

DOI: 10.13382/j.jemi.B2103928

轻量级 MEMS-LIDAR 测距去噪算法研究*

苟辛琳¹ 李则辰² 梁永楼³ 刘涛^{1,4} 梅偌玮¹ 王鼎康⁵

(1. 成都信息工程大学电子工程学院 成都 610225; 2. 重庆大学自动化学院 重庆 400044;
3. 北京华云星地通科技有限公司 北京 100089; 4. 中国气象局大气探测重点开放实验室 成都 610225;
5. 佛罗里达大学 盖恩斯维尔 32603)

摘要:为解决激光雷达定位回波峰值时容易受到噪声干扰而导致测距结果存在误差偏大的问题。采用以两次卡尔曼滤波算法为基础,提出一种能够有效抑制噪声的算法。首先对时域回波进行卡尔曼滤波,然后对连续周期内的峰-峰位置差再次进行周期域的卡尔曼滤波,最后将峰-峰位置差映射为真实的空间距离。实验结果表明,上述算法处理后的距离方差降为去噪前方差的6%以下,平均绝对误差和均方根误差降为去噪前的20%~50%,说明所设计的滤波算法能有效降低噪声影响,使得测距结果更加稳定。

关键词: MEMS-LIDAR; OSLRF-01; 激光雷达; 卡尔曼滤波

中图分类号: TN95 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510

Research on ranging denoising algorithm on lightweight MEMS-LIDAR

Gou Xinlin¹ Li Zechen² Liang Yonglou³ Liu Tao^{1,4} Mei Ruowei¹ Wang Dingkan⁵

(1. College of Electronic Engineering, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China;
2. Chongqing University, Chongqing 400044, China; 3. Beijing Huayun Shinetek Science and Technology Company,
Beijing 100089, China; 4. CMA. Key Laboratory of Atmospheric Sounding-KLAS, Chengdu 610225, China;
5. Department of Electrical and Computer Engineer, University of Florida, Gainesville 32603, USA)

Abstract: In order to solve the problem of large errors in the ranging results caused by the interference of noise when the lidar locates the echo peak. Based on the two-time Kalman filter algorithm, this paper proposes an algorithm that can effectively suppress noise. First, perform Kalman filtering on the time-domain echo, then perform the period-domain Kalman filtering again on the peak-to-peak position difference in consecutive periods, and finally map the peak-to-peak position difference to the true spatial distance. Experimental results show that the distance variance after processing by the above algorithm is reduced to less than 6% of the denoising front error, and the average absolute error and root mean square error are reduced to about 20% to 50% before denoising, indicating the filtering algorithm designed in this paper. It can effectively reduce the influence of noise and make the ranging result more stable.

Keywords: MEMS-LiDAR; OSLRF-01; LiDAR; Kalman filtering

0 引言

激光雷达作为一种先进的探测和遥感技术,在测绘^[1]、遥感^[2]、气象^[3]、无人驾驶^[4]等方面得到了广泛应用,特别是在无人驾驶汽车中,其高精地图、实时定位、障

碍物检测、环境感知^[5]等功能实现都离不开激光雷达。近年来,激光雷达的小型化、轻量化^[6]成为其研究和应用的热点。传统的转动机构主要以电机驱动实现高速的空间扫描;近年来,微电机系统(micro electro mechanical system, MEMS)动镜的驱动方式运用于激光雷达成为一种新颖的技术,能够实现毫米级激光束宽度的空间扫描

需求^[7-8]。

激光雷达的测距原理同普通的电磁波雷达相似^[9],不同点是前者发射和反射信号均为激光信号^[10-11]。激光雷达具有探测灵敏度高、发射功率小、分辨率高等优点。但是,与其他类型的雷达一样,激光雷达的信号中,其包含了所需信息、观测噪声和空间中的干扰信号。激光信号在传播过程中的散射、透射等复杂因素导致其回波容易受到噪声污染,此外激光雷达发射机和接收机还会引入若干的内部噪声^[12],利用卡尔曼滤波的可以有效滤除部分噪声^[13]。

本文在前期研究中,实现了一种轻量化激光雷达,使用毫米级的 Al-SiO₂ 电热双轴 MEMS 微镜作为空间扫描机构,初步实现了空间扫描功能^[14-15]。在数据处理中发现回波信号的噪声较大,主要表现在回波峰值处跳变严重,严重影响了峰值测量精度以及后续的空间定位应用。因此,研究工作进一步致力于研究去噪算法以达到提高信噪比的目的。本文主要采用两次分别对时间域和周期域的卡尔曼滤波,并结合高斯拟合、线性拟合等方法的方式设计滤波算法,探讨卡尔曼滤波算法对激光雷达回波信号处理的效果,以期达到改善激光雷达信号处理性能的目的。通过多组实验数据,对比去噪算法前后的各项性能指标,进一步验证算法的有效性。

1 轻量级 MEMS-LiDAR 系统

激光雷达的测距原理是:通过激光器发射激光脉冲,激光在传播过程中遇到障碍物发生反射,沿原路径返回并被光电探测器所捕获^[12],如图 1 所示。

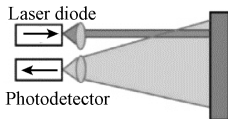


图 1 简化激光雷达示意图

Fig. 1 Simplified LiDAR diagram

其测距模型为:

$$D = \frac{1}{2}c\Delta T \quad (1)$$

式中: c 为光速; ΔT 为激光的收发时间差 (time of flight, TOF); D 为被测物体距离。

本文在前期研究中构建了一套基于 OSLRF-01 激光收发模组和 MEMS 微镜的轻量级激光雷达系统^[14-16],如图 2 所示,其探测距离为 10 m,探测精度为 1 cm,其中 MEMS 微镜采用了 Al-SiO₂ 电热双轴 MEMS 微镜,直径约为 2 mm。系统通过电驱动方式实现 MEMS 反射镜偏转从而将激光源的出射光脉冲发射到指定方向,从而实现

空间扫描。该系统以 Arduino 作为微控制单元 (micro-controller unit, MCU),控制 MEMS 微镜的扫描模式,并处理回波信号,最终输出测距数据。通过 MEMS 微镜驱动,可以实现低电压、低电流、数字化驱动的低功率轻量级激光雷达^[17]。

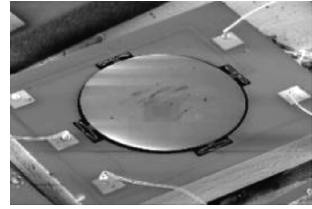


图 2 MEMS 微镜放大图

Fig. 2 MEMS mirror profile

由于激光在空气中传播速度极快,1 cm 的分辨率需要皮秒级数模转换 (digital to analogue conversion, DAC) 采样,这对电子器件提出了极高的要求。OSLRF-01 采用了等效时间 (equivalent time sampling, ETS) 的方法,通过对多个连续周期的多个位置采样来合成一个与原周期信号包含相同信息的合成信号,其采样过程原理如图 3 所示。ETS 是激光雷达常用的数据采样方法^[18]。图 3 中被采样信号是一个高频周期信号 (input signal),触发信号 (trigger signal) 经过固定的周期数后,并达到触发电平 (trigger level) 的条件下,再延迟一定时间 (sequential delay) 采样。图 3 中,依次获得 1, 2, 3, ..., $n-1, n$ 处的采样信号点,再重建得到等效采样信号 ETS。通过 ETS 处理后的波形与原波形的形状相似,区别在于波形持续时间变成了原波形的 n 倍。

通过 ETS 方法可以极大降低器件的复杂程度。在 ETS 处理中,从 MCU 计算得到的峰-峰差不是真实收发时间差 ΔT ,而是关于 ΔT 的函数,即测距模型为:

$$D = \frac{1}{2}c\Delta f(\Delta T) \quad (2)$$

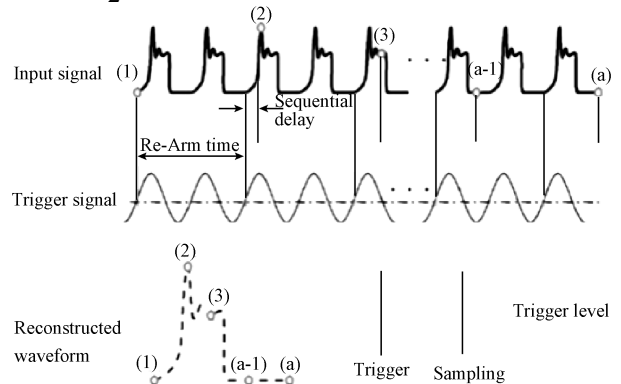


图 3 等效时间采样过程

Fig. 3 Equivalent time sampling process

在实际系统测试中发现,本应该比较平滑的 ETS 回波的峰值附近被噪声严重污染而出现很多随机波动,很难稳定的估算回波峰值位置,如图 4 所示,图 4 中峰值附近约 400 个采样点的波形,而非一个完整周期的回波。本文针对该问题提出基于卡尔曼滤波的去噪算法。

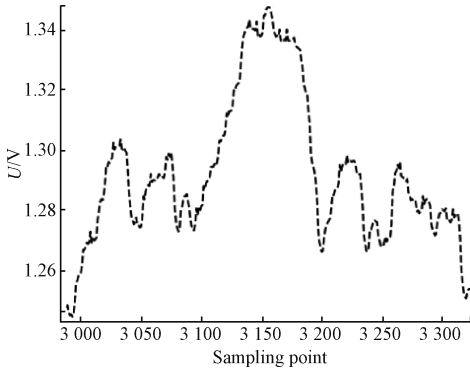


图 4 被污染的回波峰值附近波形

Fig. 4 Contaminated waveform surrounding echo peak

2 方案总体流程设计

本文去噪算法选用 Python 语言作为设计语言,使用 Intel i7+Win10 的笔记本电脑作为仿真平台。通过 AD 模组将原系统的 ETS 回波信号采样,再进行离线处理和分析。实验提取的主要信息为发射波与反射波经过 ETS 采样后的波峰采样位置之差或时间差,简称峰-峰差,时间差可由采样位置差除以采样频率得到。本文数据分析流程如图 5 所示。

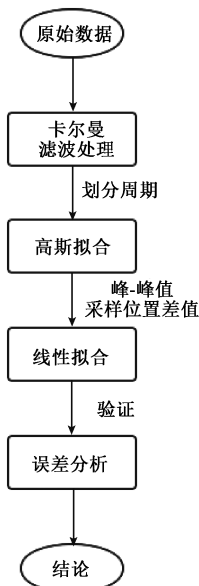


图 5 信号处理总体流程

Fig. 5 General flow chart of signal processing

本文项目研究的执行过程如下:首先,依次读取 OSLRF-01 输出的发射和反射两个通道的数据;对发射波和反射波进行卡尔曼滤波;然后对反射波进行高斯拟合;接着求发射波与反射波之间的峰-峰位置差,代入线性方程求得最终的目标距离,目标距离再经过第 2 次卡尔曼滤波进一步减小距离输出时的波动。其中线性方程需要采用线性模型,通过若干组样本离线学习求得。

在分析阶段,根据所得的线性方程和各个数据文件的发射波与反射波的峰-峰时间差,计算出激光测距距离的测量值,将其与标准距离进行比较,并进行误差分析,检验数据处理的效果。

3 处理算法流程

3.1 卡尔曼滤波

卡尔曼滤波原理主要分为预测和修正两部分,即先预测一个值,再根据预测误差和测量误差得出卡尔曼增益,卡尔曼增益会随着测量误差和预测误差的不同而不断更新,从而达到计算最优估计值的目的^[19-20]。因此应用卡尔曼算法进行滤波应满足两个基本假设:系统是线性的和系统的测量噪声主要是高斯白噪声。

本文激光脉冲经过复杂的传播过程受到了噪声干扰(白噪声),此外 ETS 器件也引入了若干的内部噪声(热噪声、振动噪声和散粒噪声等),使得反射波在峰值位置出现了若干的锯齿形的波动。其放大图如图 6(a)所示。卡尔曼滤波的 5 个基本公式如下:

$$\mathbf{X}(k|k-1) = \mathbf{A}\mathbf{X}(k-1|k-1) + \mathbf{B}\mathbf{U}(k) + \mathbf{W}(k) \quad (3)$$

$$\mathbf{P}(k|k-1) = \mathbf{A}\mathbf{P}(k-1|k-1)\mathbf{A}' + \mathbf{Q}(k) \quad (4)$$

$$\mathbf{X}(k|k) = \mathbf{X}(k|k-1) + \mathbf{K}_g(k) [\mathbf{Z}(k) - \mathbf{H}\mathbf{X}(k|k-1)] \quad (5)$$

$$\mathbf{K}_g(k) = (\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}') / \{\mathbf{H}\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}' + \mathbf{R}\} \quad (6)$$

$$\mathbf{P}(k|k) = (1 - \mathbf{K}_g(k)\mathbf{H})\mathbf{P}(k|k-1) \quad (7)$$

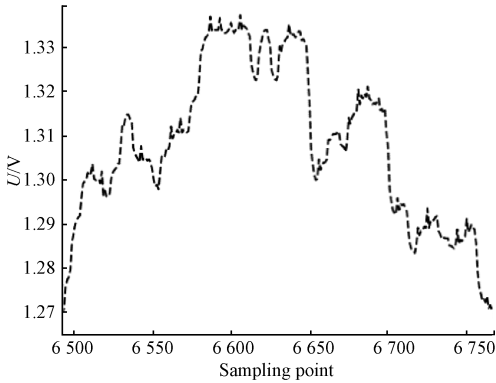
式中: $\mathbf{X}(k|k-1)$ 表示 k 时刻先验状态估计值; $\mathbf{X}(k|k)$ 、 $\mathbf{X}(k-1|k-1)$ 分别表示 k 和 $k-1$ 时刻后验状态估计值; \mathbf{A} 是状态转移矩阵; \mathbf{B} 是输入增益; $\mathbf{U}(k)$ 是 k 时刻的输入; $\mathbf{P}(k|k-1)$ 是 k 时刻的先验估计协方差,能随着迭代很快收敛; $\mathbf{P}(k|k)$ 、 $\mathbf{P}(k-1|k-1)$ 是 k 和 $k-1$ 时刻的后验估计协方差; $\mathbf{Q}(k)$ 是过程激励噪声的协方差; $\mathbf{K}_g(k)$ 是卡尔曼增益; $\mathbf{Z}(k)$ 是测量值; \mathbf{H} 是量测矩阵; \mathbf{R} 是测量噪声协方差。

本文根据上述模型对各参数的说明和配置,参考各种简化模型以及经验值,通过多次调参,对比曲线的走势、收敛程度、与测量值的贴合程度等综合因素,最终选择参数如下:

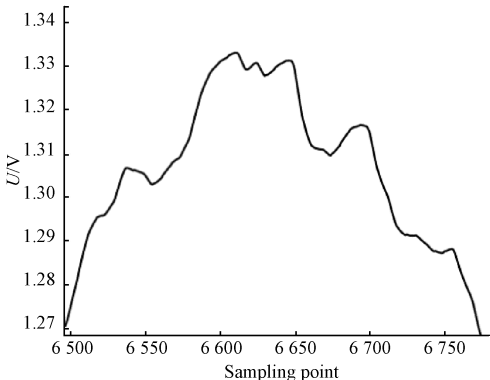
$$\begin{cases} A = 1 \\ P = 1 \\ R = 0.01 \end{cases} \quad (8)$$

$$X(k | k - 1) = X(k - 1 | k - 1)$$

反射波经卡尔曼滤波前后对比效果如图 6 所示。



(a) 卡尔曼滤波前
(a) Before Kalman filter



(b) 卡尔曼滤波后
(b) After Kalman filter

图 6 某一次反射波波峰区域

Fig. 6 Part waveform surrounding echo wave peak

由图 6 可以看出,卡尔曼滤波后的噪声已大幅减少,极大的提高了波形平滑度,但在波峰区域仍存在少量噪声,造成波峰在时间轴上偏移,因此,在单个周期的反射波经过卡尔曼滤波后,在波峰附近进一步使用高斯拟合进行平滑处理。

3.2 周期划分

由于系统没有帧同步或周期同步信号指示每个周期的起点或终点。所以需要进行周期划分,其目的主要是保证同一次发射-接收波形处于同一个划分周期内,避免波形错分,如图 7 所示。

图 7 某一测距信号中开始部分图像,实线为发射信号,虚线为反射信号。周期划分的具体步骤如下:由发射信号的两个波峰和波谷高度差分布,设置大小两个阈值,其中大阈值应当满足大于小波峰,小于大波峰,小阈值应当满足大于波谷,小于小波峰。以标准距离为 41 inch 的

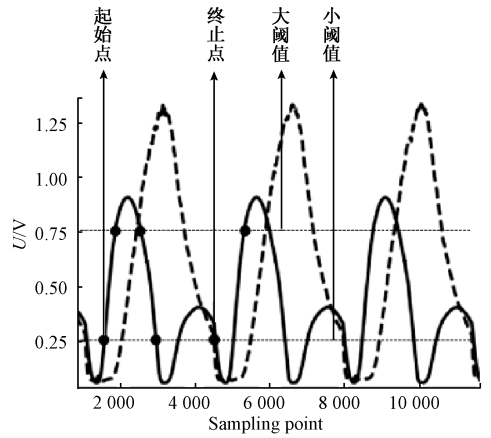


图 7 示意图

Fig. 7 The sketch map

文件中的其中两个周期为例,划分效果如图 8 所示。

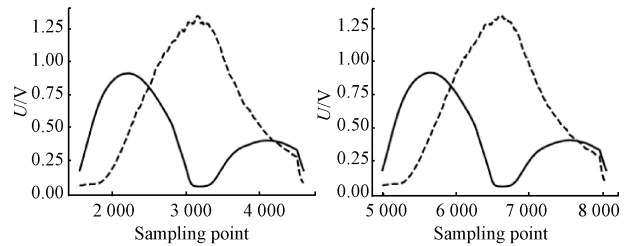


图 8 信号周期划分效果

Fig. 8 The effect diagram of signal period division

图 8 中横轴为采样点,纵轴为信号强度。实线为发射信号,虚线为反射信号。

3.3 高斯拟合

高斯拟合的原理是假设波形特点符合高斯函数形状,则可用高斯函数来表示该波形^[21]。高斯函数形如下:

$$f(x) = ae^{-\frac{(x-b)^2}{2\sigma^2}} \quad (9)$$

式中: a 是曲线尖峰高度; b 是尖峰中心的坐标; σ^2 是方差。本文选用 Python 中的 `scipy.optimize` 模块中的 `curve_fit()` 函数对卡尔曼滤波后的反射波进行数据拟合,以 42 in (1 in = 25.4 mm) 的文件中的其中一个周期为例,拟合结果如图 9 所示,虚线为高斯拟合前的曲线,实线为拟合后的曲线。

3.4 第 2 次卡尔曼滤波

经高斯拟合后,能够有效的搜索到回波峰值,再结合发射波的峰值,可以计算出发射波与反射波的峰-峰位置差。连续多个周期的位置差如图 10 所示(离散点),图 10 中横轴为周期序号,纵轴为峰-峰位置差,虚线为滤波后的位置差,水平线为真实值。从图 10 可以发现,离散

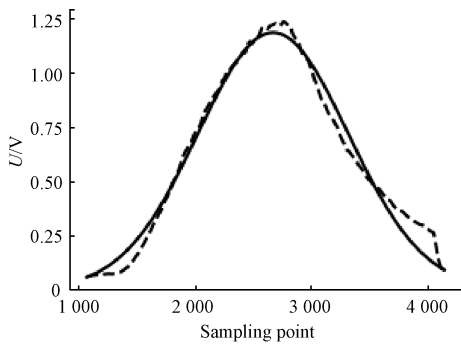


图 9 高斯拟合效果

Fig. 9 Gaussian fitting rendering

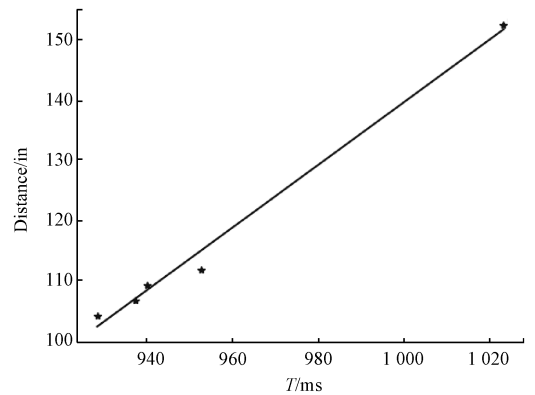


图 11 线性拟合

Fig. 11 Linear fitting

点波动仍比较剧烈,主要是电信号采集电路中的热噪声和电磁辐射干扰噪声等。因此,有必要对连续多个周期的峰-峰位置差再次进行卡尔曼滤波,进一步消除数据波动。处理后的波形结果如图 10 所示(虚线)。由图 10 可知,第 2 次卡尔曼滤波后波动减少。开始几个周期波动幅度较大,随着滤波迭代的进行,波动幅度明显降低。

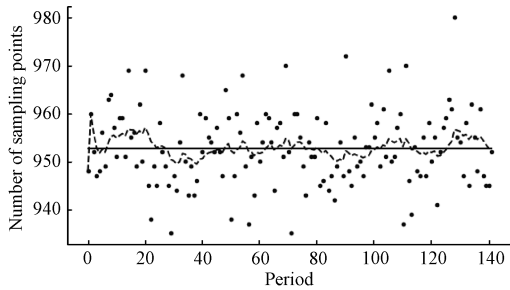


图 10 采样点之差

Fig. 10 The difference of sampling points

3.5 距离映射

利用求得峰-峰位置差与采样频率可以求得时间差,并通过光速即可求出距离。但是实际上该方法求出的误差较大。根据实验分析,测距模型(2)中函数 $f(\cdot)$ 是关于 ΔT 的函数。本文将 $f(\cdot)$ 建模为关于 ΔT 的线性函数,采用线性回归方法,利用已有数据文件及标定真值,建立峰-峰位置差到空间距离的映射关系。

设线性回归方程为:

$$y = ax + b \quad (10)$$

式中: x 为峰-峰时间差; y 为雷达到物体的空间距离; a 、 b 为待定参数。本文实验中采用 5 组实测数据,每一个文件内的多组数据对应一个固定的距离值,依次为 41、42、43、44、60 in。最终拟合直线如图 11 所示。

图 11 中离散点为实测数据,实线为拟合后的直线,拟合得到的线性方程为:

$$y = 0.205x - 150.592 \quad (11)$$

在线检测中,所得的峰-峰时间差代入上述方程就可以求得最终的距离。

4 实验结果与误差分析

图 12 所示为 3 组实验数据的连续多个周期的处理结果,目标物距离分别为 41、43、60 in。在 13(a) 图中可以看到,对 41 in 数据,未过滤波前数据的最大绝对误差超过 3 in,滤波后最大绝对误差约为 1.5 in。且数据波动小于 1 in。在 43 和 60 in 两组数据中,数据波动均小于 1 in,且更加接近真实值,改进效果更加明显。

图 12 中离散点为原数据经卡尔曼滤波后得到的时间差,再根据拟合方程的得到的测距值;对离散点进行卡尔曼滤波后得到点线;虚线为点线舍去左侧波动幅度较大后,剩余部分的均值;实线为真实值。进一步的定量的对比分析通过滤波前后方差、平均绝对误差和均方根误差等 3 个指标进行对比,公式如下:

$$D = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \text{mean}(x))^2 \quad (12)$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \text{mean}(x)| \quad (13)$$

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - x_{\text{real}})^2}{n}} \quad (14)$$

定量的对比分析如表 1 所示。表 1 中卡尔曼滤波前后分别代表图 12 的离散点与点线。由表 1 的数据,结合图 12 中与之对应的各点各线的分布状况可知,滤波前方差均大于 2.0,滤波后方差降低 1 个数量级,达到 1.0 以下,滤波后的方差约为滤波前方差的 6% 左右,说明滤波后离散度降低,数据更加稳定;滤波后的平均绝对误差和均方根误差均大幅度降低,以 42 in 为例,平均绝对误差和均方根误差分别为滤波前的 21% 和 22%,其他几组数据的对应指标降为 50% 以下,说明滤波后的数值更接近真实值。

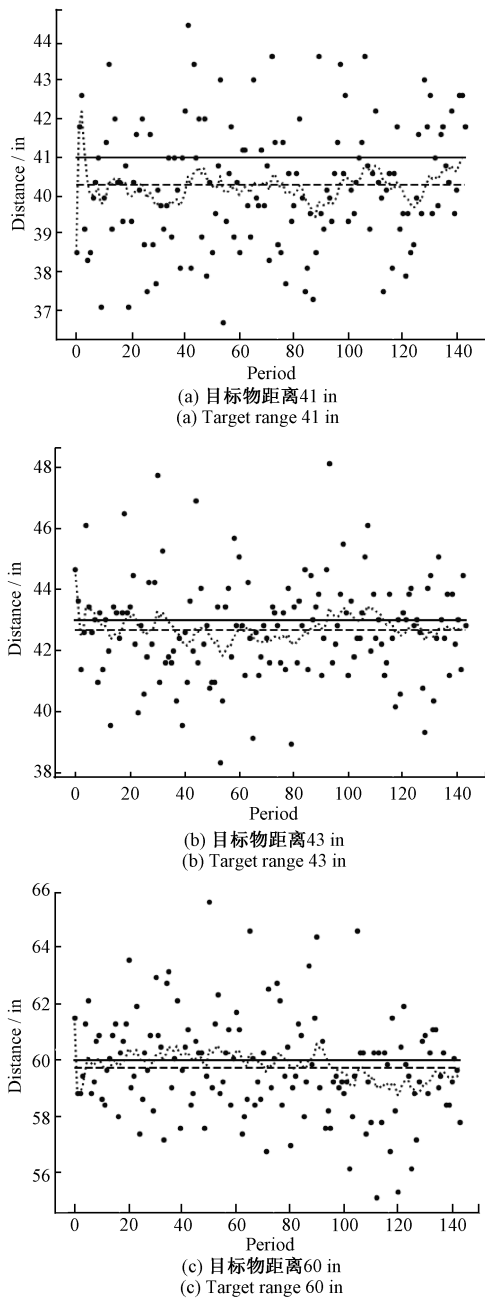


图 12 三组数据的去噪处理结果
 Fig. 12 The denoising processing results

5 结 论

本文针对课题组构建的 MEMS-LiDAR 系统的回波数据进行处理,按照以卡尔曼滤波为主,多种滤波方法结合的思路,综合各种滤波方法各自的优缺点,取长补短,设计了一种基于卡尔曼滤波的去噪算法。此算法中,于两处使用了卡尔曼滤波算法,第 1 处用于对原始回波数据进行卡尔曼滤波,目的是精准地定位发射波和反射波

表 1 卡尔曼滤波前后误差值
 Table 1 Error value before and after Kalman filter

	目标物距离/in	卡尔曼滤波前	卡尔曼滤波后
方差	41	2.565	0.169
	42	3.669	0.172
	43	2.729	0.151
	44	2.625	0.148
	60	3.220	0.221
	41	1.451	0.800
平均绝对误差	42	1.486	0.306
	43	1.272	0.389
	44	1.587	1.276
	60	1.407	0.393
	41	1.764	0.873
	42	1.916	0.421
均方根误差	43	1.675	0.468
	44	2.044	1.333
	60	1.808	0.511

的波峰位置。第 2 处用于对多个连续周期的峰-峰位置差进行卡尔曼滤波,目的是进一步消除距离波动。研究发现,经本文提出的滤波算法处理后,方差降低为原方差的 6%左右,平均绝对误差和均方根误差降为原指标的 20%~50%。数据在自身离散程度、与真实值之间的偏差两方面都优于原始数据的指标,降噪效果明显。说明本文提出的滤波算法能有效地滤除大多数噪声干扰,具有一定的工程意义。后续的研究将集中在去噪算法的工程应用以及在线处理,以及对于动态扫描中连续周期的距离探测的去噪处理。

参考文献

[1] 王昱,肖云. 中国测绘卫星发展策略研究[J]. 航天返回与遥感, 2020, 41(4):1-9.
 WANG Y, XIAO Y. Development strategy research of surveying and mapping satellites in China[J]. Spacecraft Recovery & Remote Sensing, 2020, 41(4):1-9.

[2] 解宇阳,王彬,姚扬,等. 基于无人机激光雷达遥感的亚热带常绿阔叶林群落垂直结构分析[J]. 生态学报, 2020, 40(3):940-951.
 XIE Y Y, WANG B, YAO Y, et al. Quantification of vertical communit structure of subtropical evergreen broadHeaved forestcommunity using UAV-Lidar data[J]. Acta Ecologica Sinica, 2020, 40(3): 940-951.

[3] 王玉诏,郑永超. 星载大气探测激光雷达技术与应用[J].

- 上海航天(中英文),2020,37(5):125-134.
- WANG Y ZH, ZHENG Y CH. Technology and application of space-borne atmospheric detection lidar [J]. Aerospace Shanghai (Chinese & English), 2020,37(5):125-134.
- [4] 张辉,薛松. 激光雷达在无人驾驶汽车中的应用及专利分析[J]. 中国发明与专利, 2018, 15(S1):35-44.
- ZHANG H, XUE S. LiDAR Application and patent analysis in pilotless vehicles [J]. China Invention & Patent, 2018, 15(S1):35-44.
- [5] 黄武陵. 激光雷达在无人驾驶环境感知中的应用[J]. 单片机与嵌入式系统应用, 2016, 16(10):3-7.
- HUANG W L. Application of lidar in perception of autonomous driving environment[J]. Microcontrollers & Embedded Systems, 2016, 16(10):3-7.
- [6] 李孟麟,朱精果,孟柘,等. 轻小型机载激光扫描仪设计[J]. 红外与激光工程, 2015,44(5):1426-1431.
- LI M L, ZHU J G, MENG Z, et al. Design of lightweight and small sized airborne laser scanner[J]. Infrared and Laser Engineering, 2015, 44(5):1426-1431.
- [7] XIE H, STRASSLE S, KOPPAL S, et al. A compact 3D lidar based on an electrothermal two-axis MEMS scanner for small UAV [C]. Laser Radar Technology and Applications XXIII, 2018.
- [8] WANG D K, CONNOR W, XIE H K. MEMS Mirrors for LiDAR: A review [J]. Micromachines, 2020, 11(5):456.
- [9] YANG J, ZHAO B, LIU B. Distance and velocity measurement of coherent lidar based on chirp pulse compression [J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2019, 19(10):23137481.
- [10] 董坤林,陆晨曦. 基于红外目标源的激光测距检测设备的设计与应用[J]. 科技经济导刊, 2020, 28(29):67-68.
- DONG K L, LU CH X. Design and application of laser ranging detection equipment based on infrared target source [J]. Science & Technology Economic Guide, 2020, 28(29):67-68.
- [11] 陈向成. 脉冲激光雷达回波处理方法与系统研究[D]. 合肥:中国科学技术大学, 2015.
- CHEN X CH. Research on echo processing methods and system of pulsed laser radar [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2015.
- [12] 郭美灵. 激光雷达测距的峰值估计与测距精度分析[D]. 南京:南京理工大学, 2013.
- GUO M L. Peak value estimation and range accuracy analysis of lidar ranging [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2013.
- [13] 陈丹琪,金国栋,谭力宁,等. 一种基于 KL-AEPF 的无人机侦察移动目标定位算法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(9):227-236.
- CHEN D Q, JIN G D, TAN L N, et al. A KL AEPF based UAV reconnaissance moving target localization algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(9):227-236.
- [14] WANG D K, STRASSLE S, STAINBY A, et al. A compact 3D lidar based on an electrothermal two-axis MEMS scanner for small UAV [C]. SPIE Laser Radar Technology and Applications XXIII, 2018.
- [15] WANG D, ROJAS S, SHUPING A, et al. An integrated forward-view 2-axis mems scanner for compact 3d LiDAR [C]. 13th Annual IEEE International Conference on Nano/Micro Engineered and Molecular Systems, 2018.
- [16] WANG D, ZHANG X, ZHOU L, et al. An ultra-fast electrothermal micromirror with bimorph actuators made of copper/tungsten [C]. International Conference on Optical MEMS and Nanophotonics (OMN), 2017: 1-2.
- [17] WANG D, THOMAS L, KOPPAL S, et al. A low-voltage, low-current, digital-driven MEMS mirror for low-power LiDAR [J]. IEEE Sensors Letters, 2020, 4(8):2475-1472.
- [18] 姜海娇,来建成,王春勇,等. 激光雷达的测距特性及其测距精度研究 [J]. 中国激光, 2011, 38(5):234-240.
- JIANG H J, LAI J CH, WANG CH Y, et al. Study on the ranging characteristics and accuracy of lidar [J]. China Laser, 2011, 38(5):234-240.
- [19] 赵潇,杨海马,强佳,等. 基于卡尔曼滤波的高精度相干激光测距方法 [J]. 光学学报, 2020, 40(14):115-123.
- ZHAO X, YANG H M, QIANG J, et al. High-precision coherent laser ranging method based on Kalman filter [J]. Acta Optics, 2020, 40(14):115-123.
- [20] 刘春,卫吉祥,李维华,等. 改进的自适应卡尔曼滤波在北斗伪距单点定位中的研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(10):142-148.
- LIU CH, WEI J X, LI W H, et al. Research on improved adaptive Kalman filter in Beidou pseudorange single point positioning [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(10):142-148.
- [21] 石松,刘升. 高斯拟合结合小波降噪处理 IMS 峰信号 [J].

淮北师范大学学报(自然科学版), 2017, 38(2): 55-59.

SHI S, LIU SH. Gaussian fitting combined with wavelet denoising to process IMS peak signal [J]. Journal of Huaibei Normal University (Natural Science Edition), 2017, 38(2): 55-59.

作者简介



苟辛琳, 成都信息工程大学本科生, 主要研究方向为信号处理。

E-mail: 3285992994@qq.com

Gou Xinlin is a B. Sc. candidate at Chengdu University of Information Technology. His main research interest includes signal

processing.



刘涛(通信作者), 2000 年于重庆大学获得学士学位, 2003 年于重庆大学获得硕士学位, 2009 年于电子科技大学获得博士学位, 现为成都信息工程大学教师, 主要研究方向为气象卫星遥感信号处理、雷达信号处理、图像处理、人工智能、软件设计等。

E-mail: opentony@cuit.edu.cn

Liu Tao (Corresponding author) received B. Sc. and M. Sc. from Chongqing University in 2003 and 2000, Ph. D. from the University of Electronic Science and Technology of China in 2009, respectively. Now he is a teacher at Chengdu University of Information Technology. His main research interests include meteorological satellite remote sensing signal processing, radar signal processing, image processing, artificial intelligence and software design.