

# 车载激光多普勒测速仪的卡尔曼滤波算法研究

周金男 邬战军 范哲 张月新

(北京航空航天大学仪器科学与光电工程学院, 北京 100191)

**摘要** 为了减小随机误差和野值对车载激光多普勒测速仪测速精度的影响,提出了一种自适应卡尔曼滤波算法。以“当前”统计模型为基础,结合车载测速仪实际特点建立了系统的状态空间模型,并利用速度观测值与预测值之间的偏差进行加速度方差自适应调整,同时根据卡尔曼滤波算法中新息的正交特性和速度估计误差,给出了能够剔除野值并实时反映路面特征的观测噪声方差自适应算法。仿真结果表明该算法的滤波收敛速度和估计精度都明显优于“当前”统计模型算法,实验结果证明该算法能够显著提高测速仪的测速精度与稳健性。

**关键词** 激光光学;车载测速仪;卡尔曼滤波;多普勒

**中图分类号** TN958.98 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL201441.1102006

## Research on Kalman Filter Algorithm for Vehicle Laser Doppler Velocimeter

Zhou Jinnan Wu Zhanjun Fan Zhe Zhang Yuexing

(School of Instrumentation Science and Optoelectronics Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

**Abstract** In order to reduce the influence of random errors and outliers on the accuracy of vehicle laser Doppler velocimeter, an adaptive Kalman filter algorithm is proposed. Based on the "current" statistical model (CSM) and combined with the actual characteristics of vehicle velocimeter, the state-space model of system is built, and the adaptive adjustment of acceleration variance is realized by the deviation between measured and predicted value of speed. The adaptive algorithm for measuring noise variance, which can eliminate outliers and reflect the real-time characteristics of road, is given according to the orthogonal properties of innovation and speed estimation error in Kalman filter algorithm. Simulated results show that the algorithm is better than CSM algorithm in the convergence speed of filtering and estimation accuracy. Experimental results show that this algorithm can significantly improve the accuracy and robustness of velocimeter.

**Key words** laser optics; vehicle velocimeter; Kalman filter; Doppler

**OCIS codes** 140.3460; 280.3340; 120.2440

## 1 引言

激光多普勒测速仪(LDV)利用多普勒效应直接测量载体的地速和航偏角,具有完全自主、反应快、抗干扰性能好、测速精度高等优点,已成为组合导航中重要的速度传感器<sup>[1-3]</sup>。然而未经滤波的 LDV 测速数据往往包含较大的随机误差和野值,这不仅会降低组合导航系统的定位精度,而且还会破坏控制系统的稳健性。因此,设计有效的滤波算法,对提高 LDV 的测速精度与整个系统的性能至关重要<sup>[4]</sup>。文献[5]提出应用小波变换处理多普勒雷达测速信息,以减小随机误差和去除野值,但小波分析

与重构过程将导致控制对象模型非线性程度的加深,文献[6]提出一种基于自适应卡尔曼滤波的方法来提高雷达的测速精度,但其算法中加速度的统计模型过于简单而不适合车载 LDV 系统,文献[7-10]针对机动目标的运动特点提出多种自适应卡尔曼滤波算法,但都停留在仿真实验阶段,且部分算法比较复杂,不便于工程实现。

本文在“当前”统计模型<sup>[11]</sup>基础上,结合车载 LDV 系统特点,对系统状态空间模型的建立、加速度方差和观测噪声方差的计算进行了研究,提出了适合车载 LDV 系统的自适应卡尔曼滤波算法,并

**收稿日期**: 2014-04-30; **收到修改稿日期**: 2014-06-19

**基金项目**: 国家自然科学基金(61101007)

**作者简介**: 周金男(1987-),男,硕士研究生,主要从事激光雷达技术方面的研究。E-mail: zjn\_email@163.com

**导师简介**: 邬战军(1971-),男,博士,副教授,主要从事光纤陀螺方面的研究。E-mail: for\_wzj@yahoo.com.cn

在车载 LDV 上进行了实验验证。

## 2 自适应卡尔曼滤波算法

### 2.1 系统状态空间模型

建立符合系统实际情况的状态空间模型对提高卡尔曼滤波的性能十分重要,文献[11]提出的“当前”统计模型(CSM)由于不需要附加机动检测,具有较好的动态性能而被广泛应用。因此,工程上一般采用CSM作为设计卡尔曼滤波器的基础。

借鉴CSM理论,采用一阶时间相关模型(一阶马尔科夫模型)描述载体运动,即

$$\dot{v}(t) = \bar{a}(t) + a(t), \quad (1)$$

$$\dot{a}(t) = -\alpha \cdot a(t) + w(t), \quad (2)$$

式中  $v(t)$  为载体加速度,  $\bar{a}(t)$  为载体加速度均值,在每一个采样周期内为常数,  $a(t)$  为零均值指数相

关的加速度噪声,  $\alpha$  为载体机动时间常数的倒数,即机动频率,  $w(t)$  是均值为零,方差  $\sigma_w^2 = 2\alpha \cdot \sigma_a^2$  的白噪声,其中  $\sigma_a^2$  为载体加速度方差。

设采样周期为  $T$ ,将(1)式和(2)式离散化可得卡尔曼滤波的系统状态空间模型为

$$\mathbf{X}(k+1) = \Phi \cdot \mathbf{X}(k) + \mathbf{U} \cdot \bar{a}(k) + \mathbf{W}(k), \quad (3)$$

$$y(k) = \mathbf{H} \cdot \mathbf{X}(k) + e(k), \quad (4)$$

式中  $\mathbf{X}(k) = \begin{bmatrix} v(k) \\ v(k) \end{bmatrix}$  为状态向量,  $\Phi =$

$$\begin{bmatrix} 1 & [1 - \exp(-\alpha T)]/\alpha \\ 0 & \exp(-\alpha T) \end{bmatrix}$$
 为状态转移矩阵,

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} T - [1 - \exp(-\alpha T)]/\alpha \\ 1 - \exp(-\alpha T) \end{bmatrix}$$
 为输入控制矩阵,

$\mathbf{W}(k)$  是零均值,

$$\text{方差为 } \mathbf{Q}(k) = 2\alpha \cdot \sigma_a^2 \begin{bmatrix} \frac{4\exp(-\alpha T) - 3 - \exp(-2\alpha T) + 2\alpha T}{2\alpha^3} & \frac{\exp(-2\alpha T) + 1 - 2\exp(-\alpha T)}{2\alpha^2} \\ \frac{\exp(-2\alpha T) + 1 - 2\exp(-\alpha T)}{2\alpha^2} & \frac{1 - \exp(-2\alpha T)}{2\alpha} \end{bmatrix} \text{ 的白噪声}$$

序列,  $y(k)$  为速度观测值,  $\mathbf{H} = [1 \ 0]$  为观测矩阵,  $e(k)$  是零均值,方差为  $R(k)$  的白噪声序列。

在CSM中,  $\alpha$  一般由先验确定或仿真、实验寻找, Berg对参数  $\alpha$  的寻优仿真研究表明,在线自适应调整  $\alpha$  极易造成系统不稳定和滤波发散<sup>[12]</sup>,根据Singer的研究,  $\alpha$  一般取 0.015~0.1 为宜<sup>[13]</sup>。由于车载LDV中  $T < 1$  (一般为 0.1 s),所以  $\alpha T \leq 1$ ,可将(3)式化简为

$$\mathbf{X}(k+1) = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{X}(k) + \mathbf{W}(k), \quad (5)$$

$$\mathbf{Q}(k) = 2\alpha \cdot \sigma_a^2 \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & T \end{bmatrix}, \quad (6)$$

(5)式在形式上与匀加速模型(CA)离散时间状态方程一样,但  $\mathbf{W}(k)$  含义不同。文献[12]已证明,CA模型和CSM模型在  $\mathbf{W}(k)$  相同时滤波的稳态精度和动态精度相当。因此,采用(4)~(6)式构成的状态空间模型进行滤波时可以通过合理调整  $\mathbf{Q}(k)$  获得与CSM模型相当的滤波效果。

### 2.2 加速度方差自适应算法

在时间相关模型中,  $\sigma_a^2$  对滤波的性能影响很大。CSM模型在假设目标加速度服从修正瑞利分布的前提下结合加速度上下限给出了  $\sigma_a^2$  的自适应算法,该算法对机动性较强的目标滤波效果良好,但不适合对无机动和弱机动性的目标进行滤波<sup>[7]</sup>。针对这一缺陷,

利用速度预测值和观测值间的偏差来调整加速度方差,提出了一种新的加速度方差自适应算法。

在采样周期  $T$  内,速度与加速度的变化有如下关系:

$$\Delta v(k) = [a(k) + \Delta a]T, \quad (7)$$

设  $k$  时刻载体速度预测值为  $v(k|k-1)$ ,速度观测值为  $y(k)$ 。由于  $v(k|k-1)$  没有考虑  $k-1$  时刻到  $k$  时刻加速度扰动对速度观测值的影响,因此可用  $k$  时刻  $y(k)$  与  $v(k|k-1)$  之间的偏差来近似表示这种扰动关系:

$$\Delta a = \frac{1}{T} [y(k) - v(k|k-1)], \quad (8)$$

鉴于载体机动加速度方差与加速度的绝对值成线性关系,结合(8)式可令

$$\sigma_a^2 = C |y(k) - v(k|k-1)|, \quad (9)$$

式中  $C$  为正值量纲变换系数。

由(9)式可见,当载体没有发生机动或机动较小时,  $y(k)$  与  $v(k|k-1)$  相差不大,故  $\sigma_a^2$  较小;当载体发生机动时,  $y(k)$  显然要偏离  $v(k|k-1)$ ,所以  $\sigma_a^2$  较大。因此,这种新的方差自适应调整关系能够较好地实时反映目标的机动和非机动情况,具有较高的实际应用价值。

## 2.3 观测噪声方差自适应算法

实际应用中,由于 LDV 系统自身的原因和外界的干扰,观测值  $y(k)$  存在部分野值,严重影响了滤波的性能,即使剔除野值后  $e(k)$  的统计特性也会随路面的变化而有所不同。为了提高状态估计的精度,通过卡尔曼滤波算法中新息的正交特性和 LDV 测量值相对于卡尔曼滤波估计值的波动情况来自适应调整  $R(k)$ ,提出了一种观测噪声方差自适应算法。

在标准卡尔曼滤波算法中,若  $y(k)$  满足判别式

$$|y(k) - v(k|k-1)| \leq$$

$$\gamma \sqrt{\mathbf{H} \cdot \mathbf{P}(k|k-1) \cdot \mathbf{H}^T + R(k-1)}, \quad (10)$$

则认为  $y(k)$  是正常值,且观测噪声方差近似为

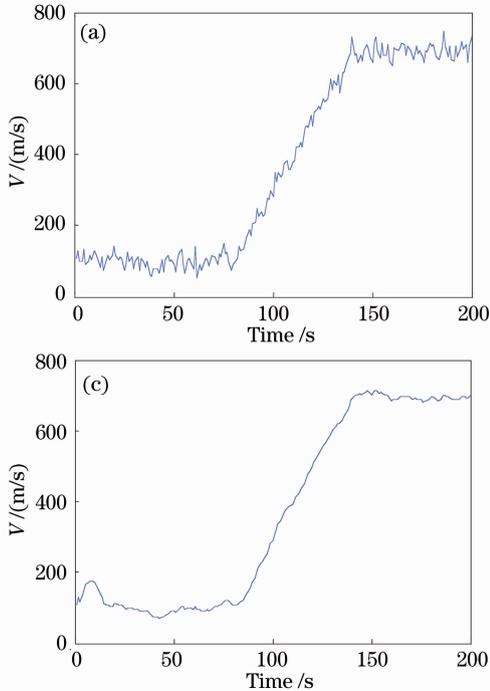
$$R(k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y(k-i) - v(k-i)]^2, \quad (11)$$

反之,认为  $y(k)$  是野值,此时观测噪声方差可由新息正交性实时估计<sup>[14]</sup>:

$$R(k) = y(k)^2 - v(k|k-1)^2 - \mathbf{H} \cdot \mathbf{P}(k|k-1) \cdot \mathbf{H}^T, \quad (12)$$

式中  $\gamma$  为常数,可取 3 或 4,  $\mathbf{P}(k|k-1)$  为预测误差协方差阵,  $y(k-i)$ 、 $v(k-i)$  ( $i=1,2,\dots,N$ ) 为载体最接近  $k$  时刻的前  $N$  个正常速度观测值和估计值。

由(11)式可见,窗口长度  $N$  选取较小时,  $R(k)$  不能很好地反映路面变化情况,导致滤波器的估计精度较差;而当  $N$  取值较大时,滤波器的动态响应



较慢,系统的延时较长。所以实际应用中应权衡系统响应速度和估计精度合理选取  $N$  的大小。

## 3 仿真对比与实验测试

### 3.1 仿真对比

为了验证上述状态空间模型与加速度方差自适应算法的有效性,将其与时间相关模型中性能最为突出的 CSM 算法在两种典型的机动情况下作 500 次 Monte Carlo 仿真对比,评价指标为载体速度估计的均方根误差(RMSE)。

仿真中  $v_0=100$  m/s,  $a_0=0$  m/s<sup>2</sup>,  $\alpha=0.1$  Hz,  $T=0.1$  s,  $a_{\max}=50$  m/s<sup>2</sup>,  $R(k)=400$  (m/s)<sup>2</sup>,具体场景设计如下:

场景一 载体作脉冲加速度机动。0~79 s 加速度为 0 m/s<sup>2</sup>, 80~139 s 加速度为 20 m/s<sup>2</sup>, 140~199 s 加速度为 0 m/s<sup>2</sup>,仿真结果如图 1 所示。

场景二 载体作正弦加速度机动。0~199 s 加速度为  $40\sin(0.1t)$  m/s<sup>2</sup>,仿真结果如图 2 所示。

对比图 1 和图 2 可知,本文提出的算法在两种典型机动情况下都具有良好的滤波效果,其对载体速度的估计比 CSM 算法更为平滑。从图 1(d)、图 2(d)可以看出,提出的新算法对载体速度估计的均方根误差明显小于 CSM 算法,其滤波收敛的速度也比 CSM 算法快,虽然在图 1(d)中 80 s 和 140 s 附近存

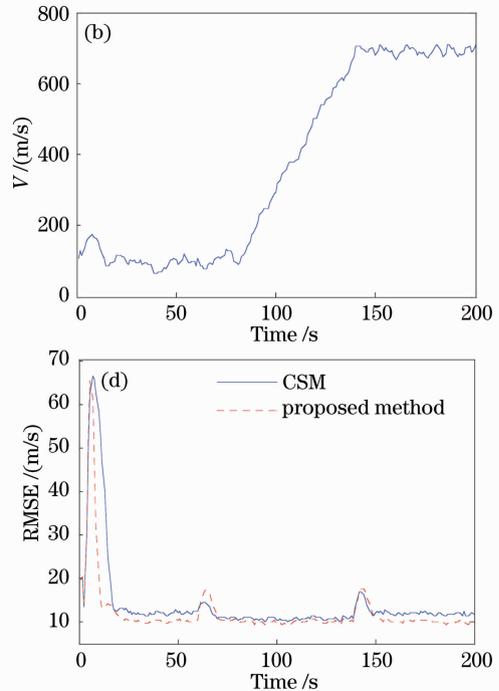


图 1 仿真实验一。(a)实际观测值;(b)CSM 估计值;(c)本文算法估计值;(d)均方根误差对比

Fig. 1 Simulation experiment 1. (a) Actual observation; (b) CSM estimate; (c) proposed method estimate; (d) contrast the RMSE

在较大误差,但实际应用中,通常情况下车载平台一般不会突然出现一个较大的机动过程,因此,在车载

LDV 中本文提出的算法明显优于 CSM 算法。

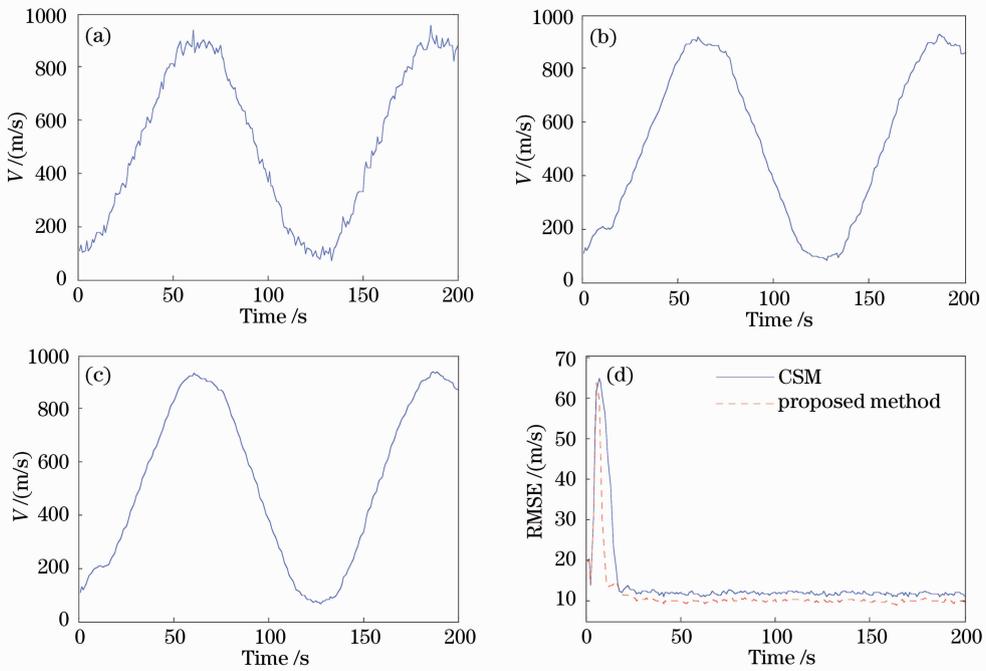


图 2 仿真实验二。(a)实际观测值;(b)CSM 估计值;(c)本文算法估计值;(d)均方根误差对比

Fig. 2 Simulation experiment 2. (a) Actual observation; (b) CSM estimate; (c) proposed method estimate; (d) contrast the RMSE

### 3.2 实验测试

为了验证提出的自适应卡尔曼滤波算法的实际性能,采用自主研发的车载 LDV 样机在同一环境下进行两次实验测试。系统原理如图 3 所示,实验场景如图 4 所示,将 LDV 安装在车式载体侧面随载体一起运动,由光纤准直器照射到地面上的光束会在大地表面发生漫反射现象,通过探测散射回波的多普勒频移即可解算出载体相对于地面的运动速度<sup>[15]</sup>。

实验中载体大致经历加速、匀速、减速三个机动过程,同时使用德国 KISTLER 公司的 Microstar II 微波测速仪测速数据作为载体速度信息的参考。

实验一 原始 LDV 的测速结果和 Microstar II 的测速结果对比,如图 5 所示。

实验二 基于自适应卡尔曼滤波算法改进后的 LDV 测速结果和 Microstar II 的测速结果对比,如图 6 所示。

从图 5 中可以看出,未经滤波处理的 LDV 测速数据中存在较大的随机测量误差和大量的野值,严重影响了测速仪的性能。由图 6 可知,提出的自适应卡尔曼滤波算法对载体加速、匀速、减速等机动过程都具有良好的滤波效果,改进的 LDV 测速数据中不仅没有野值而且随机测量误差也明显减小。进一步对比图 6 中 LDV 和 Microstar II 的测速数据可以发现,改进的 LDV 测速数据不存在时间延迟,而且能够较好地反映载体细微的运动状态。

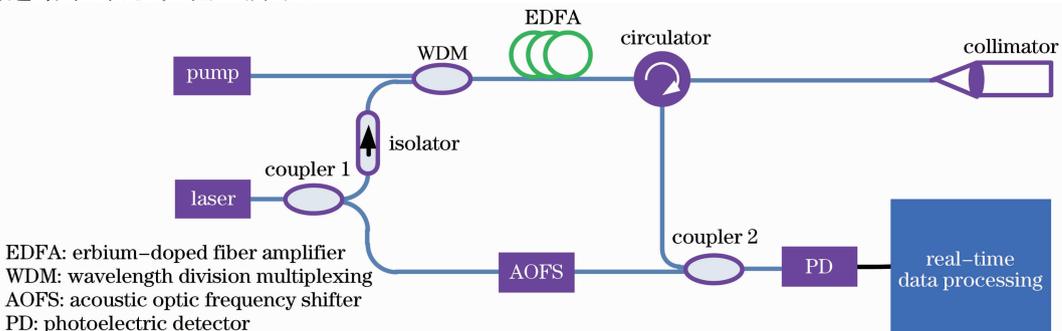


图 3 车载 LDV 系统原理图

Fig. 3 Schematic of laser Doppler velocimetry system on vehicle

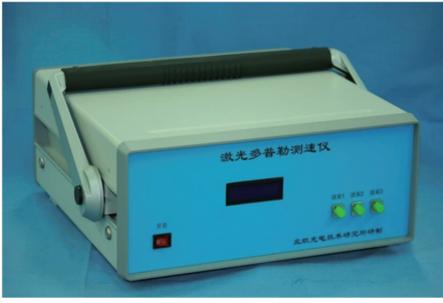


图4 外场实验场景

Fig. 4 Scene of outdoor experiment

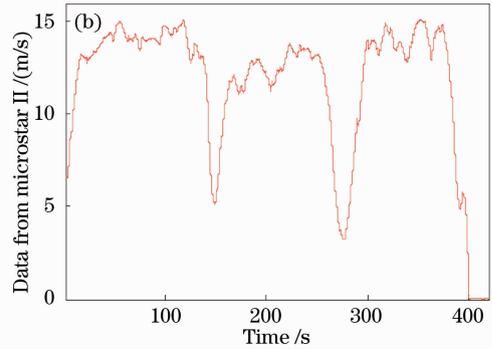
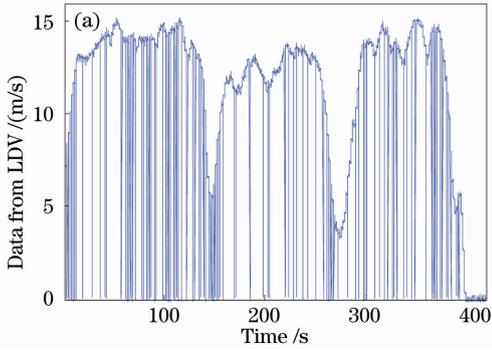


图5 外场实验一测速结果

Fig. 5 Result of first outdoor experiment

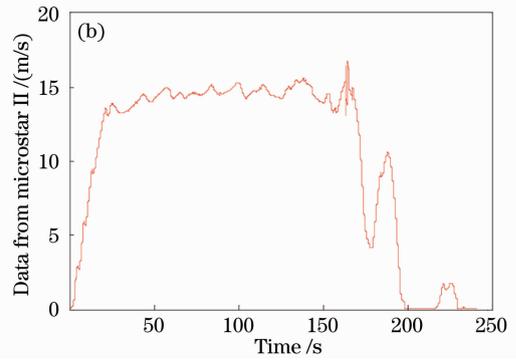
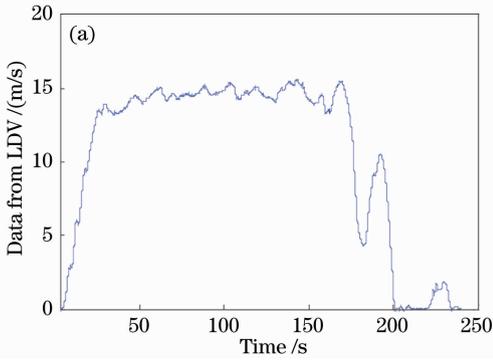


图6 外场实验二测速结果

Fig. 6 Result of second outdoor experiment

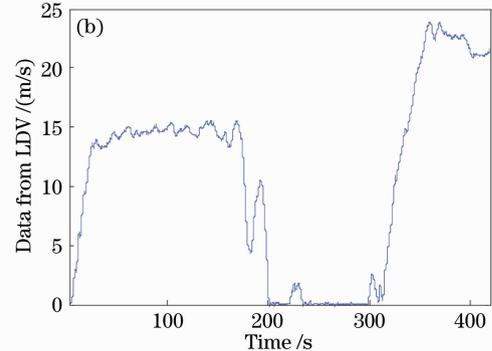
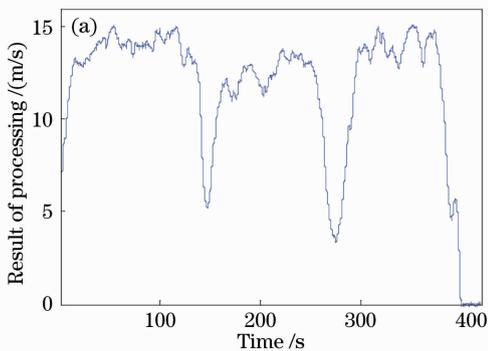


图7 (a) 离线处理结果; (b) 实时处理结果

Fig. 7 (a) Result of off-line processing; (b) result of real-time processing

为了更好地说明提出的新算法对车载 LDV 数据的处理是有效的,一方面通过新算法对实验一中 LDV 的数据进行离线处理,结果如图 7(a)所示,另一方面延长外场实验二中 LDV 测速结果观测时间,其结果如图 7(b)所示。

综上所述,提出的自适应卡尔曼滤波算法能够有效地改善车载 LDV 的性能。

## 4 结 论

对卡尔曼滤波技术在车载激光多普勒测速仪中的应用进行了研究,提出了一种适合于车载 LDV 的自适应卡尔曼滤波算法,该算法不需要附加机动检测、计算量小、没有时间延迟、便于工程实现。仿真对比表明该算法在车载 LDV 中具有明显的优越性,实验测试证明了该算法在车载 LDV 中的有效性。

## 参 考 文 献

- Snyder J. Doppler velocity log (DVL) navigation for observation-class ROVs[C]. OCEANS 2010, IEEE, 2010. 1-9.
- Sui Xiaolin, Zhou Shouhuan, Zhao Hong, *et al.*. Research on an all-fiber structure velocity measurement coherent lidar [J]. Chinese J Lasers, 2013, 40(12): 1208007.  
睦晓林, 周寿桓, 赵 鸿, 等. 一种全光纤结构的相干激光测速雷达研究[J]. 中国激光, 2013, 40(12): 1208007.
- Fan Zhe, Zhang Chunxi, Ou Pan, *et al.*. Research on beam pointing angle for three-beam Doppler vehicle lidar[J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(2): 0214001.  
范 哲, 张春熹, 欧 攀, 等. 车载三波束多普勒激光雷达波束配置研究[J]. 中国激光, 2014, 41(2): 0214001.
- Zhang Qiang, Sun Yao, Wan Lei, *et al.*. An adaptive Kalman filter algorithm for a Doppler velocity log [J]. J Harbin Engineering University. 2011, 32(12): 1534-1538.  
张 强, 孙 尧, 万 磊, 等. 多普勒测速声呐的自适应 Kalman 滤波算法[J]. 哈尔滨工程大学学报. 2011, 32(12): 1534-1538.
- Bai Hongyang, Xue Xiaozhong, Chen Shuai, *et al.*. The analysis of data filter for Doppler radar[J]. Fire Control & Command Control, 2011, 36(3): 89-91.  
白宏阳, 薛晓中, 陈 帅, 等. 多普勒雷达测速信号滤波方法分析[J]. 火力与指挥控制, 2011, 36(3): 89-91.
- Ji Bingbing, Mai Peipei, Su Tao. An algorithm based on Kalman filter for locomotive speed radar [J]. Fire Control Radar Technology, 2009, 38(1): 43-47.  
姬冰冰, 买培培, 苏 涛. 一种基于卡尔曼滤波的机车测速雷达算法[J]. 火控雷达技术, 2009, 38(1): 43-47.
- Zhu Ziqian, Hu Shiqiang. Airborne Radar Multi-Target Tracking Technology [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2013. 83-115.  
朱自谦, 胡士强. 机载雷达多目标跟踪技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2013. 83-115.
- Zhang Anqing, Wen Cong, Zheng Rungao. The simulation analysis of improved target tracking algorithms based on current statistical model[J]. Radar & Ecm, 2012, 32(1): 24-27.  
张安清, 文 聪, 郑润高. 基于当前统计模型的目标跟踪改进算法仿真分析[J]. 雷达与对抗, 2012, 32(1): 24-27.
- Qian Guanghua, Li Ying, Luo Rongjian. One maneuvering frequency and the variance adaptive filtering algorithm for maneuvering target tracking[J]. J Radars, 2013, 2(2): 257-264.  
钱广华, 李 颖, 骆荣剑. 机动目标跟踪中一种机动频率和方差自适应滤波算法[J]. 雷达学报, 2013, 2(2): 257-264.
- Chang G. Kalman filter with both adaptivity and robustness[J]. J Process Control, 2014, 24(3): 81-87.
- Zhou Hongren, Jing Zhongliang, Wang Peide. Tracking of Maneuvering Targets [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1991. 134-176.  
周宏仁, 敬忠良, 王培德. 机动目标跟踪[M]. 北京: 国防工业出版社, 1991. 134-176.
- Pan Quan, Liang Yan, Yang Feng, *et al.*. Modern Target Tracking and Information Fusion [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2009. 41-49.  
潘 泉, 梁 彦, 杨 峰, 等. 现代目标跟踪与信息融合[M]. 北京: 国防工业出版社, 2009. 41-49.
- Singer R A. Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets[J]. Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1970, 6(4): 473-483.
- Luo Zhibin, Liu Xianxing, Hu Zhentao, *et al.*. Kalman prediction algorithm restraining outliers based on innovation property[J]. J Henan University (Natural Science), 2006, 36(4): 79-82.  
罗志斌, 刘先省, 胡振涛, 等. 基于新息特性抗野值 Kalman 预测算法[J]. 河南大学学报(自然科学版), 2006, 36(4): 79-82.
- Zhou Jian, Long Xingwu. Laser Doppler velocimeter for vehicle inertial navigation system [J]. Chinese J Lasers, 2010, 37(5): 1316-1321.  
周 健, 龙兴武. 用于车载自主惯导系统的激光多普勒测速仪[J]. 中国激光, 2010, 37(5): 1316-1321.

栏目编辑: 何卓铭