传动比	i_0		4.364
迎风面积	A	m ²	9.875
车轮半径	r	m	0.505

行驶状态参数。然后,将整个仿真模块以S-函数的形式嵌入Simulink中。图3所示为构建的货车模型,图4则为TruckSim输出的部分物理变量。



图3 TruckSim 货车模型

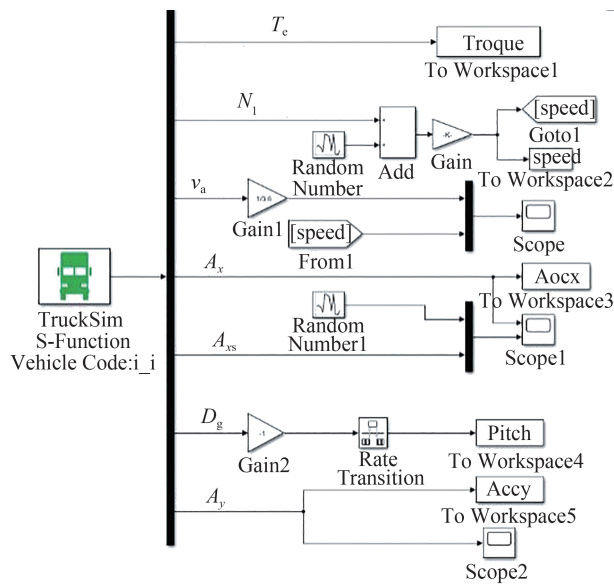


图4 TruckSim 输出物理变量

图4中为通过TruckSim输出的物理变量,其中 T_c 为发动机输出转矩; N_1 为变速器输出轴转速; v_a 为车辆瞬时速度; A_x 为车辆纵向加速度; A_{xs} 为模拟传感器测量的车辆纵向加速度; D_g 为车辆俯仰角; A_y 为车

辆侧向加速度。

3.2 联合仿真验证

在TruckSim内设置好车辆的各项参数后,将仿真模块发送至Simulink中运行并生成车辆运行的参数。

为了验证估计器的可靠性,首先进行水平道路仿真测试。驾驶员为控制车辆的速度,在行驶过程中会频繁调节节气门开度,为获得频繁变化的节气门开度数据,取正弦函数的绝对值控制节气门的开度。首先,模拟了车辆空载的运行工况,然后,增加5 t载荷,获取半载时的运行工况数据。图5表示使用TruckSim/Simulink联合模拟的两种给定车辆质量的估计值。从图中可以看出,两种工况(半载和空载)的估计值和实际值基本接近,由此可以看出,采用该方法对整车质量进行估计具有可行性。

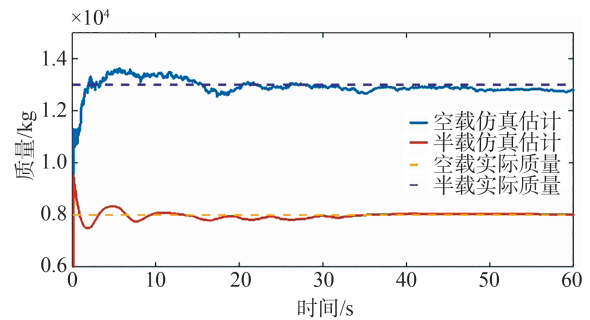


图5 TruckSim 仿真质量估计结果

在分析过程中,由于采用微分方式忽略道路阻力的影响,导致在估计整车质量时未考虑道路坡度。但是,坡度阻力是真实存在的,为了分析道路坡度对该方法的影响,设置3种不同的道路坡度,分别是: $i_1 = 0, i_2 = 0.02, i_3 = 0.04$ 。道路坡度 i 的计算方法如下:即坡面垂直高度与水平距离之比。为了保证车辆在上坡过程中保持相同的动力,因此,在道路坡度仿真中,将节气门开度设置为0.2的常量。图6为在不同坡度下的车速变化,而图7是车辆在空载时不同坡度下的整车质量估计结果。

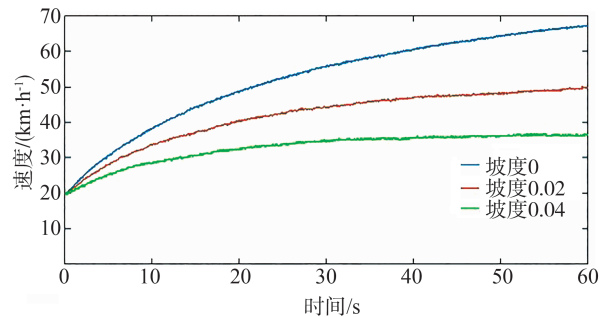


图6 仿真车速

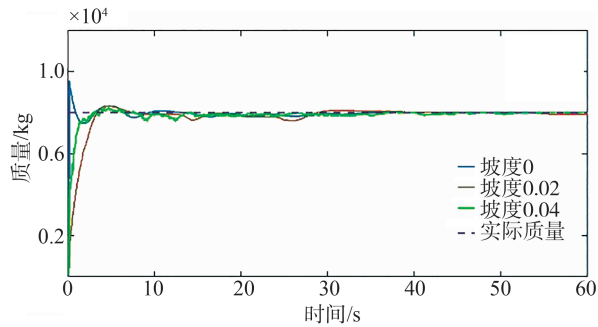


图7 不同坡度下质量估计结果

根据图7可以看出,水平道路、2%以及4%坡度道路下的车辆质量估计值在初始的3 s内都能有效趋近于真实值,这体现了所提算法具有快速收敛的性质。水平道路下的质量估计值由于没有受到坡度因素的影响,估计结果自第12 s起便趋于稳定,并收敛靠近于真实值,因此本文所提算法在水平道路下具备更快的收敛速度和更高的估计精度。2%与4%坡度道路下的车辆质量估计值受到了路坡度的一定干扰,导致在第3~30 s间,估计值在真实值附近微弱抖动,而在第30 s后稳定收敛于真实值,这表明在不同坡度道路中,本文所提算法依然可以快速且精准地估计出整车质量。因此,与其他估计方法相比,本方法可以在不获取道路坡度信息的情况下实现整车质量估计,展现出良好的一致性和适用性。

4 实车验证结果及分析

为了验证本文所提出的整车质量估计算法在车辆实际运行过程中的有效性和准确性,基于实车数据进行了离线仿真。实验车辆选用的是东风柳州汽车有限公司生产的H5货车,通过CAN通信采集所需的车速、发动机转矩、纵向加速度、发动机输出轴转速、变速器输出轴转速、制动系统和离合信号等信息,道路信息则通过高精度GPS设备采集。由于平原和丘陵地区道路坡度差异较大,因此分别采集了水平道路和上坡道路的行车数据。采样频率为0.05 s,实验车辆如图8所示。

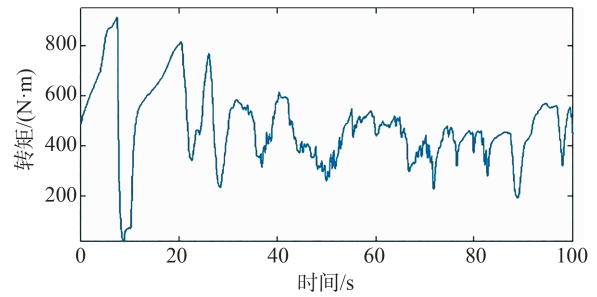
4.1 3/4载荷实验

本次实验为水平道路下的半载实验,车辆增加配重以后,使用称重设备测得车上人员和车辆总质量为15 070 kg。

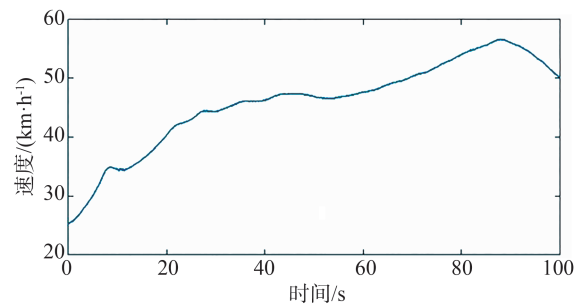
实验中采集到的车辆信息如图9所示,其中图9(a)为车辆的发动机输出转矩值,图9(b)为车辆速度,利用图9(b)中的车速进行微分,很容易得到车辆的



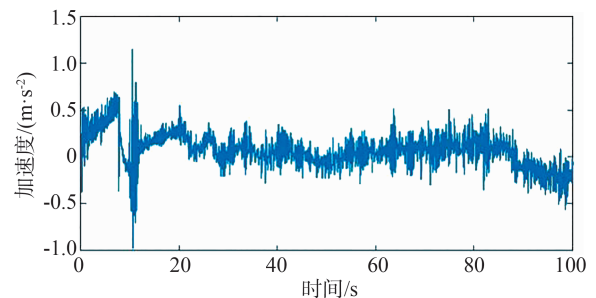
图8 测试车辆



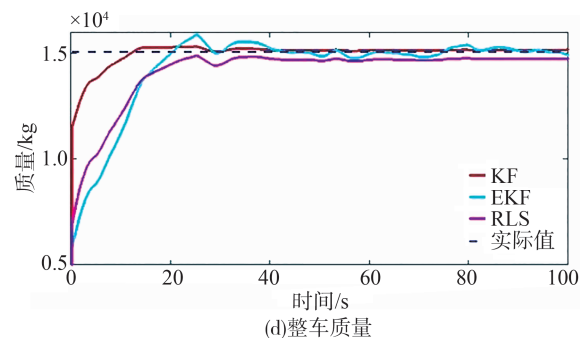
(a)发动机输出转矩



(b)车速



(c)纵向加速度



(d)整车质量

图9 半载工况数据及质量估计结果

加速度,车辆加速度如图9(c)所示。图9(d)为使用实车数据估计的整车质量,从图中可看出,在20 s以后整车质量估计结果逐渐趋于稳定并接近于实际值,为了将本文的估计方法与EKF和RLS进行比较,采用了均方根误差和平均值作为评价指标,本次试验结果如表2所示。

表2 3/4载荷质量估计结果(15 070 kg)

名称	KF	EKF	RLS
估计均值/kg	15 640	14 365	14 144
相对误差/%	3.78	-4.67	-6.14
均方根误差/kg	490.782	792.258	706.311

如表2的估计结果所示,对比于EKF和RLS,本文所提算法具备更高的估算精度。本文通过微分处理车辆纵向动力学方程简化得到了车辆质量线性计算公式,并与卡尔曼滤波算法建立车辆质量估算模型。最终的估算结果误差低于4%,这验证了KF适用于线性模型的特点。而扩展卡尔曼滤波算法在通过对非线性系统泰勒展开后,舍去了高阶项,因此估计精度有限。

4.2 满载实验

为了验证车辆满载时算法的可靠性,对车辆增加配重,最终通过称重设备测得人员与车辆的总质量为17 910 kg。本次实验的检测数据和估计结果如图10所示,满载条件下测得发动机输出转矩和车速如图10(a)和图10(b)所示,图10(c)中的纵向加速度依旧采用对车速微分的方式获得,其均方根误差和平均值如表3所示。

4.3 坡度实验

本次实验主要是为了验证在实际行驶过程中道路坡度对估计结果的影响。在采集的实车数据中,选取道路坡度变化较大的数据进行计算,本次测试的整车总质量为12 260 kg,图11(a)为发动机输出转矩,图11(b)为车辆行驶过程中速度变化曲线,图11(c)为该段时间测得道路坡段变化情况,图11(d)为估计的整车质量曲线,在本次测试中,虽然KF和EKF二者相对误差的绝对值相近,从图11(d)中可知本文估计器具有更好收敛性,本次结果如表4所示。

由图11(d)与表4可知,在坡度测试质量估计结果中,本文所提算法收敛靠近真实值后波动性更小,估计值相对误差小于3%,均方根误差小于EKF与RLS。

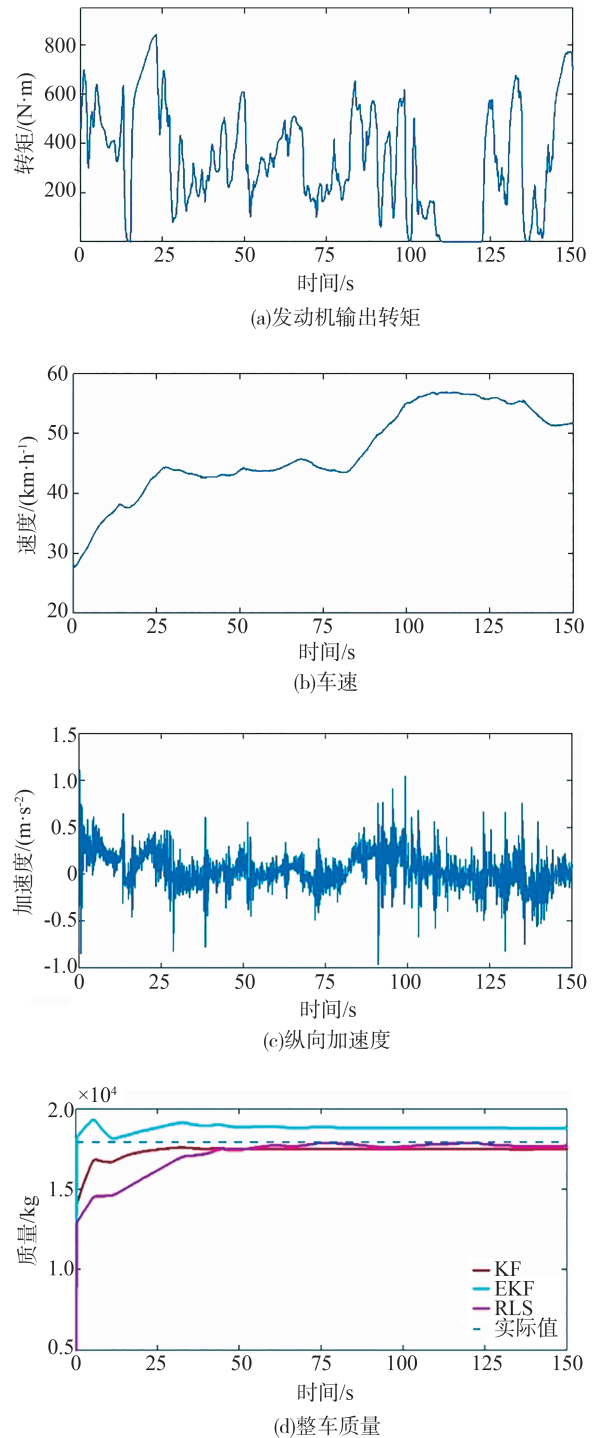


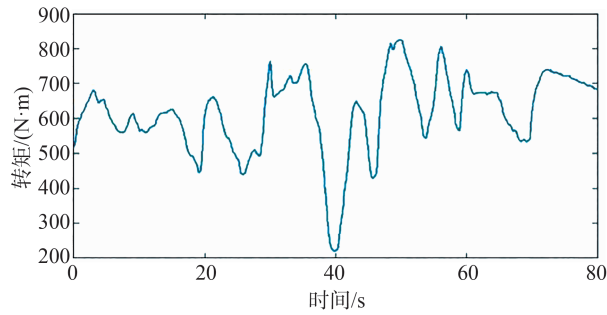
图10 满载工况数据及质量估计

表3 满载质量估计结果(17 910 kg)

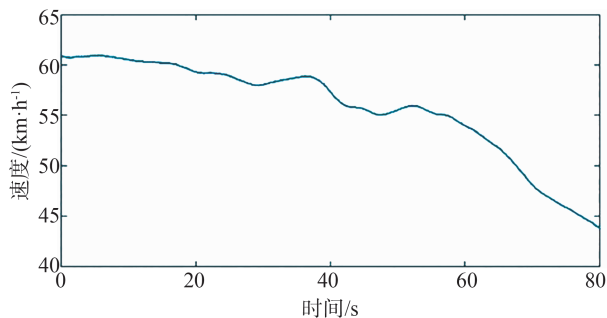
名称	KF	EKF	RLS
估计均值/kg	17 311	18 817	16 836
相对误差/%	-3.35	5.06	-6.03
均方根误差/kg	465.525	931.868	987.948

表4 坡度测试质量估计结果(12 260 kg)

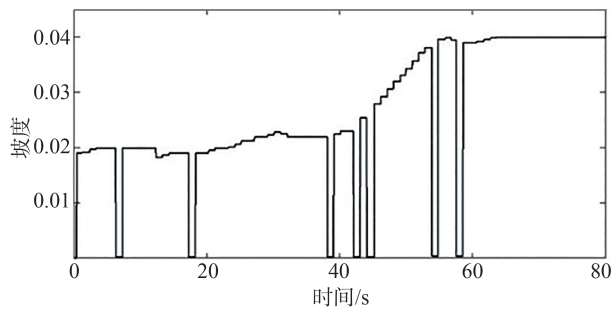
名称	KF	EKF	RLS
估计均值/kg	12 574	11 943	13 052
相对误差/%	2.56	-2.58	6.46
均方根误差/kg	517.648	677.911	673.080



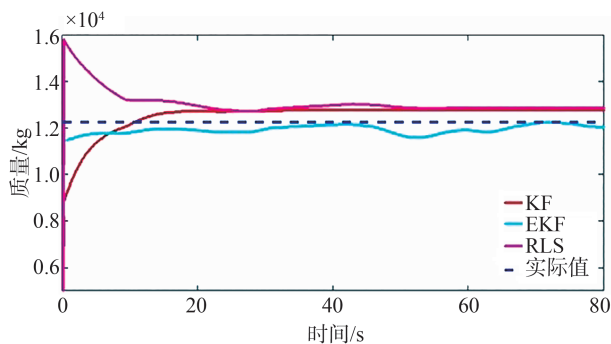
(a)发动机输出转矩



(b)车速



(c)道路坡度变化



(d)整车质量

图11 变化坡度道路工况数据及质量估计

5 未知参数辨识和质量估计

5.1 未知参数辨识

基于以上方法对整车质量进行估计时,若车辆开启定速巡航保持车速不变,会导致无法获取加速度信息用于质量估计。因此,为了完善提出的估计方法,采用如下方式进行估计。首先,当加速度不存在时,根据式(6)得到下式:

$$\frac{T_e i_g i_0 \eta_T}{r} - \frac{1}{2} \rho A C_d v^2 = Mg(\mu \cos \beta + \sin \beta) \quad (26)$$

在匀速工况下估计质量时,由式(26)可知,需要先对未知风阻系数 C_d 和滚动阻力系数 μ 进行识别。为了获得真实阻力系数值,可将加速工况下获得的行驶数据和整车质量,结合已知的车辆参数对阻力系数进行识别。由于RLS方法对车辆参数估计结果较为直观^[22],接下来使用RLS对未知参数进行识别。将式(6)写为如下形式:

$$\dot{v} = \frac{T_e i_g i_0 \eta_T}{Mr} - \frac{1}{2M} \rho A C_d v^2 - g \mu \cos \beta - g \sin \beta \quad (27)$$

为便于计算,将式(27)写成:

$$y = H\varphi + u \quad (28)$$

其中: $y = \dot{v}$; $u = (T_e i_0 \eta_T / M r) - g \sin \beta$; $H = [h_1 \quad h_2]$

而 H 具体值如下:

$$H = \left[-\frac{\rho A v^2}{2M} \quad -g \cos \beta \right] \quad (29)$$

其中,式(28)中 $\varphi = [\varphi_1 \quad \varphi_2]$,可写为如下形式:

$$\varphi = \begin{bmatrix} C_d \\ \mu \end{bmatrix} \quad (30)$$

为使残差函数最小化,于是,可得到如下方程:

$$J(\varphi, k) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k (y(i) - H(i)\varphi(i) - u(i))^2 \quad (31)$$

随着数据的更新,函数的递归解可写为如下形式:

$$\varphi_k = \varphi_{k-1} + K_k (y_k - H_k \varphi_{k-1}) \quad (32)$$

其中:

$$K_k = P_{k-1} H_k / (H_k P_{k-1} H_k^T + 1) \quad (33)$$

且

$$P_k = (I - K_{k-1} H_k) P_{k-1} \quad (34)$$

为了获得真实的风阻系数 C_d 和滚动阻力系数 μ ,选取一段水平道路的实际数据进行参数辨识。风阻系数 C_d 和滚动阻力系数 μ 估计结果如图12所示,从图中可以看出,估计的参数具有快速和稳定的收敛性。在局部放大图中曲线存在波动,但是变化非

常小,为使参数取值结果更加合理,因此,取其平均值 $C_d = 0.6$ 和 $\mu = 0.015$ 作为估计结果。车辆在行驶过程中,不同车型和路面会导致风阻系数 C_d 和滚动阻力系数 μ 不同。因此,应当使用采集的数据对以上两个参数进行及时的更新,从而满足匀速工况时对整车质量进行估计。

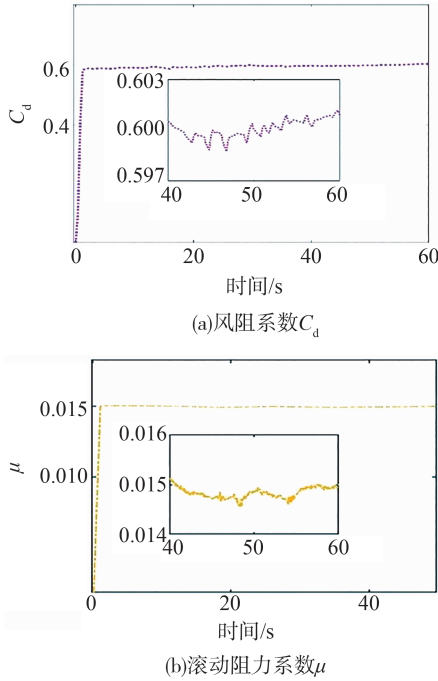


图12 未知参数识别

5.2 匀速工况质量估计

鉴于在车辆行驶过程中,匀加速工况数据量较少,为降低运算量,因此,选用收敛速度快、计算量小的RLS方法,同时引入遗忘因子 λ 。

记式(26)中的 $\frac{T_e i_g i_0 \eta_T}{r} - \frac{1}{2} \rho A C_d v^2$ 为 F_q , 于是,有如下线性方程:

$$F_q = \Psi \theta \tag{35}$$

式中: $\Psi = g(\mu \cos \beta + \sin \beta)$, 而 $\theta = M$ 。估计值按照如下方程进行更新:

$$\theta_k = \theta_{k-1} + l(F_q - \Psi_k \theta_{k-1}) \tag{36}$$

$$l = \frac{p_{k-1} \Psi_k}{\lambda + p_{k-1} \Psi_k^2} \tag{37}$$

$$p_k = (1 - l \Psi_k) \frac{p_{k-1}}{\lambda} \tag{38}$$

遗忘因子 λ 范围为0~1,遗忘因子增大,可以提升辨识精度,但会导致收敛速度变慢,遗忘因子降低时,会降低精度,提升收敛速度。因此,须根据需求对 λ 进行取值。

图13为选取的匀速行驶数据的加速度分布图,从图中可以看出,选取的该段数据中车辆加速度值基本分布在0附近。

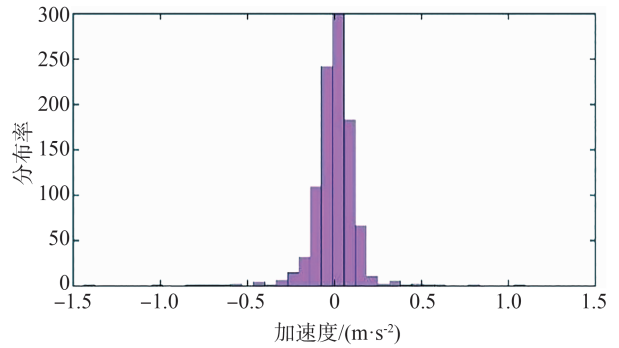


图13 加速度分布范围

图14为匀速工况下车辆的行驶数据,从图14(a)可知,车辆基本保持匀速。图14(b)中,在13和33 s

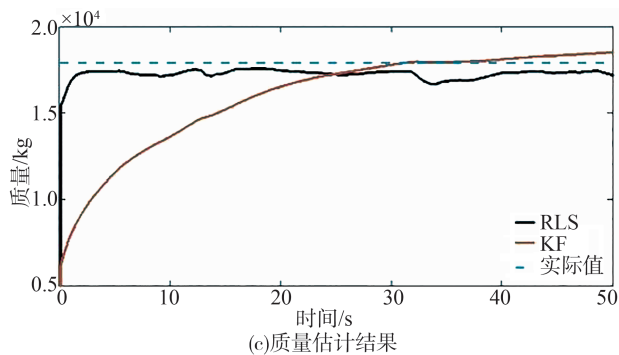
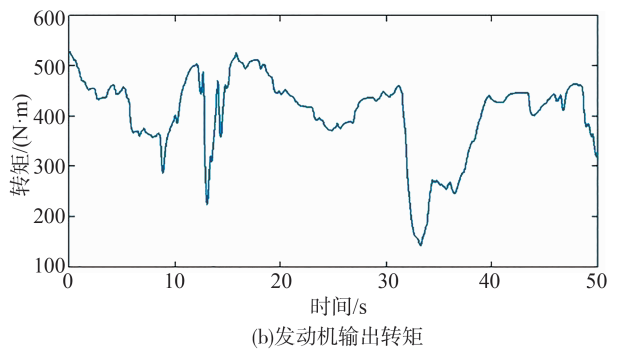
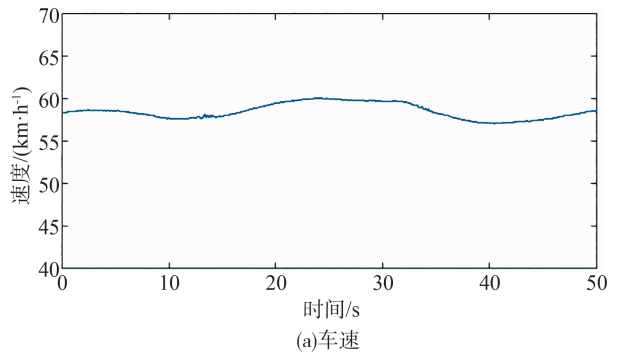


图14 匀速时实车数据和质量估计

附近节气门开度降低,导致发动机转矩输出值发生突变,由于未受到制动力,车速变化较小。从图14(c)可知,匀速时RLS的估计方案相比于KF收敛性更好,虽然存在转矩突变导致质量曲线发生波动,但随着转矩的增加,质量曲线又很快接近实际值。因此,在匀速工况下采用RLS估计方法会获得更好的估计精度和收敛性。表5为本次实验的均方根误差和相对误差。

表5 匀速工况下质量估计结果(17 910 kg)

名称	KF	RLS
估计均值/kg	16 026	17 275
相对误差/%	-10.52	-3.54
均方根误差/kg	1 159.886	660.684

6 结论

(1)本文以载重车辆为研究对象,在车辆动力学模型基础上提出一种根据车辆运行工况进行质量估计的方法。通过微分的方法降低行驶阻力的影响,然后将该方法与卡尔曼滤波相结合对车辆质量进行估计,并通过仿真对整车质量估计器进行了验证。

(2)在验证整车质量估计器可行的基础上,将东风柳州汽车有限公司生产的H5车型作为测试车辆进行实车实验,不同工况下估计值相对误差均保持在4%以内,可以看出该方法具有较高的估计精度。

(3)对提出的质量估计方案进行了完善,当车辆开启定速巡航时仍然能够进行质量估计,并且匀速工况下的估计方案也具有较好的估计精度和收敛性。

参考文献

- [1] RITTER A, WIDMER F, VETTERLI B, et al. Optimization-based online estimation of vehicle mass and road grade: theoretical analysis and experimental validation [J]. *Mechatronics*, 2021, 80: 102663.
- [2] ZHAO X, ZHAO X, YU Q, et al. Development of a representative urban driving cycle construction methodology for electric vehicles: a case study in Xi'an [J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2020, 81: 102279.
- [3] 张志勇,张淑芝,黄彩霞,等.基于自适应扩展卡尔曼滤波的分布式驱动电动汽车状态估计[J].*机械工程学报*,2019,55(6):156-165.
ZHANG Z Y, ZHANG S Z, HUANG C X, et al. State estimation of distributed drive electric vehicle based on adaptive extended kalman filter [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(6): 156-165.
- [4] 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 K. Study on the whole vehicle mass estimation of CPCC based on Kalman filter [J]. *Automotive Digest*, 2021(8): 52-57.
- [5] 夏光,涂波涛,唐希雯,等.基于质量与坡度辨识的汽车自动变速器换挡控制研究[J].*汽车工程*,2018,40(3):305-312,341.
XIA G, TU B T, TANG X W, et al. Study on automatic transmission shift control of automobile based on mass and slope recognition [J]. *Automotive Engineering*, 2018, 40(3): 305-312, 341.
- [6] 邓露,罗鑫,凌天洋,等.基于卷积神经网络的多车桥梁动态称重算法[J].*湖南大学学报(自然科学版)*,2022,49(1):33-41.
DENG L, LUO X, LING T Y, et al. Multi vehicle bridge dynamic weighing algorithm based on convolutional neural network [J]. *Journal of Hunan University (Natural Science Edition)*, 2022, 49(1): 33-41.
- [7] 李雪峰,孟玉喜.基于动态称重技术和无线网络的载重测量系统[J].*物联网技术*,2022,12(12):52-56.
LI X F, MENG Y X, et al. Load measurement system based on dynamic weighing technology and wireless network [J]. *Internet of Things Technology*, 2022, 12(12): 52-56.
- [8] 何磊,王志刚,郭宇飞,等.车辆自载重测量系统的研究[J].*机械设计与制造*,2020(12):60-63.
HE L, WANG Z G, GUO Y F, et al. Research on vehicle load measurement system [J]. *Mechanical Design and Manufacturing*, 2020(12): 60-63.
- [9] 黄小婧,张峰,张士文,等.智能轮胎的垂向载荷测量[J].*汽车工程*,2020,42(9):1270-1276,1283.
HUANG X J, ZHANG F, ZHANG S W, et al. Vertical load measurement of automotive intelligent tire [J]. *Automotive Engineering*, 2020, 42(9): 1270-1276, 1283.
- [10] 赵健,路妍晖,朱冰,等.内嵌加速度计的智能轮胎纵/垂向力估计算法[J].*汽车工程*,2018,40(2):137-142,183.
ZHAO J, LU Y H, ZHU B, et al. Estimation algorithm for longitudinal and vertical forces of smart tire with accelerometer embedded [J]. *Automotive Engineering*, 2018, 40(2): 137-142, 183.
- [11] JEONG D, KIM S, LEE J, et al. Estimation of tire load and vehicle parameters using intelligent tires combined with vehicle dynamics [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 1-12.
- [12] 王国林,韩桐,周海超,等.应用模型的智能轮胎垂向力估计算法[J].*汽车工程*,2021,43(12):1865-1870,1879.
WANG G L, HAN T, ZHOU H C, et al. Intelligent tire vertical force estimation algorithm using models [J]. *Automotive Engineering*, 2021, 43(12): 1865-1870, 1879.
- [13] 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.
LEI Y L, FU Y, LIU K, et al. Vehicle mass and road slope estimation based on extended Kalman filtering [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2014, 45(11): 9-13, 8.

- [19] 杨海洋,丁娟,蔡珂芳,等.基于粒子群-细菌觅食混合优化算法的汽车碳纤维复合材料地板铺层设计[J].汽车技术,2024(8):53-62.
YANG H Y, DING J, CAI K F, et al. Ply design of automotive carbon fiber composite floor based on PSO-BFO algorithm [J]. Automobile Technology, 2024(8):53-62.
- [20] WANG D F, XIE C, LIU Y C, et al. Multi-objective collaborative optimization for the lightweight design of an electric bus body frame[J]. Automotive Innovation, 2020, 3(3): 250-259.
- [21] 张亮,张继业,李田,等.超高速列车流线型头型多目标优化设计[J].机械工程学报,2017,53(2):106-114.
ZHANG L, ZHANG J Y, LI T, et al. Multi-objective optimization design of the streamlined head shape of super high-speed trains [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(2): 106-114.
- [22] 王万林,徐从昌,王震虎,等.铝合金车体的有限元分析和结构评估方法研究[J].汽车工程,2019,41(6):607-614,640.
WANG W L, XU C C, WANG Z H, et al. A study on finite element analysis and structural assessment method for aluminum-alloy vehicle body[J]. Automotive Engineering, 2019, 41(6):607-614,640.
- [23] 徐灏.机械强度设计中的安全系数和许用应力[J].机械强度,1981(2):39-45.
XU H. Safety factor and allowable stress in mechanical strength design[J]. Journal of Mechanical Strength, 1981(2):39-45.
- [24] 刘长钊,张铁,宋健,等.纯电动汽车电驱动系统耦合动力学研究[J].汽车工程,2022,44(12):1896-1909.
LIU C Z, ZHANG T, SONG J, et al. Study on coupling dynamics of electric drive system of pure electric vehicle [J]. Automotive Engineering, 2022,44(12):1896-1909.
- [25] 高岳林,杨钦文,王晓峰,等.新型群体智能优化算法综述[J].郑州大学学报(工学版),2022,43(3):21-30.
GAO Y L, YANG Q W, WANG X F, et al. Overview of new swarm intelligent optimization algorithms [J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2022,43(3):21-30.
- [26] 汤安迪,韩统,徐登武,等.混沌精英哈里斯鹰优化算法[J].计算机应用,2021,41(8):2265-2272.
TANG A D, HAN T, XU D W, et al. Chaotic elite Harris hawks optimization algorithm [J]. Journal of Computer Applications, 2021,41(8):2265-2272.
- [27] GURAGAIN N, BISTA R, NEPAL P, et al. An experimental and numerical investigation on fatigue life cycle of leaf spring [J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2024, 1314(1):012002-012002.
- [28] 荣吉利,李先航,王玺,等.某大型运输车的耐久性虚拟试验研究[J].北京理工大学学报,2022,42(2):111-117.
RONG J L, LI X H, WANG Y, et al. Virtual research on durability of large special freight vehicle [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2022,42(2):111-117.

(上接第991页)

- [14] ERIKSSON A. Implementation and evaluation of a mass estimation algorithm [D]. Stockholm: KTH Royal Institute of Technology, 2009.
- [15] VAHIDI A, STEFANOPOULOU A, PENG H. Recursive least squares with forgetting for online estimation of vehicle mass and road grade theory and experiments [J]. Vehicle System Dynamics, 2005, 43(1):57-75.
- [16] 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 W B, LUO Y G, LUO J, et al. Vehicle mass and road slope estimates for electric vehicles [J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2014, 54(6):724-728.
- [17] 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.
SU Q L, HUANG P, Comparative analysis on vehicle mass and road slope with the Kalman Filter approach [J]. Journal of Machine Design, 2021, 38(7):105-109.
- [18] SUN Y, LI L, YAN B J, et al. A hybrid algorithm combining EKF and RLS in synchronous estimation of road grade and vehicle mass for a hybrid electric bus [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 68-69:416-430.
- [19] LI B Y, ZHANG J, DU H P, et al. Two-layer structure based adaptive estimation for vehicle mass and road slope under longitudinal motion [J]. Measurement, 2017, 95:439-455.
- [20] LI X, MA J, ZHAO X, et al. Intelligent two-step estimation approach for vehicle mass and road grade [J]. IEEE Access, 2020, 8: 218853-218862.
- [21] FATHY H, KANG D, STEIN J, et al. Online vehicle mass estimation using recursive least squares and supervisory data extraction [C]. 2008 American Control Conference. IEEE, 2008.
- [22] LIU X Y, ALFI S, BRUNI S. An efficient recursive least square-based condition monitoring approach for a rail vehicle suspension system [J]. Vehicle System Dynamics, 2016, 54(6):814-830.