

# 基于分段递推最小二乘估计的汽车质量辨识试验

冯源<sup>1,2</sup>, 余卓平<sup>1,2</sup>, 熊璐<sup>1,2</sup>

(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)

**摘要:** 基于电动轮驱动电动汽车平台道路试验, 对一种新的汽车质量辨识算法进行了研究. 该方法根据加速度传感器能够测量沿测量轴的重力分量的特点, 排除了坡度对质量辨识的影响; 根据加速度分段方法, 分别利用两段递推最小二乘法得到行驶阻力及质量的估计值. 在电动轮驱动电动汽车平台上分别进行了沥青、塑胶及碎石路面上以及坡道上的试验, 分析了行驶阻力与质量辨识的误差与收敛情况, 并针对几种特殊工况对算法进行适应性改进. 试验结果显示, 不同质量及道路状态下的估计误差均在 2.5% 以下, 表明所设计的辨识算法具有很高的估计精度, 具有良好的工程应用价值.

**关键词:** 质量辨识; 行驶阻力辨识; 电动汽车; 轮毂电机; 递推最小二乘法

**中图分类号:** U 461.6

**文献标识码:** A

## Experimental Research on Partitioned Recursive Least Squares Estimation of Vehicle Mass

FENG Yuan, YU Zhuoping, XIONG Lu

(1. College of Automotive Studies, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. Clean Energy Automotive Engineering Center, Tongji University, Shanghai 201804, China)

**Abstract:** A new algorithm for vehicle mass estimation was studied based on the on-road test of an in-wheel motor vehicle. Containing the road gradient information in the longitudinal accelerometer signal, the algorithm removed the road grade from the longitudinal dynamics of the vehicle. Then, two different recursive least squares (RLS) schemes were proposed to estimate the driving resistance and the mass independently based on the acceleration partition. Experiments on the asphalt road, the plastic runway, and the gravel road as well as experiments with road grade were carried out. The estimation errors and the result convergence

were analyzed. Then, according to several critical operating conditions, the adaptability of the algorithm was improved. The experimental data show that the estimation error is within 2.5% with various masses and different roads, which indicates that the algorithm can accurately estimate mass and its engineering application is valuable.

**Key words:** mass estimation; driving resistance estimation; electric vehicle; in-wheel motor; recursive least square

近年来, 汽车质量辨识由于其在动力学控制系统以及传动系统控制(尤其是商用车)中的重要作用, 得到了研究人员的广泛关注<sup>[1]</sup>. 目前的质量辨识方法归结起来主要为两大类: 一是基于传感器的质量辨识, 二是基于动力学模型的质量辨识.

基于传感器的质量辨识多基于悬架动力学(例如使用差动变压器式位移传感器<sup>[2]</sup>), 虽然其在辨识方法上简单易行, 但是这往往需要在汽车上增加相应的传感器, 使汽车的成本大大提高.

基于动力学模型的质量辨识是利用汽车动力学模型, 根据已有的或可以直接从 CAN(controller area network)总线中获取的数据, 像发动机转矩、汽车速度、发动机速度和传动比等, 对汽车质量进行辨识. Ardalan Vahidi 等<sup>[3-4]</sup>采用带多个遗忘因子的递推最小二乘法对汽车质量和坡度进行实时的辨识. Michael L McIntyre 等<sup>[1]</sup>首先基于汽车纵向动力学模型通过最小二乘法对汽车质量和常值坡度进行辨识, 然后基于辨识的汽车质量通过非线性观测器对实时变化的道路坡度进行辨识, 提高了质量辨识在实车上的观测精度. Vincent Winstead 等<sup>[5]</sup>采用广义卡尔曼滤波的方法结合模型预测控制(model predictive control)对汽车坡度进行实时的辨识. 但是其假设的前提是质量和坡度维持在一个固定的

收稿日期: 2012-10-09

基金项目: 国家“九七三”重点基础研究发展计划(2011CB711200); 国家自然科学基金(51105278); 上海市科学技术委员会项目(10ZR1432400, 10JC1415000).

第一作者: 冯源(1987—), 男, 博士生, 主要研究方向为汽车系统动力学与控制. E-mail: 1fengyuan@tongji.edu.cn

通讯作者: 熊璐(1978—), 男, 讲师, 工学博士, 主要研究方向为汽车系统动力学与控制. E-mail: xiong\_lu@tongji.edu.cn

值,在变坡度的情况下能否得到一个快速的估计还有待研究. Hosam K Fathy<sup>[6]</sup>设计了一种质量辨识算法,认为车辆以纵向运动为主时,滚动阻力在高频的车辆响应中可以被忽略,但如何准确有效地获得车辆的高频响应还需要进一步的验证. 目前的质量辨识算法,都是将坡度作为一个未知变量来估计,很难完全消除其对质量辨识的影响;而且滚动阻力都是利用固定的公式拟合而得,没有考虑到不同路面条件下的变化.

本文基于电动轮驱动电动汽车平台道路试验,对一种新的汽车质量辨识算法进行了沥青、塑胶及碎石路面上以及坡道上的试验,分析了行驶阻力与

质量辨识的误差与收敛情况,并针对几种特殊工况对算法进行适应性改进.

## 1 道路试验系统

试验基于一辆电动轮驱动电动汽车(图 1),其整车及电机参数见表 1. 图 2 为采集的实验数据. 其中,通过访问试验车的 CAN 总线获得 4 个轮毂电机上传的电机转矩及转速信号,纵向加速度信号由加速度传感器获得,纵向车速由光学车速仪获得. 数据采集系统的采样时间为 0.02 s,与试验车 CAN 总线的通信周期一致.

表 1 试验车整车及电机参数

Tab.1 The specifications of the test vehicle and the in-wheel motor

整车参数	数值	电机参数	数值
整备质量/kg	941	额定功率/kW	2.2
整车质心高度/mm	380	峰值功率/kW	7.5
前轴到质心距离(空载)/mm	1 202	峰值扭矩/(N·m)	167
后轴到质心距离(空载)/mm	1 198	额定转速/(r·min <sup>-1</sup> )	750
轴距/mm	2 400	最大转速/(r·min <sup>-1</sup> )	1 250
轮距(前/后)/mm	1 364/1 364	额定直流电压/V	320



图 1 电动轮驱动试验车

Fig.1 The test vehicle with four in-wheel motors

## 2 质量辨识算法

起步阶段的车速较低,行驶阻力也较低,这样有利于提高质量估计的准确性,因此算法只在车辆起步阶段进行辨识. 又因为整车质量在车辆行驶后变化很小,可以认为是个常数,因此整车质量估计将在车辆起步阶段完成之后停止,直至车辆再次从静止起步.

### 2.1 动力学原理

车轮动力学及车辆纵向动力学如图 3 所示,考虑辨识只在车辆起步阶段的较短时间内进行,因此假设驾驶员未在此过程中施加制动,分析驱动状态的车轮及车辆纵向动力学,整理得

$$M(\dot{v}_x + g \sin \beta) = \sum_{i=1}^4 \left[ \frac{T_i - J_w \dot{\omega}_i}{R} \right] - f_r M g \cos \beta - \frac{1}{1.63} C_d A v_x^2 \quad (1)$$

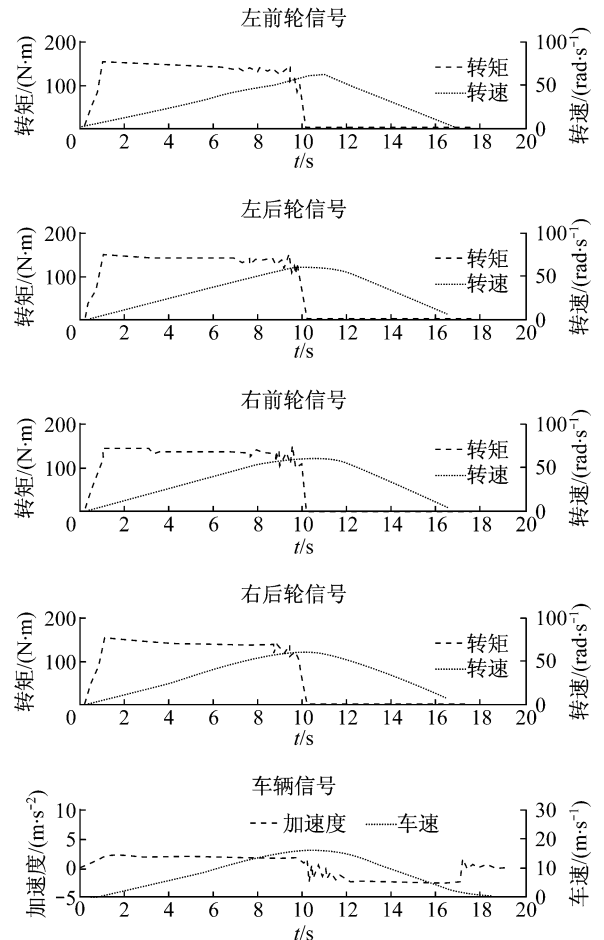


图 2 采集的试验数据

Fig.2 The experimental data

式中: $M$ 为车身质量; $v_x$ 为沿测量轴的速度分量; $g$ 为重力加速度; $\beta$ 为坡度角; $T_i$ 为各车轮的驱动力矩(设传动比为 1,即为各电机力矩); $J_w$ 为车轮的转动惯量; $\omega_i$ 为各车轮的角速度; $R$ 为车轮半径; $f_r$ 为滚动阻力系数; $C_d$ 为风阻系数; $A$ 为迎风面积。

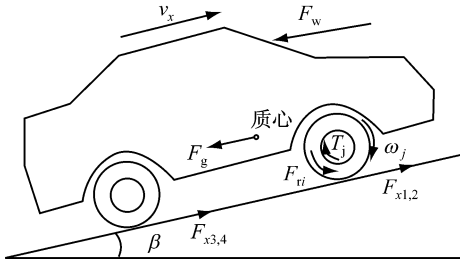


图 3 车轮动力学及车辆纵向动力学

Fig.3 The wheel dynamics and vehicle longitudinal dynamics

加速度传感器测量到沿测量轴的重力加速度分量<sup>[7]</sup>为

$$a_x = \dot{v} + g \sin \beta \quad (2)$$

所以

$$Ma_x = \sum_{i=1}^4 \left[ \frac{T_i - J_w \dot{\omega}_i}{R} \right] - f_r Mg \cos \beta - \frac{1}{1.63} C_d A v_x^2 \quad (3)$$

令行驶阻力  $F_R = f_r Mg \cos \beta + \frac{1}{1.63} C_d A v_x^2$ , 驱

动力  $F_t = \sum_{i=1}^4 \left[ \frac{T_i - J_w \dot{\omega}_i}{R} \right]$ , 则

$$F_t = Ma_x + F_R \quad (4)$$

### 2.2 分段递推最小二乘辨识算法

令  $\bar{M}$  和  $\bar{F}_R$  为质量和阻力的真值,  $\hat{M}$  和  $\hat{F}_R$  为质量和阻力的估计值, 则阻力及质量的估计表达式为

$$F_t = \bar{M} a_x + \hat{F}_R \quad (5)$$

$$F_t = \hat{M} a_x + \bar{F}_R \quad (6)$$

令  $m, n$  为采样数据点的个数, 根据最小二乘法求出的估计值  $\hat{F}_R$  和  $\hat{M}$  应满足

$$\begin{cases} \hat{F}_R = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m F_{t,j} - \frac{\bar{M}}{m} \sum_{j=1}^m a_{x,j} \\ \hat{M} = \frac{\sum_{j=1}^n F_{t,j} a_{x,j}}{\sum_{j=1}^n (a_{x,j})^2} - \frac{\bar{F}_R \sum_{j=1}^n a_{x,j}}{\sum_{j=1}^n (a_{x,j})^2} \end{cases} \quad (7)$$

但是在表达式中的真值  $\bar{M}$  和  $\bar{F}_R$  几乎是无法获得的, 所以采用以下预测值代替真值:

$$\begin{cases} \tilde{M} = \bar{M} + \epsilon_M \\ \tilde{F}_R = \bar{F}_R + \epsilon_{FR} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\epsilon_M$  和  $\epsilon_{FR}$  分别为两个预测值与真值之间的误差, 则式(7)可整理为

$$\hat{F}'_R = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m F_{t,j} - \frac{\tilde{M}}{m} \sum_{j=1}^m a_{x,j} - \frac{\epsilon_M}{m} \sum_{j=1}^m a_{x,j} \quad (9)$$

$$\hat{M}' = \frac{\sum_{j=1}^n F_{t,j} a_{x,j}}{\sum_{j=1}^n (a_{x,j})^2} - \frac{\tilde{F}_R \sum_{j=1}^n a_{x,j}}{\sum_{j=1}^n (a_{x,j})^2} - \frac{\epsilon_{FR} \sum_{j=1}^n a_{x,j}}{\sum_{j=1}^n (a_{x,j})^2} \quad (10)$$

通过对比式(7)、(9)与(10)可以发现,  $\hat{F}'_R$  与  $\hat{F}_R$  相比及  $\hat{M}'$  与  $\hat{M}$  相比多了两个误差项

$$\epsilon'_{FR} = -\frac{\epsilon_M}{m} \sum_{j=1}^m a_{x,j} \quad (11)$$

$$\epsilon'_M = -\epsilon_{FR} \frac{\sum_{j=1}^n a_{x,j}}{\sum_{j=1}^n (a_{x,j})^2} \quad (12)$$

基于减小误差  $\epsilon'_{FR}, \epsilon'_M$  对辨识结果的影响, 提出了基于加速度分段的质量和阻力解耦估计算法。考虑到在某一个较小的加速度  $a_F$  (如  $0.3 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$ ) 以下时,  $\epsilon'_{FR}$  的值也较小, 因此在加速度较小时, 采用式(9)作为阻力的估计会相对的准确; 而在较大的加速度  $a_M$  (如  $1.0 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$ ) 以上时,  $\epsilon'_M$  的值也较小, 因此在加速度较大时, 采用式(10)对质量的估计也会相对的准确。

对于预测值的确定: 质量的预测值  $\tilde{M}$  取为一个半载质量; 由于在质量估计开始前阻力已经出现了一个估计值, 所以在质量估计表达式中的阻力预测值  $\tilde{F}_R$  可以取为阻力估计值  $\hat{F}_R$ 。

本文采用递推最小二乘法对阻力和质量进行估计, 其估计的递推形式为

$$\begin{cases} \hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + L(k)(y(k) - \varphi(k)\hat{\theta}(k-1)) \\ L(k) = \frac{P(k-1)\varphi(k)}{1 + \varphi(k)P(k-1)\varphi(k)} \\ P(k) = (1 - L(k)\varphi(k))P(k-1) \end{cases} \quad (13)$$

对于阻力的估计, 有

$$\begin{cases} \theta = F_R \\ y = F_t - \bar{M} a_x \\ \varphi = 1 \end{cases} \quad (14)$$

对于质量的估计, 有

$$\begin{cases} \theta = M \\ y = F_t - \bar{F}_R \\ \varphi = a_x \end{cases} \quad (15)$$

质量估计开始后,每隔  $t_s$  秒对质量估计值进行采样,计算时,取时间序列上最后  $n$  个采样点的数据求出估计值的方差,并将方差归一化

$$\sigma = \sum_{i=1}^n \left( \frac{\hat{m}_i - \bar{m}}{\bar{m}} \right)^2 \quad (16)$$

式中: $\hat{m}_i$  为质量的估计值(采样时间  $t_s$  秒); $\bar{m}$  为最近的  $n$  个采样点质量估计值的均值. 当方差  $\sigma$  的值小于设定的阈值  $\sigma_0$  时,认为算法已经稳定,停止估计.

### 3 试验与分析

#### 3.1 加速度限值的选取

选取辨识误差  $e$  作为估计结果评价标准,

$$e = \frac{\hat{M}' - \bar{M}}{\bar{M}} \quad (17)$$

适当地选取加速度限值可以提高算法的精度及适应性. 设定工况下,不同加速度限值下的质量估计结果如表 2 所示.

如表 2 每列数据所示,随着  $a_F$  的增大,估计误差先减小再增大,这是由于过小的  $a_F$  可能使阻力辨识过早的结束,导致阻力估计不准;而由式(14)得,  $a_F$  过大又会增大阻力估计误差,影响随后的质量辨识.  $a_F$  最优值在  $0.3 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$  到  $0.5 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$  之间,考虑到若其值过大,在小油门工况下可能导致质量辨识失效(后面会进一步讨论),因此,  $a_F$  选取  $0.3 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$ . 如表 2 每行数据所示,随着  $a_M$  的增大,估计误差持续递减,这与式(15)相符. 但过大的  $a_M$  会导致

表 2 不同加速度限值下的质量辨识误差

Tab.2 Estimation results with different acceleration limits

$a_F/(\text{m} \cdot \text{s}^{-2})$	$a_M/(\text{m} \cdot \text{s}^{-2})$									
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
0.1	1.95	1.74	1.74	1.54	1.54	1.54	1.56	1.45	1.49	1.14
0.2		1.87	1.86	1.66	1.66	1.66	1.68	1.57	1.61	1.26
0.3			1.55	1.35	1.35	1.35	1.37	1.27	1.31	0.97
0.4				1.16	1.16	1.16	1.18	1.08	1.13	0.79
0.5					1.18	1.18	1.21	1.11	1.16	0.81
0.6						1.18	1.21	1.11	1.16	0.81
0.7							1.56	1.46	1.50	1.15
0.8								1.56	1.60	1.25
0.9									1.94	1.57
1.0										1.76

其与  $a_F$  之间产生过多的无用数据,延长辨识收敛时间. 在对比了辨识结果后,最终选取  $a_L = a_M = a_F = 0.3 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$  作为一个统一的加速度限值. 这样既可以保证阻力和质量辨识都有足够的数量,又可以消除两个限值之间的无用数据段,提高辨识速度.

#### 3.2 算法在不同路面条件下的辨识

车辆在水平的沥青、塑胶及碎石三种路面上,以 1~5 人的载荷,沿直线起步并加速到  $15 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ , 然后制动到停止.

沥青路面上的辨识过程如图 4 所示. 零时刻为辨识起始时刻,阻力估计开始;在加速度传感器信号超过  $0.3 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$  后,阻力估计停止,估计的阻力值在  $80 \sim 160 \text{ N}$  之间,对应的估计滚动阻力系数约为  $0.008 \sim 0.016$ . 质量辨识在阻力估计结束后开始,由于每次驾驶员油门踏板的操作略有不同,因此不同质量下的辨识历程略有不同,但在辨识开始后的  $1.3 \text{ s}$  内方差  $\sigma$  的值均已小于规定的  $\sigma_0$ ,质量辨识结果收敛,最终辨识结果如表 3 所示.

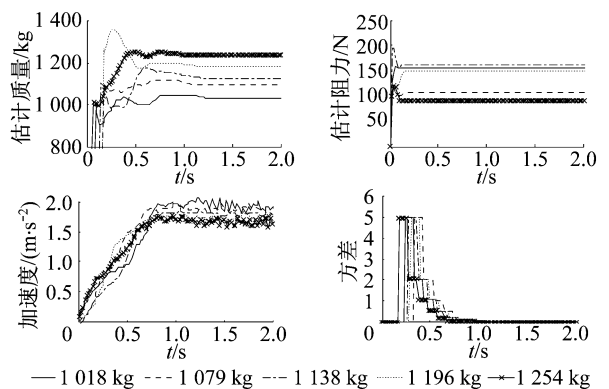


图 4 沥青路面上的质量辨识过程

Fig.4 Estimation process on the asphalt road

表 3 沥青路面上的质量辨识结果

Tab.3 Estimation results on the asphalt road

真实质量/kg	估计质量/kg	估计误差/%
1 018	1 030	1.2
1 079	1 096	1.5
1 138	1 121	-1.5
1 196	1 179	-1.4
1 254	1 233	-1.7

塑胶路面上的辨识过程如图 5 所示. 其辨识过程与沥青路面大致相同, 估计的阻力值在 180~250 N 之间, 对应的估计滚动阻力系数约为 0.018~0.025, 明显大于沥青路面的滚动阻力系数. 在辨识开始后的 1.4 s 内方差  $\sigma$  的值均已小于规定的  $\sigma_0$ , 质量辨识结果收敛. 最终结果如表 4 所示.

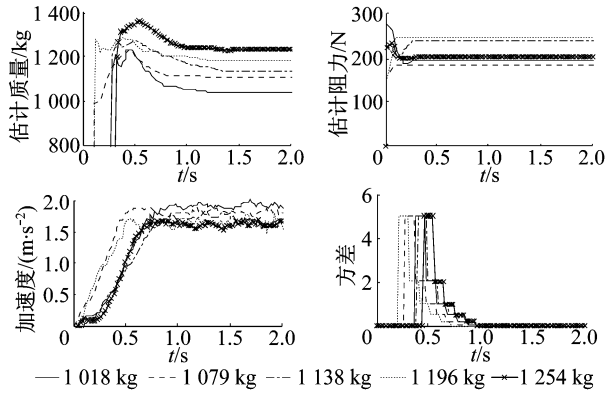


图 5 塑胶路面上的质量辨识过程

Fig.5 The estimation process on the plastic runway

表 4 塑胶路面上的质量辨识结果

Tab.4 The estimation results on the plastic runway

真实质量/kg	估计质量/kg	估计误差/%
1 018	1 035	1.7
1 079	1 106	2.5
1 138	1 136	-0.2
1 196	1 187	-0.8
1 254	1 230	-1.9

碎石路面上的辨识过程如图 6 所示. 估计的阻力值在 160~310 N 之间, 对应的估计滚动阻力系数约为 0.016~0.031, 其最大值明显大于前两种路面, 但其变化范围较大, 这是由于碎石路面上具有很多与轮胎尺寸接近的不平度, 这种不平度无法靠轮胎的变形来包容. 而车轮在这种不平度上的位置不同,

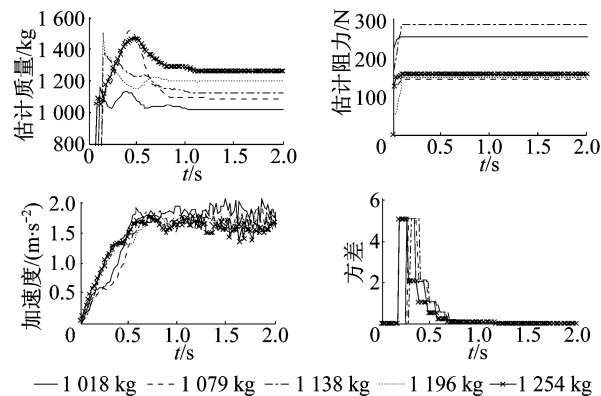


图 6 碎石路面上的质量辨识过程

Fig.6 The estimation process on the gravel road

路面对车轮的阻力作用也就不同. 由于最小二乘法的滤波作用, 路面不平产生的加速度波动并未对质量辨识产生较大影响, 在辨识开始后的 1.3 s 内方差  $\sigma$  的值均已小于规定的  $\sigma_0$ , 质量辨识结果收敛. 最终结果如表 5 所示.

表 5 碎石路面上的质量辨识结果

Tab.5 The estimation results on the gravel road

真实质量/kg	估计质量/kg	估计误差/%
1 018	1 017	-0.1
1 079	1 083	0.4
1 138	1 120	-1.6
1 196	1 196	0
1 254	1 262	0.6

### 3.3 坡路上的质量辨识

车辆在下坡的沥青路面上, 以 2 人的载荷沿直线起步, 驾驶员油门踏板输入为零, 车辆靠重力滑行. 如图 7 所示, 0.5 s 之前车辆停在坡上, 加速度传感器输出稳定在  $-1.1 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$  附近. 根据式(4), 得到车辆的实际加速度为  $0.9 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$  左右. 质量辨识较迅速地收敛, 最终辨识质量为 1 075 kg, 辨识误差为  $-0.4\%$ .

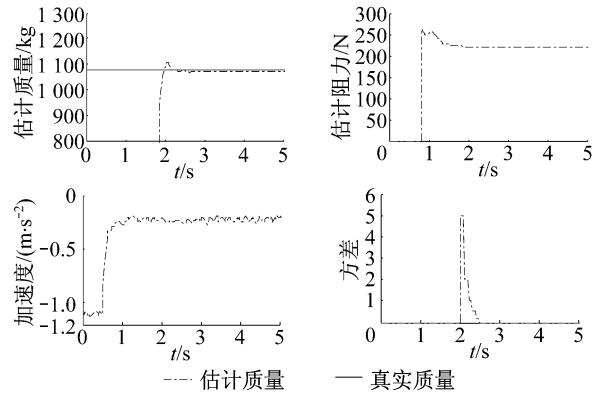


图 7 下坡起步时的质量辨识过程

Fig.7 The estimation process with the negative road grade

车辆在上坡的沥青路面上, 以 2 人的载荷沿直线起步, 驾驶员迅速踏下油门踏板. 如图 8 所示, 2.0 s 之前车辆停在坡上, 加速度传感器输出稳定在  $0.75 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$  左右. 2.0 s 时驾驶员松开制动踏板, 车辆瞬间向后滑行了 0.3 s, 在纵向上处于接近失重的状态, 加速度趋近于零; 但很快驾驶员开始踏下油门, 加速度传感器输出迅速上升到  $1.75 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$  左右. 根据式(4), 得到车辆的实际加速度为  $1.00 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$  左右. 质量辨识较迅速地收敛, 最终辨识质量为 1 097 kg, 辨识误差为 1.7%.

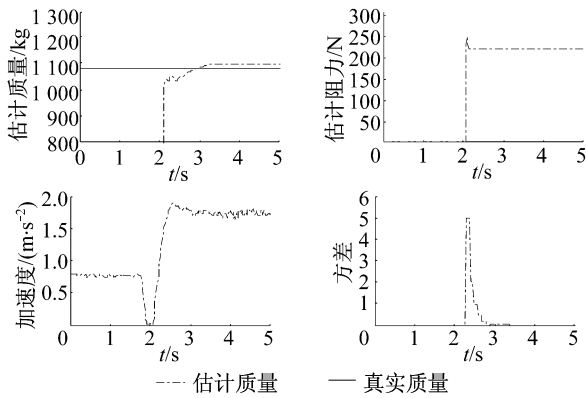


图 8 上坡起步时的质量辨识过程

Fig. 8 The estimation process with the upgrade

### 3.4 特殊工况条件下的辨识及算法适应性改进

如 3.2 节工况所示,通常条件下,驾驶员会平稳地增加油门开度以保持一定的舒适性.但在某些情况下,驾驶员希望尽快提高车速,此时驾驶员会迅速踏下油门踏板.为此,试验中增加了急加速工况:车辆在水平的沥青路面上,以 2 人的载荷沿直线迅速踏下油门踏板,起步并加速至  $15 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ ,最后制动到静止.

如图 9 所示,相比于 3.2 节中的工况,急加速工况下,车辆的加速度在 0.4 s 内就达到了峰值,若仅有加速度限值  $a_L$ ,阻力估计将提早停止,估计质量为 1 061 kg,质量估计误差较大.因此考虑采用加速度限值分段的同时加入时间限值分段,即要求同时满足加速度传感器信号大于  $a_L=0.3 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$  和算法开始时间大于  $t_F=0.1 \text{ s}$  时才将阻力辨识过程停止,阻力估计有了足够的时间,估计质量为 1 068 kg,估计误差绝对值由 1.7% 减小至 1.0%.

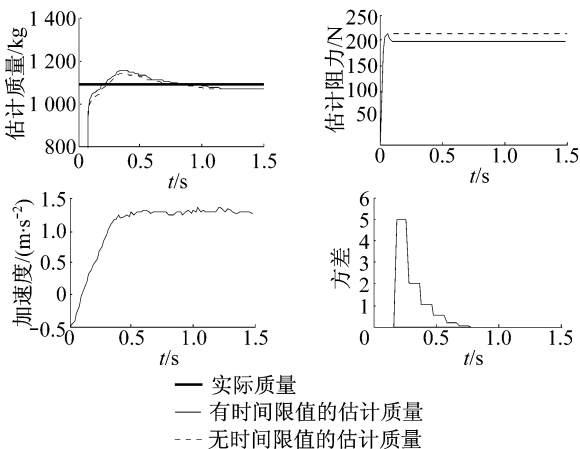


图 9 急加速起步时的质量辨识过程

Fig. 9 Estimation process with a quick speedup

由式(12)可知,若起步过程中加速度持续较小会导致质量辨识的误差较大,当加速度持续低于限

值  $a_L$  则会使质量辨识无法进行.为此,试验中增加了小油门起步工况:车辆在水平的沥青路面上,以 2 人的载荷沿直线以很小的油门起步,保持加速度传感器信号小于  $0.3 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$ ,并加速到  $5.0 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ ,然后制动到静止.

如图 10 所示,小油门起步工况下,车辆的加速度一直保持在  $0.1 \sim 0.2 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$  左右,若仅有加速度限值  $a_L$ ,如图算法会保持在阻力估计阶段,质量辨识无法进行.因此考虑采用了加速度分段的同时加入时间限值分段,即要求满足加速度传感器信号大于  $a_L=0.3 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$  或算法开始时间大于  $t_M=1.0 \text{ s}$  这两个条件其中之一时就开始质量辨识过程.引入时间限值  $t_M$  后,阻力估计在算法开始后 1.0 s 被自动屏蔽,保证了质量辨识算法可以进行.最终的估计质量为 1 005 kg,估计误差为 -6.9%,估计误差较大.但考虑到加速度低于  $0.3 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$  时已经很小,一般情况下驾驶员不会以该工况起步,因此该工况的发生机率较低,不作为算法的主要评价工况.

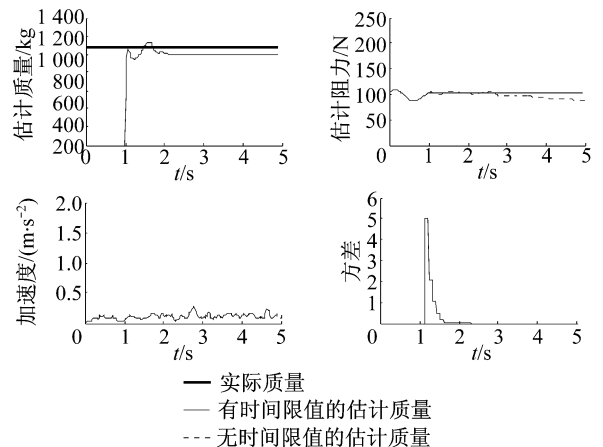


图 10 小油门起步时的质量辨识过程

Fig. 10 Estimation process with a durative small throttle

车辆起步过程中有时会遇到比较复杂的交通情况,此时驾驶员将会控制油门不断地修正车辆的速度.此时,算法会在阻力和质量辨识之间不断切换,导致算法收敛时间变长.为此,试验中添加了油门波动起步工况:车辆在水平的沥青路面上,以 2 人的载荷沿直线起步,驾驶员将油门踏板反复多次的踏下和抬起.

如图 11 所示,驾驶员的油门踏板操作使加速度产生了很大的波动,导致算法在阻力估计与质量辨识之前不断切换,虽然有利于阻力估计的不断修正,但不利于质量辨识结果的迅速收敛,可以看到  $\sigma$  多次接近收敛,但又多次增大.最终的辨识质量为

1 135 kg,误差为 4.4%,误差在可以接受的范围.

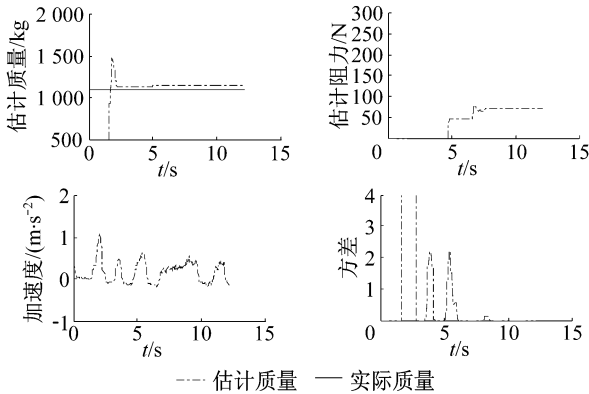


图 11 油门波动起步时的质量辨识过程

Fig.11 Estimation process with a fluctuant throttle

经过适应性改进的最终算法辨识流程,如图 12 所示.

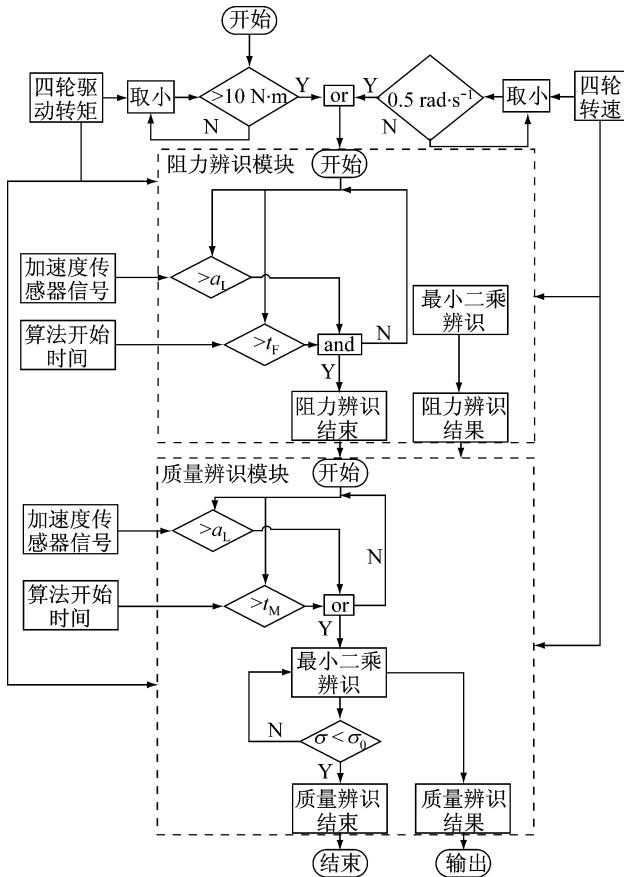


图 12 辨识算法流程图

Fig.12 The flow chart of the resistance and mass estimation algorithm

### 4 结语

本文基于电动轮驱动电动汽车平台道路试验,对基于分段递推最小二乘估计的汽车质量辨识算法进行了研究.根据不同加速度限值下的辨识结果,确定了最优的加速度限值.通过在沥青、塑胶及碎石路面上以及坡道上的试验,分析了行驶阻力与质量辨识的误差与收敛情况,试验结果显示,不同的质量及路面状态下的辨识误差均小于 2.5%.最后,针对急加速起步、小油门起步等特殊工况,引入算法的时间限值,有效提高了算法的适应性.

算法设计中忽略了起步过程中制动的影响,若能引入液压力估计算法获得估计的制动力,则可以使算法进一步完善.

### 参考文献:

- [1] 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.
- [2] Rajamani R, Hedrick J K. Adaptive observers for active automotive suspensions: theory and experiment [J]. IEEE Transactions on Control System Technology, 1995, 3(1): 86.
- [3] 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), 31.
- [4] Vahidi A, Stefanopoulou A, Peng H. Experiments for online estimation of heavy vehicle's mass and time-varying road grade [C]//ASME 2003 International Mechanical Engineering Congress and Exposition. Washington D C: ASME Press, 2003, 451-458.
- [5] Winstead V, Kolmanovsky I V. Estimation of road grade and vehicle mass via model predictive control[C]//Proceedings of the 2005 IEEE Conference on Control Applications. New York: IEEE Press, 2005, 1588-1593.
- [6] Fathy H K, Kang D, Stein J L. Online vehicle mass estimation using recursive least squares and supervisory data extraction [C]//2008 American Control Conference. New York: IEEE Press, 2008, 1842-1848.
- [7] Tuck K. Tilt sensing using linear accelerometers [EB/OL]. [2007-06-01]. [http://www.freescale.com/files/sensors/doc/app\\_note/AN3461.pdf](http://www.freescale.com/files/sensors/doc/app_note/AN3461.pdf).