

# 基于 AEKF 的车辆质量与道路坡度实时估计\*

任志英<sup>1</sup>, 沈亮量<sup>1</sup>, 黄伟<sup>2</sup>, 刘星星<sup>1</sup>

(1. 福州大学机械工程及自动化学院 福州, 350116) (2. 福建省特种设备检验研究院 福州, 350008)

**摘要** 针对车辆在实际行驶过程中外界噪声的统计特性无法已知的问题,以车辆纵向动力学模型为基础,提出了自适应扩展卡尔曼滤波(adaptive extended Kalman filter,简称 AEKF)的车辆质量及道路坡度估计算法。以动态估计车辆系统中的质量与坡度为研究对象,引入了旋转质量换算系数,建立车辆纵向动力学系统的状态空间模型,考虑了不同时刻的档位匹配与行驶特殊工况的处理。对系统状态方程进行离散化处理,得到系统状态方程与系统测量方程,在扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter,简称 EKF)的基础上引入带遗忘因子的噪声统计估计器,通过 AEKF 对状态方程与测量方程实时更新,进行在线估计和校正噪声统计值,从而解决系统的噪声时变问题。本研究算法与 EKF 算法估计及实测结果的对比分析表明,本研究算法能够很好地对车辆质量和坡度信号进行有效滤波和估计,在短时间内逐渐收敛并逼近实测值,从而能够合理有效地检测车辆在行驶过程中的状态信息。

**关键词** 纵向动力学模型; 自适应扩展卡尔曼滤波; 汽车质量; 道路坡度; 遗忘因子

**中图分类号** TB934

## 引言

在车辆行驶过程中,自动控制系统可以通过对车辆工况及自身状态参数的精确获取、提高自动变速器的换挡控制来优化车辆的动力性和经济性。车辆质量估计与道路坡度信息的实时获取对车辆驾驶决策具有重要意义和应用价值<sup>[1-3]</sup>,学者们对其进行了一系列深入研究<sup>[4]</sup>。

近年来,对于车辆质量和道路坡度估计的方法主要分为 2 类:加装外部传感器与基于车辆运动学的估计方法<sup>[5-7]</sup>。Ken<sup>[8]</sup>介绍了一种在重型车上安装传感器提供信息进行坡度估计。杨殿阁等<sup>[9]</sup>采用加速度传感器获取加速度以及 GPS 获取车速信号,从而计算得到道路坡度角。Massel 等<sup>[10]</sup>研究了一种利用现代车辆上安装的垂向、纵向加速计以及轮速传感器进行上坡坡度和车辆仰俯角的估计方法。然而多数加装外部传感器的方法由于需要昂贵的测

试设备,在量产车上难以配置,且在车辆行驶过程中易受路面颠簸、悬架变形等因素的影响,其估计偏差较大,难以得到广泛应用。在基于车辆运动学的估计方面,Mcintyre 等<sup>[11]</sup>基于车辆纵向动力学模型,通过最小二乘法对车辆质量和常值坡度进行辨识。雷雨龙等<sup>[12]</sup>提出基于 EKF 的车辆质量及道路坡度估计方法。Lingman 等<sup>[13]</sup>在结合 EKF 算法的同时,分析了测量噪声误差对坡度估计效果的影响。在上述估计过程中,测量噪声和过程噪声的协方差会随着外部环境动态变化而发生变化<sup>[14-16]</sup>,未知的噪声统计特性会使滤波器的性能下降,从而影响估计精度。

笔者以车辆纵向动力学模型为基础,提出了一种基于 AEKF 的车辆质量及道路坡度估计算法。针对状态估计过程加入带遗忘因子的噪声统计估计器,在进行滤波的同时,利用观测数据提供的信息进行在线估计和校正模型参数或噪声统计值,以减小状态估计误差,提高滤波精度。

\* 国家自然科学基金资助项目(51805086);福建省自然科学基金资助项目(2019J01210);河南科技大学国家地方联合工程试验室开放基金资助项目(201802)

收稿日期:2019-05-16;修回日期:2019-09-17

## 1 车辆纵向动力学模型

### 1.1 模型的建立

在车辆纵向动力学模型<sup>[17]</sup>中,车辆的行驶方程为

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

其中: $F_t$ 为驱动力; $F_f$ 为滚动阻力; $F_w$ 为空气阻力; $F_j$ 为加速阻力; $F_i$ 为坡度阻力。

驱动力  $F_t$  为

$$F_t = T_{tq} i_g i_0 \eta_t / r \quad (2)$$

其中: $T_{tq}$ 为发动机转矩; $i_g$ 为变速器的传动比; $i_0$ 为主减速器的传动比; $\eta_t$ 为传动系的机械效率; $r$ 为车轮的滚动半径(本研究中将滚动半径取为车轮的静力半径)。

滚动阻力  $F_f$  为

$$F_f = mgf \cos \alpha \quad (3)$$

其中: $m$ 为汽车质量; $g$ 为重力加速度; $\alpha$ 为道路坡度角; $f$ 为滚动阻力系数。

空气阻力  $F_w$  为

$$F_w = C_D A \rho u^2 / 2 \quad (4)$$

其中: $C_D$ 为空气阻力系数; $A$ 为车辆的迎风面积; $\rho$ 为空气密度; $u$ 为车辆的行驶速度。

加速阻力  $F_j$  为

$$F_j = \delta m \, du / dt \quad (5)$$

其中: $\delta$ 为考虑了旋转质量惯性力偶矩后的车辆旋转质量换算系数。

商用车低档时变速器传动比很大,当其空载时,旋转质量换算系数甚至超过2,因此进行车辆质量估计时必须考虑旋转质量带来的影响。

$$\delta = 1 + \frac{1}{m} \frac{\Sigma I_w}{r^2} + \frac{1}{m} \frac{I_i i_g^2 i_0^2 \eta_t}{r^2} \quad (6)$$

坡度阻力  $F_i$  为

$$F_i = mg \sin \alpha \quad (7)$$

根据式(1)~(7)可得

$$\frac{T_{tq} i_g i_0 \eta_t}{r} = mgf \cos \alpha + \frac{1}{2} C_D A \rho u^2 + \delta m \frac{du}{dt} + mg \sin \alpha \quad (8)$$

考虑到公路路线设计规范,道路坡度一般较小,假设  $\cos \alpha = 1$ ,  $\sin \alpha \approx \tan \alpha = i$ ,则式(8)变为

$$\dot{u} = \frac{du}{dt} = \frac{T_{tq} i_g i_0 \eta_t}{\delta m r} - \frac{mgf}{\delta m} - \frac{1}{2} \frac{C_D A \rho u^2}{\delta m} - \frac{mgi}{\delta m} \quad (9)$$

### 1.2 变速器传动比的判断

由于车辆在运行过程中对于不同工况下需要不同的档位来满足实际行驶需要,因此变速器传动比  $i_g$  有不同的取值范围<sup>[18-19]</sup>

$$i_g = nr / ui_0 \quad (10)$$

其中: $n$ 为发动机转速。

根据式(10),结合每一时刻的发动机转速、车轮滚动半径、车辆车速及主减速器传动比,计算不同时刻的变速器传动比  $i_g$ 。表1为车辆行驶不同档位的变速器传动比。

表1 不同档位的变速器传动比

Tab. 1 Transmission ratio of various gears

挡位	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$i_g$	12	9.41	7.31	5.71	4.46	3.48	2.71	2.11	1	0.78

在处理变速器传动比中,首先输入参数算出某一时刻的变速器传动比,然后将每两个相邻档位的变速器传动比求均值,最后将计算出的变速器传动比分别与之比较。例如,当  $i_g \geq (i_{g1} + i_{g2}) / 2$  时,令  $i_g = (i_{g1} + i_{g2}) / 2$ ,以此类推,对不同时刻的变速器传动比进行计算,再通过表1进行选择判断。

## 2 AEKF 算法

### 2.1 AEKF 算法的实现

在本模型建立中,选定状态变量为车辆行驶速度  $u$ 、车辆行驶加速度  $a$ 、车辆质量  $m$  及道路坡度  $i$ ,则系统状态向量  $\mathbf{x}(t) = [u(t) \ a(t) \ m(t) \ i(t)]^T$ 。由于车辆质量可看成常数,且在车辆行驶中道路坡度变化幅度一般较小,故二者对于时间的导数可近似为0,得到微分方程组<sup>[18]</sup>为

$$\begin{cases} \dot{u}(t) = \frac{T_{tq}(t) i_g i_0 \eta_t}{\delta(t) m(t) r} - \frac{m(t) gf}{\delta(t) m(t)} - \frac{1}{2} \frac{C_D A \rho u^2(t)}{\delta(t) m(t)} - \frac{m(t) gi(t)}{\delta(t) m(t)} \\ \dot{a} = \frac{T_{tq}(t) i_g i_0 \eta_t}{\delta(t) m(t) r} - \frac{m(t) gi(t)}{\delta(t) m(t)} - \frac{1}{2} \frac{C_D A \rho u^2(t) a(t)}{\delta(t) m(t)} \\ \dot{m}(t) = 0 \\ \dot{i}(t) = 0 \end{cases} \quad (11)$$

在车辆运动过程中,忽略个别时间的质点运动

参数,通过观察大部分空间点上的运动要素随时间的变化,即在其状态空间方程的基础上采用前向欧拉法,对式(11)进行离散化处理,得到离散化差分方程为

$$\begin{cases} u(t_k) = u(t_{k-1}) + \Delta t \dot{u}(t_{k-1}) \\ a(t_k) = a(t_{k-1}) + \Delta t \dot{a}(t_{k-1}) \\ m(t_k) = m(t_{k-1}) \\ i(t_k) = i(t_{k-1}) \end{cases} \quad (12)$$

其中: $\Delta t$ 为数据采样间隔。

系统状态方程<sup>[19]</sup>为

$$\mathbf{x}(t_k) = \begin{bmatrix} u(t_k) \\ a(t_k) \\ m(t_k) \\ i(t_k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u(t_{k-1}) + \Delta t \dot{u}(t_{k-1}) \\ a(t_{k-1}) + \Delta t \dot{a}(t_{k-1}) \\ m(t_{k-1}) \\ i(t_{k-1}) \end{bmatrix} + \mathbf{q}_{k-1} \quad (13)$$

其中: $\mathbf{q}_{k-1}$ 为 $k-1$ 时刻的状态估计噪声。

系统测量方程为

$$\mathbf{z}(t_k) = \mathbf{H}\mathbf{x}(t_k) + \mathbf{r}_{k-1} \quad (14)$$

其中: $\mathbf{H}$ 为测量矩阵; $\mathbf{r}_{k-1}$ 为 $k-1$ 时刻测量噪声。

卡尔曼滤波就是利用 $k-1$ 时刻的最优估计值 $\hat{\mathbf{x}}(t_{k-1})$ 为参考点,通过经验公式计算出 $k$ 时刻的状态变量先验估计值 $\mathbf{x}(t_k)$ ,同时结合 $k$ 时刻状态变量的直接测量,得到观测变量 $\mathbf{z}(t_k)$ ,最后分析观测变量与预测变量的误差,即误差协方差,从而获取 $k$ 时刻的最优估计值 $\hat{\mathbf{x}}(t_k)$ 。

综上所述,在EKF的基础上对车辆质量与道路坡度进行估计分析,必须要有建立时间更新方程以及测量更新方程这2个计算过程<sup>[20]</sup>。其中:建立时间更新方程是通过向前推算先验状态估计值 $\mathbf{x}(t_k)$ ,计算先验误差协方差 $\mathbf{p}_k$ ;测量更新方程是通过推算先验状态估计 $\mathbf{x}(t_k)$ 计算测量变量 $\mathbf{z}(t_k)$ 。最后,计算状态变量的后验估计值 $\hat{\mathbf{x}}(t_k)$ ,同时更新估计状态的后验误差协方差 $\mathbf{p}_k$ 。该算法是在不断获得上一时刻状态变量的估计值和当前状态变量的测量值后,不断更新迭代当前状态变量的估计值。

时间更新方程为

$$\mathbf{x}(t_k) = \mathbf{U}(\hat{\mathbf{x}}(t_{k-1})) + \mathbf{q}_{k-1} \quad (15)$$

$$\mathbf{p}_k = \mathbf{J}_U(\hat{\mathbf{x}}(t_{k-1}))\mathbf{p}_{k-1}\mathbf{J}_U^T(\hat{\mathbf{x}}(t_{k-1})) + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (16)$$

其中: $\mathbf{U}$ 为系统状态方程; $\mathbf{p}_{k-1}$ 为 $k-1$ 时刻的后验误差协方差; $\mathbf{J}_U$ 为 $\mathbf{U}$ 对各状态变量的 Jacobian 矩阵; $\mathbf{Q}_{k-1}$ 为状态估计过程中的噪声协方差矩阵。

测量更新方程为

$$\begin{cases} \mathbf{k}_k = \mathbf{p}_k \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{p}_k \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_{k-1})^{-1} \\ \boldsymbol{\varepsilon}_k = \mathbf{z}_k - \mathbf{H} \mathbf{x}(t_k) - \mathbf{r}_{k-1} \\ \hat{\mathbf{x}}(t_k) = \mathbf{x}_k + \mathbf{k}_k \boldsymbol{\varepsilon}_k \\ \mathbf{p}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{k}_k \mathbf{H}) \mathbf{p}_k \end{cases} \quad (17)$$

其中: $\mathbf{k}_k$ 为 $k$ 时刻的卡尔曼增益矩阵; $\mathbf{R}_{k-1}$ 为 $k-1$ 时刻的量测噪声协方差矩阵; $\boldsymbol{\varepsilon}_k$ 为 $k$ 时刻的新息; $\mathbf{I}$ 为单位矩阵。

根据时间更新方程中得到的状态变量的先验估计值与先验误差协方差,不断在测量更新方程中进行迭代修正,通过计算出卡尔曼增益与后验误差协方差,得到最终的状态变量后验估计值。

针对基于汽车纵向动力学状态估计过程,笔者加入了带遗忘因子的噪声统计估计值,与式(15)~(17)形成两段互相耦合的AEKF算法,可在线估计未知噪声的均值和方差。该噪声统计估计器<sup>[21-23]</sup>为

$$\begin{cases} d_{k-1} = (1-e)/(1-e^k) \\ \mathbf{q}_k = (1-d_{k-1})\mathbf{q}_{k-1} + d_{k-1}[\hat{\mathbf{x}}(t_k) - f(\hat{\mathbf{x}}(t_{k-1}))] \\ \mathbf{Q}_k = (1-d_{k-1})\mathbf{Q}_{k-1} + d_{k-1}(\mathbf{k}_k \boldsymbol{\varepsilon}_k \boldsymbol{\varepsilon}_k^T \mathbf{k}_k^T) + \mathbf{p}_k - \\ \quad \mathbf{H} \mathbf{p}_k \mathbf{H}^T \\ \mathbf{r}_k = (1-d_{k-1})\mathbf{r}_{k-1} + d_{k-1}(\mathbf{z}(t_k) - \mathbf{H} \mathbf{x}(t_k)) \\ \mathbf{R}_k = (1-d_{k-1})\mathbf{R}_{k-1} + d_{k-1}(\boldsymbol{\varepsilon}_k \boldsymbol{\varepsilon}_k^T - \mathbf{H} \mathbf{p}_k \mathbf{H}^T) \end{cases} \quad (18)$$

其中: $e$ 为遗忘因子,通常 $0.95 \leq e \leq 0.995$ ,这里取 $e=0.96$ <sup>[23]</sup>。

采用遗忘因子可以限制滤波器的记忆长度,加强新近数据对估计的作用。

## 2.2 特殊工况的选择

在该系统状态模型中,由于油门变化速率较快和换挡过程中系统的状态方程无法成立,故在建立模型的过程中,如果遇到以下3种特殊工况,默认此时的输出信号为上一个时刻的输出信号:当油门变化速率大于 $10\%/s$ ;刹车信号为1;离合信号为1。因此,在程序的每一次运行过程中均对上述3种特殊工况进行自动判断识别,遇到任意一种工况,输出上一个时刻的估计数据,否则输出该时刻的估计数据。

## 2.3 算法流程

本研究算法流程如图1所示。

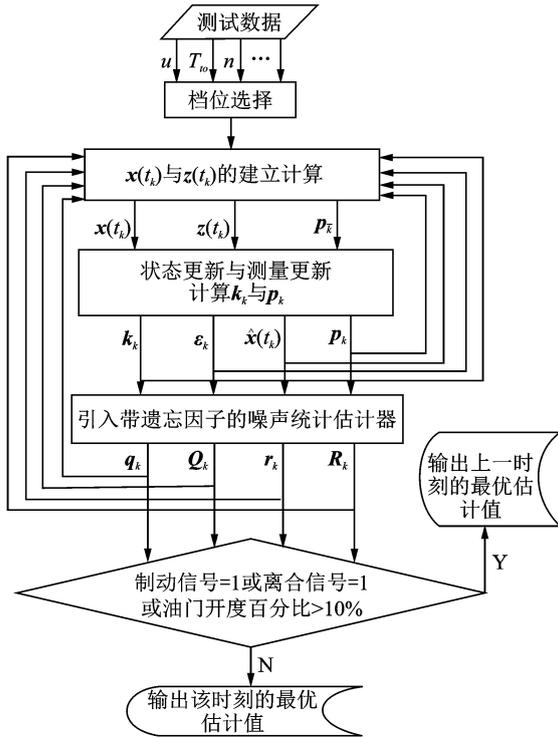


图 1 算法流程图

Fig. 1 Algorithmic flow chart

### 3 试验与仿真实证

#### 3.1 试验方案

为了验证所提出的 AEKF 算法的有效性,采用如图 2 所示的流程进行实车试验。道路试验数据通过 etas581 连接 CAN 总线,实时采集发动机转矩、发动机转速、油门踏板开度百分比以及刹车、离合等信号,采样周期为 0.1 s。试验车辆为杰狮 6×4 牵引车,在平整路段行驶时开始记录数据,随后进入一段坡度为 6% 的试验坡道。表 2 为试验车辆测试参数。

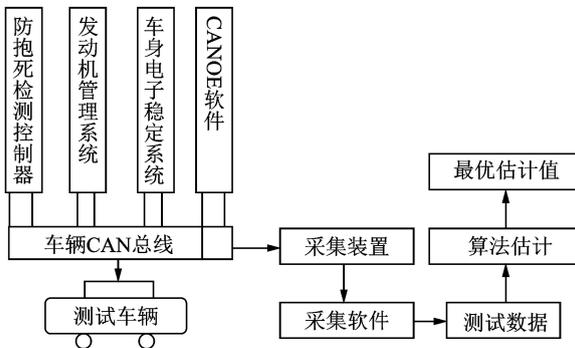


图 2 试验流程图

Fig. 2 Test flow chart

#### 3.2 实车试验部分数据

为了验证 AEKF 算法的有效性,试验采集了

从重庆市江北基地到双桥的道路工况信息用于车辆测试。该试验道路途径江北基地 175、北碚收费站、外环上老城渝路、邮亭收费站直至双桥转盘 176 处,为一段坡度约为 6% 的上坡路段。表 3 为实车试验采集的部分测试数据。图 3 为实车试验采集数据的部分图像。

表 2 车辆测试参数

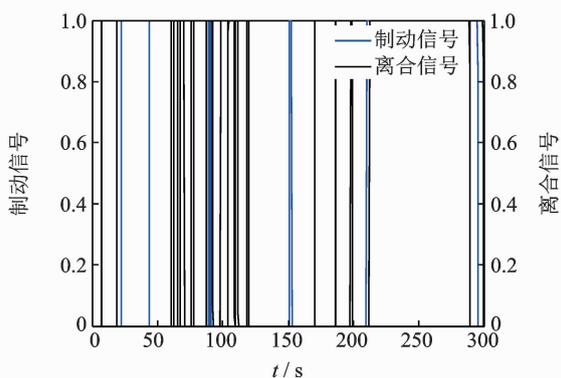
Tab. 2 Vehicle test parameters

参数名称	数值
车辆类型	杰狮 6×4 牵引车
变速器型号	12JSD240TA
额定功率/kW	387.92
最大扭矩/(N·m)	240
最大转速/(r·min <sup>-1</sup> )	1 100~1 500
排量/L	12.88
缸数	6
轮胎规格	12R22.5
滚动半径/m	0.526
车辆总质量/t	31.2
主减速器传动比	4.778
传动系机械效率/%	90
车辆迎风面积/m <sup>2</sup>	2.65
车轮转动惯量之和/(kg·m <sup>2</sup> )	5.32
飞轮转动惯量/(kg·m <sup>2</sup> )	1.78

表 3 部分测试数据

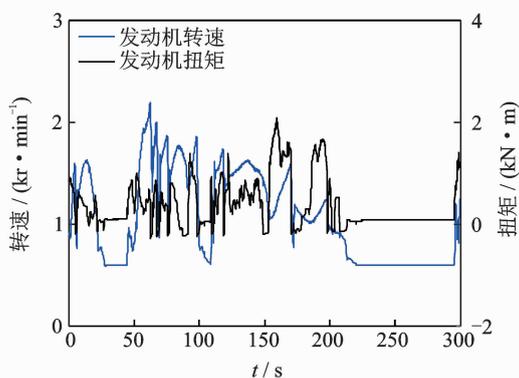
Tab. 3 Partial test data

时间 (2018-03-03)	发动机 转速/ (r·min <sup>-1</sup> )	发动机 扭矩/ (N·m)	车速/ (km·h <sup>-1</sup> )	油门 踏板 开度/%	制动 信号	离合 信号
10:33:48.8	859.10	884.00	0.00	28.40	0	1
10:33:48.9	879.80	884.00	2.91	28.40	0	1
10:33:49.0	913.79	852.86	4.68	28.40	0	1
10:33:49.1	948.74	806.00	4.68	28.40	0	1
10:33:49.2	980.40	780.00	4.68	28.88	0	1
10:33:49.3	1 005.40	780.00	4.68	29.60	0	1
10:33:49.4	1 023.60	774.18	4.71	30.00	0	1
10:33:49.5	1 039.27	763.56	5.17	30.08	0	1
10:33:49.6	1 060.71	780.00	5.44	31.28	0	1
10:33:49.7	1 093.33	775.71	5.54	32.08	0	1
10:33:49.8	1 119.81	754.00	6.00	32.48	0	1
10:33:49.9	1 139.62	754.00	6.26	32.80	0	1
10:33:50.0	1 156.92	754.00	6.42	33.20	0	1
10:33:50.1	1 172.06	728.00	6.52	33.20	0	1
10:33:50.2	1 192.13	728.00	6.62	33.68	0	1
10:33:50.3	1 218.81	728.00	7.03	34.08	0	1
10:33:50.4	1 246.63	722.18	7.27	34.48	0	1
10:33:50.5	1 270.60	711.56	7.38	35.68	0	1
10:33:50.6	1 296.85	702.00	7.48	36.40	0	1
10:33:50.7	1 317.33	702.00	8.04	36.80	0	1



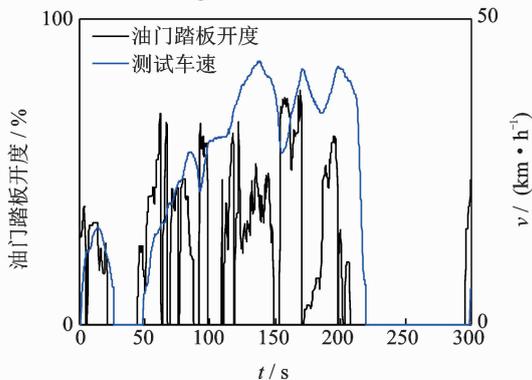
(a) 车辆测试中制动信号与离合信号图像

(a) Acquisition image of braking and clutch signals in vehicle testing



(b) 车辆测试中发动机转速与扭矩采集图像

(b) Acquisition image of engine speed and torque in vehicle testing



(c) 车辆测试中油门踏板开度与车速采集图像

(c) Acquisition image of throttle pedal opening and speed in vehicle test

图3 实车试验采集数据部分图像

Fig. 3 Image of real vehicle test data collection

### 3.3 仿真与试验结果分析

笔者采用 AEKF 算法,在车辆纵向动力学模型的基础上对道路试验数据进行算法处理,对车辆质量及道路坡度进行估计。本次实车的整備质量为 31.2 t,试验道路为一段坡度为 6% 的上坡。仿真与试验结果如图 4 所示。

笔者采用平均绝对误差(mean absolute error,

简称 MAE)和均方根值误差(root mean square error,简称 RMSE)对 EKF 和本研究算法进行对比,2 个误差指标的表达式为

$$\text{MAE}(x) = \sum_{k=1}^N |\hat{\mathbf{x}}(t_k) + \mathbf{x}_{\text{actual}(k)}| / N \quad (19)$$

$$\text{RMSE}(x) = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (\hat{\mathbf{x}}(t_k) + \mathbf{x}_{\text{actual}(k)})^2}{N}} \quad (20)$$

其中: $\mathbf{x}_{\text{actual}(k)}$ 为  $k$  时刻的实测状态值。

两种算法的 MAE 与 RMSE 指标如表 4 所示。

从图 4 看出,基于车辆纵向动力学模型的 AEKF 对整车质量的估计和对道路坡度的估计在 10s 内逐渐收敛并逼近实测值,且误差较小。还发现利用本研究算法同样能对车辆速度进行有效降噪和滤波,相比于 EKF 有更高的精度。可见,该算法对于车辆纵向动力学模型的车辆状态估计效果理想,具有较好的参考作用。

从表 4 可以看出,无论是 MAE 还是 RMSE,本研究算法得出的估计值误差远小于 EKF 算法的估计值误差,可见本研究算法的估计精度明显高于 EKF 算法。这是因为采用 EKF 算法虽然基本趋势一致,但仍有较大的误差和噪声干扰,故卡尔曼滤波器的应用要求系统的数学模型和噪声统计特性是已知的。在实际车辆行驶过程中,由于路面、车轮等因素的影响,会产生一些无法统计特性的噪声参数,从而影响滤波器的估计性能,产生较大的估计误差。本研究算法在进行 EKF 的同时加入了自适应过程,将带有遗忘因子的噪声统计估值器嵌入到状态校正过程中,从而很好地解决了系统的噪声时变问题。

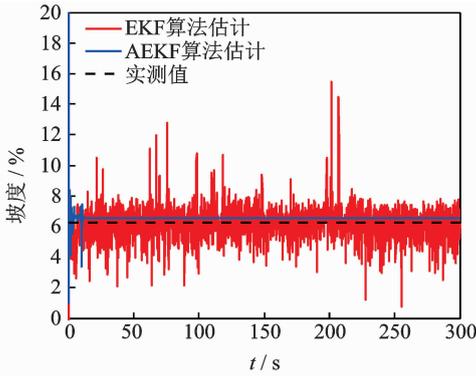
表 4 两种算法的 MAE 与 RMSE

Tab. 4 MAE and RMSE of the two algorithms

名称	MAE		RMSE			
	坡度/ %	汽车质 量/t	车速/ (km·h <sup>-1</sup> )	坡度/ %	汽车质 量/t	车速/ (km·h <sup>-1</sup> )
EKF	2.764	3.710	7.491	0.060	0.057	0.314
AEKF	0.428	1.726	3.185	0.019	0.020	0.033

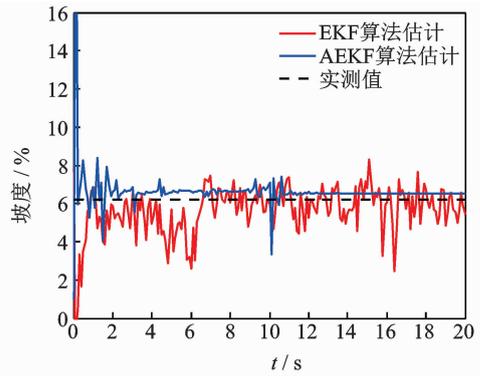
## 4 结论

1) 在考虑不同时刻下的档位选择和行驶工况下,建立了车辆动力学系统的状态空间方程,引入带遗忘因子的噪声统计估值器,利用 AEKF 对系统状态方程与测量方程进行实时更新,不断地在线估计和校正噪声统计值,以减小估计误差,提高滤波精度。



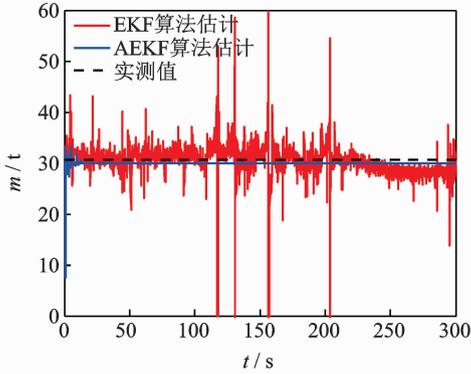
(a) 道路坡度估计和试验采集对比

(a) Comparisons of road gradient estimation and experimental acquisition



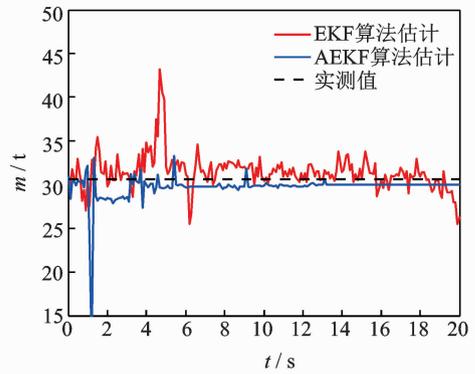
(b) 道路坡度估计和试验采集局部对比

(b) Comparisons of road gradient estimation and experimental acquisition local graph



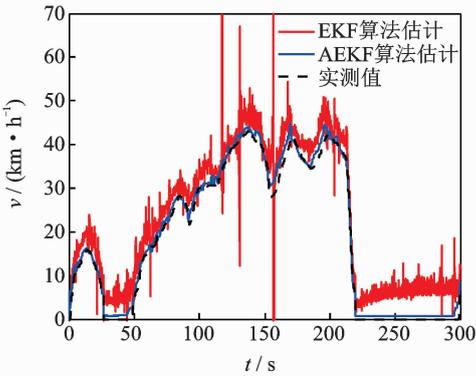
(c) 车辆质量估计和试验采集对比

(c) Comparisons between the estimation of vehicle quality and experimental acquisition



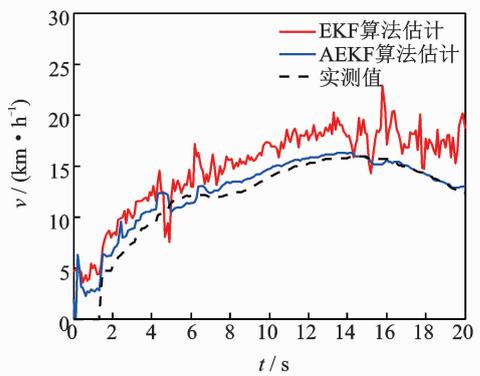
(d) 车辆质量估计和试验采集局部对比

(d) Comparisons between the estimation of vehicle quality and experimental acquisition local graph



(e) 车辆车速估计和试验采集对比

(e) Comparisons between the estimation of vehicle speed and experimental acquisition



(f) 车辆车速估计和试验采集局部对比

(f) Comparisons between the estimation of vehicle speed and experimental acquisition local graph

图 4 基于 EKF 和 AEKF 的各参数估计和试验采集对比

Fig. 4 Comparison of parameter estimation and test acquisition based on EKF and AEKF

2) 通过 etas581 连接 CAN 总线,实时采集车辆运行状态数据进行实车道路试验。利用 AEKF 与 EKF 算法进行对比分析,将算法估计结果与试验值进行比较。可以看出,在车辆纵向动力学模型上,引入遗忘因子的 AEKF 算法能够很好地对车辆质量和坡度信号进行有效滤波和估计,能有效地减小状态估计误差,提高滤波效果。

参 考 文 献

[1] KLOMP M, GAO Y, BRUZELIUS F. Longitudinal velocity and road slope estimation in hybrid electric vehicles employing early detection of excessive wheel slip[J]. Vehicle System Dynamics, 2014, 52(S1):172-188.

[2] LI B, ZHANG J, DU H, et al. Two-layer structure based adaptive estimation for vehicle mass and road

- slope under longitudinal motion [J]. *Measurement*, 2016, 95:439-455.
- [3] SILVA A L D, CRUZ J J D. Fuzzy adaptive extended Kalman filter for UAV INS/GPS data fusion [J]. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 2016, 38(6):1-18.
- [4] 李海青, 杨秀建, 陈蜀乔, 等. 载货汽车质量与路面坡度联合估计方法研究[J]. *汽车技术*, 2015(8): 54-58. LI Haiqing, YANG Xiujian, CHEN Shuqiao, et al. Research on joint estimation method of truck quality and road slope [J]. *Automotive Technology*, 2015 (8): 54-58. (in Chinese)
- [5] JIN M, ZHAO J, JIN J, et al. The adaptive Kalman filter based on fuzzy logic for inertial motion capture system [J]. *Measurement*, 2014, 49(1): 196-204.
- [6] ZHANG X, XU L, LI J, et al. Real-time estimation of vehicle mass and road grade based on multi-sensor data fusion[C]// *Vehicle Power and Propulsion Conference*. [S. l.]: IEEE, 2013: 1-7.
- [7] NGATINI K, APRILIANI E, NURHADI H. Ensemble and fuzzy Kalman filter for position estimation of an autonomous underwater vehicle based on dynamical system of AUV motion[J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 68: 29-35.
- [8] KEN J. Road slope estimation with standard truck sensors[D]. Gothenburg, Sweden: Royal Institute of Technology, 2005.
- [9] 杨殿阁, 连小珉, 张涛, 等. 基于低成本加速度传感器的车载道路坡度识别装置及方法: 中国, 101509768 [P]. 2009-08-19.
- [10] MASSEL T, DING E L, ARNDT M. Investigation of different techniques for determining the road uphill gradient and the pitch angle of vehicles[C]// *American Control Conference*. Boston, Massachusetts: [s. n.], 2014.
- [11] 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.
- [12] 雷雨龙, 付尧, 刘科. 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, 11(11):13-18. LEI Yulong, FU Yao, LIU Ke. Vehicle quality and road gradient estimation based on extended Kalman filter [J]. *Journal of Agricultural Machinery*, 2014, 11(11): 13-18. (in Chinese)
- [13] LINGMAN P, SCHMIDTBAUER B. Road slope and vehicle estimation using Kalman filtering[J]. *Vehicle System Dynamics*, 2016, 37 (2002): 12-23.
- [14] FATHY H K, KANG D S, STEIN J L. Online vehicle mass estimation using recursive least squares and supervisory data extraction [C]// *American Control Conference*. Seattle, Washington, USA: [s. n.], 2008:1842-1848.
- [15] 赵曦晶, 刘光斌, 汪立新, 等. 扩展容积卡尔曼滤波-卡尔曼滤波组合算法[J]. *红外与激光工程*, 2014, 43(2): 647-653. ZHAO Xijing, LIU Guangbin, WANG Lixin, et al. Extended volume Kalman filter-Kalman filter combination algorithms [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43 (2): 647-653. (in Chinese)
- [16] WINSTEAD V, KOLMANOVSKY I V. Estimation of road grade and vehicle mass via model predictive control [C]// *Proceedings of the Control Applications for Modeling, Simulation, and Automobile*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2012:179-189.
- [17] 余志生. 汽车理论[M]. 北京: 机械工业出版社, 1997: 131-134.
- [18] WRAGGE-MORLEY R, HERRMANN G, BARBER P, et al. Gradient and mass estimation from CAN based for a light passenger car[J]. *SAE International Journal of Passenger Cars-Electronic and Electrical Systems*, 2015, 8(1):137-145.
- [19] 鲁曦, 郭伟, 王书翰, 等. 自动变速器换挡控制参数自整定策略应用[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(12): 83-91. LU Xi, GUO Wei, WANG Shuhan, et al. Application of self-tuning strategy for automatic transmission shift control parameters [J]. *Journal of Agricultural Engineering*, 2015, 31 (12): 83-91. (in Chinese)
- [20] KIDAMBI N, HARNE R L, FUJII Y. Methods in vehicle mass and road grade estimation[J]. *SAE International Journal of passenger Cars-Mechanical Systems*, 2014, 7(11): 981-991.
- [21] SUN Y, LI L, YAN B, 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: 416-430.
- [22] WAN E A, NELSON A T. Dual extended Kalman filter methods[M]. New York: John Wiley & Sons, 2001: 157-163.
- [23] 邓自立. 自校正滤波理论及其应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2003: 35-36.



**第一作者简介:**任志英,女,1980年1月生,博士、副教授、硕士生导师。主要研究方向为设备减振降噪、汽车声学故障诊断及设备零部件的耐磨性和表面表征技术。E-mail:renzyrose@126.com

**通信作者简介:**刘星星,男,1992年4月生,博士、讲师。主要研究方向为减振降噪技术。

E-mail:t20017@fzu.edu.cn

