DOI: 10.13382/j.jemi.B2104610

改进的可变加权卡尔曼激光雷达滤波算法*

赵 虎[1,2] 张海伦[1,2] 郭嘉琦[1,2] 谢青青[1,2] 毛建东[2] 饶志敏[1,2]
(1. 北方民族大学电气信息工程学院 银川 750021;2. 宁夏回族自治区大气环境遥感探测重点实验室 银川 750021)

摘 要:针对大气激光雷达探测信号容易受到背景光的干扰,远端探测信号信噪比下降剧烈的问题,根据激光雷达回波信号具有长序列的特点,提出了激光雷达探测信号的改进可变加权卡尔曼滤波算法。该算法在可变加权系数中增加一个常数项,使得改进后的算法可在不同时刻,对长时间序列的激光雷达探测信号提供可变的加权系数。该算法克服了传统卡尔曼算法中滤波增益恒定的问题,增强了新探测信号在最优估计的修正作用,对于长、短时间序列信号均具有很好的滤波效果。本算法经大气激光雷达在不同天气实测信号的验证,与其他 3 种卡尔曼滤波算法相比,在无云天大气气溶胶消光系数的反演误差,分别降低了 53%、25%和 3%,回波信号信噪比分别提高了 5.5、4.4 和 3.4 dB。在有云天大气气溶胶消光系数的反演误差,分别降低了 57%、26%和 4%,回波信号的信噪比分别提高了 4.9、3.7 和 2.5 dB。该算法不但提高了大气气溶胶光学特性的反演精度,而且为气溶胶微物理参数精细探测和激光雷达在气象领域的应用提供了一种有效手段。

关键词: 卡尔曼滤波;激光雷达;大气遥感;消光系数
中图分类号: TN958.98 **文献标识码**: A **国家标准学科分类代码**: 510.20

Improved variable weighted Kalman filter algorithm for lidar denoising

Zhao Hu[1,2] Zhang Hailun[1,2] Guo Jiaqi[1,2] Xie Qingqing[1,2] Mao Jiandong[2] Rao Zhimin[1,2]
(1. College of Electrical and Information Engineering, North Minzu University, Yinchuan 750021, China;
2. Key Laboratory of Atmospheric Environment Remote Sensing in Ningxia Autonomous Region, Yinchuan 750021, China)

Abstract: In order to solve the problem that atmospheric lidar detection is easily interfered by noise and the signal-to-noise ratio (SNR) of distant signals drops rapidly, according to the long sequence characteristics of the lidar detection, an improved variable weighted Kalman filter method for lidar detection is proposed. A constant term is added to the variable weighted coefficient in the algorithm. Therefore, the changing weighted coefficient can be provided for the long sequence measurements values at different time in the improved variable weighted Kalman filter algorithm. The correction effect of the new measurement is enhanced and the influence of the old measurement on the optimal estimation is reduced in this algorithm. The algorithm is verified by the actual atmospheric lidar measurements in different weathers. Compared with the other three Kalman filtering algorithms, under cloudy weather, the SNR of lidar detections are improved by nearly 4.9, 3.7 and 2.5 dB, respectively. The inversion error of aerosol extinction coefficient is reduced by 57%, 26% and 4% respectively. In cloudless day, the signal to noise ratio of lidar echo signals are improved by nearly 5.5, 4.4 and 3.4 dB respectively. The inversion error of aerosol extinction coefficient is reduced by 53%, 25% and 3% respectively. The inversion accuracy of atmospheric aerosol optical properties are improved using this algorithm. An effective method for fine detection of aerosol microphysical parameters and practical application of lidar is provided.

Keywords: Kalman filter; lidar; atmospheric remote sensing; extinction coefficient

收稿日期: 2021-08-07 Received Date: 2021-08-07
*基金项目:国家自然科学基金(61865001)、宁夏自然科学基金(2018AAC03103)、北方民族大学创新项目基金(YCX20110)项目资助

0　引　言

近些年,空气质量一直是政府和公众面临的主要问题之一。气溶胶作为大气中固体或液体颗粒的总称,对气候强迫、空气质量和公共健康有着深远的影响[1-3]。目前,激光雷达技术已成为先进的大气环境遥感技术,其可探测不同种类、不同尺度粒子的光学特性,并利用光学特性反演大气粒子的微物理特性,并且具有很高的时空分辨率。因此,激光雷达技术在大气环境监测和大气气溶胶探测领域应用日益广泛[4-6]。大气过程是一种时间和空间变化较为剧烈的物理过程,由于气溶胶在大气中含量较少,其后向光散射信号相对较弱,而天空背景光的来源较为复杂,造成在利用激光雷达遥感大气气溶胶时,有效信号极易淹没在噪声中,使得大气回波信号的信噪比随高度增加而急剧下降,这对利用激光雷达信号反演气溶胶微物理特性和光学特性具有很大的不可靠性和不确定性。因此,对含有较强噪声干扰的激光雷达回波信号进行消噪处理,是利用激光雷达探测大气急需解决的问题之一。

目前,激光雷达信号的消噪主要有傅里叶窗口法、小波阈值法、经验模态分解法(empirical mode decomposition,EMD)等。傅里叶移动窗口采用牺牲空间分辨率达到消噪效果,这常常导致信号的失真[7]。小波阈值消噪方法,虽能有效提高激光雷达信号的信噪比,但存在消噪效果过度依赖阈值的问题,使消噪效果出现不稳定现象[8-9]。自适应小波阈值法可在一定程度上解决阈值问题[10],但仍存在小波基函数难以确定的问题。EMD 虽能较大程度提高信噪比,但是常常产生模态混叠现象,容易导致去除噪声不完全,出现消噪效果变差的现象[11]。

卡尔曼滤波(Kalman filtering)方法,利用状态更新实现了系统状态方程的最优估计,探测数据包含了干扰和噪声,因此,卡尔曼最优估计过程可实现对系统噪声的滤波。余志鹏等[12]利用秩卡尔曼滤波,提高了室内行人导航数据融合精度。刘春等[13]利用加权最小二乘法和改进的卡尔曼滤波算法提高了单点定位精度。钟亮等[14]利用基于超宽带(ultra wide band,UWB)自适应小波变换与卡尔曼滤波相组合的定位算法,提高了位置定位精度。赵昊宁等[15]利用卡尔曼滤波的信号细分系统,提高了高速编码器信号细分精度和运算速度。王文亮等[16]采用双扩展卡尔曼滤波算法,提高了锂电池荷电状态估算精度。孟浩等[17]利用卡尔曼滤波,提出了指尖检测-跟踪-监督算法,实现了快速准确识别并实时跟踪手指。黄文杰等[18]利用卡尔曼滤波实现对干扰和测量噪声的抑制,提高了板球系统的抗干扰能力和动态性能。包本刚[19]利用融合多特征的 Camshift 算法与卡尔曼滤波相结合的方法,解决了复杂环境中,行人目标易跟踪丢失的问题。张梅等[20]利用卡尔曼滤波的 TPSN 时钟同步算法,解决了无线传感网络中,节点间的时钟同步问题。

虽然卡尔曼滤波算法在很多领域得到了成功应用,但在激光雷达探测信号的去噪中,目前的应用还较少。激光雷达单次探测信号是一种非平稳时变的随机信号,由于可变加权卡尔曼滤波方法对非平稳、时变的、随机信号具有很好的滤波效果,因此其非常适用于激光雷达探测信号的滤波。但是,激光雷达单次探测信号是 8 000~10 000 个点的长时间序列。通过大量数值仿真和分析发现,在这种长时间序列的信号中,利用可变加权卡尔曼滤波算法对其进行去噪时,卡尔曼滤波增益在序列的前 1 000~2 000 个点很快趋于一个常数,使得后续序列不能获得随时间变化的可变加权系数,造成远端序列的信号滤波效果较差,整个序列的滤波精度大大降低。针对以上问题,本文提出了在卡尔曼滤波算法的可变加权系数中,增加一个小于 1 的常数项,使所有信号序列均能获得随时间变化的可变加权系数,并将改进后的可变加权卡尔曼滤波算法,运用到实际激光雷达大气气溶胶探测信号的背景噪声滤波中,取得了较好的滤波效果。

1　改进的可变加权卡尔曼滤波算法

卡尔曼滤波算法实质上是对状态进行估计并校正的过程,该算法更新过程如图 1 所示。

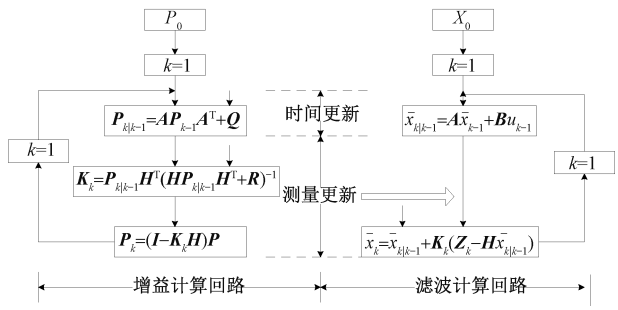

图 1　卡尔曼滤波算法更新过程

Fig. 1　Kalman filter algorithm update process diagram

更新方程如下:

1)状态预测方程:

$$\bar{x}_{k|k-1} = \boldsymbol{A}\bar{x}_{k-1} + \boldsymbol{B}u_{k-1} \tag{1}$$

2)误差协方差预测方程:

$$\boldsymbol{P}_{k|k-1} = \boldsymbol{A}\boldsymbol{P}_{k-1}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{Q} \tag{2}$$

其中,$\bar{x}_{k-1}$ 和 u_{k-1} 为 $k-1$ 时刻的状态滤波值和系统的过程噪声,$\boldsymbol{P}_{k-1}$ 为 $k-1$ 时刻的滤波误差协方差矩阵。$\boldsymbol{A}$、$\boldsymbol{B}$、$\boldsymbol{Q}$ 分别为系统的状态转移矩阵、噪声输入矩阵和噪

声协方差矩阵。式(1)和(2) 主要实现系统预测。

3)卡尔曼滤波增益方程:

$$\boldsymbol{K}_k = \boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{H}\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R})^{-1} \tag{3}$$

4)卡尔曼滤波估计方程(最优解):

$$\bar{x}_k = \bar{x}_{k|k-1} + \boldsymbol{K}_k(Z_k - \boldsymbol{H}\bar{x}_{k|k-1}) \tag{4}$$

5)卡尔曼滤波误差协方差更新矩阵:

$$\boldsymbol{P}_k = (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_k\boldsymbol{H})\boldsymbol{P}_{k|k-1} \tag{5}$$

其中,$\boldsymbol{R}$ 为测量噪声协方差矩阵,$\boldsymbol{H}$ 为观测矩阵,Z_k 为观测值,$\boldsymbol{P}_k$ 为误差协方差,$\boldsymbol{K}_k$ 为卡尔曼滤波增益矩阵。

随着迭代次数的增加,传统卡尔曼滤波对于长序列激光雷达探测信号,在序列数较短时,误差协方差矩阵 $\boldsymbol{P}_k$ 就趋于一个稳定值,无法对后续序列提供最优估计所需的加权系数,导致系统发散,滤波精度大大降低。针对卡尔曼滤波的发散问题产生了可变加权卡尔曼滤波算法。如式(6)所示。

$$\boldsymbol{P}_{k/k-1} = \lambda_k \cdot \boldsymbol{A} \cdot \boldsymbol{P}_{k-1} \cdot \boldsymbol{A}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{Q} \tag{6}$$

式中:λ_k 是可变加权系数,$\lambda_k = \sum_{i=0}^{k} a^i (0 < a < 1)$,其中 a 为常数。

本文针对以上问题,在加权系数 λ_k 表达式中增加了不大于 1 的常数项 c,使改进后的可变加权系数表达式变为:$\lambda_k = \sum_{i=0}^{k} (a^i + c)(0 < a < 1),(0 < c < 1)$。经改进的滤波算法,在保证原有可变加权系数的基础上,实现了对后续序列随时间变化提供不同的加权系数的目的。该算法在减少原有观测值对系统最优估计影响的同时,加强了新观测值对系统的修正,从而实现了无论长、短序列信号,均能取得很好的滤波降噪效果。

2　多波长激光雷达大气探测系统

2.1　多波长激光雷达的组成

本文使用的三波长激光雷达系统原理如图 2 所示。该多波长激光雷达由发射系统、接收系统、分光系统和信号采集系统组成。Nd:YAG 激光器发射 10 Hz 的 1 064、532 和 355 nm 三波长激光束到大气中。望远镜接收的大气后向散射信号,分光系统将分出的 355 和 532 nm 信号,经光电二极管 PD 同步后,由光电倍增管 PMT 接收,1 064 nm 信号由雪崩光电二极管 APD 接收。

光电转换后的三波长信号,由示波器采集和显示,并在计算机中存储。表 1 为该激光雷达系统硬件参数配置。

2.2　激光雷达方程的解

该弹性 Mie 散射激光雷达方程为:

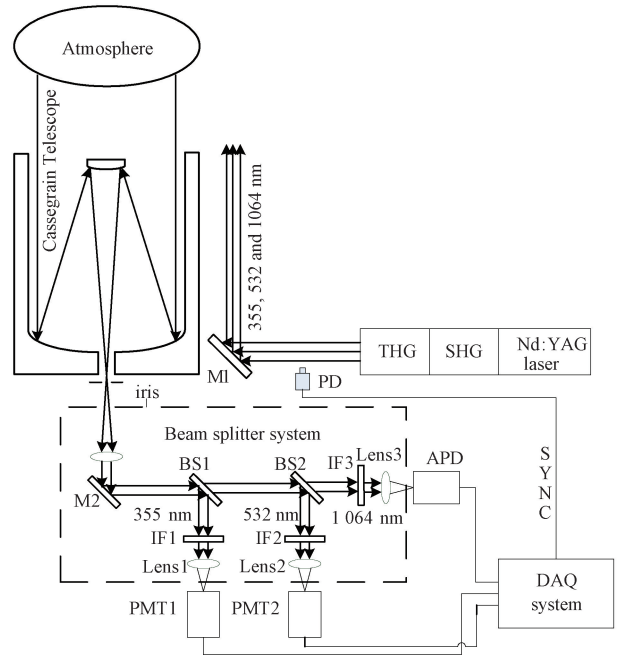

图 2　三波长大气激光雷达系统

Fig. 2　System of three wavelength lidar

$$P(R) = \frac{\beta(R)}{R^2} C_A \exp\left[-2\int_0^R \alpha(r)\,\mathrm{d}r\right] \tag{7}$$

表 1　系统硬件配置

Table 1　System hardware configuration

发射系统			接收系统	
参数	激光器	Nd: YAG	望远镜	卡塞格林
	波长	1 064、532、355 nm	孔径	100″ (254 mm)
	能量/脉冲	1 J @ 1 064 nm	焦距	70″(1 778 mm)
		450 mJ @ 532 nm	探测器	PMT: CR110
		200 mJ @ 355 nm		APD
	脉冲宽度	9 ns @ 1 064 nm 9 ns @ 532, 352 nm	数据采集	Tektronix DPO5104
	重复频率	10 Hz		

$P(R)$ 是距离为 R 的大气分子和气溶胶粒子散射的回波功率,C_A 为仪器常数。$\beta(R)$ ($\mathrm{km^{-1}\ sr^{-1}}$) 和 $\alpha(R)$ ($\mathrm{km^{-1}}$) 是大气后向散射系数和消光系数。由 klett 法可得激光雷达方程的解:

$$\alpha(R) = \frac{\exp[(S - S_0)/k]}{\left\{\alpha_0^{-1} - \frac{2}{k}\int_{R_0}^{R_m} \exp[(S - S_0)/k]\,\mathrm{d}r\right\}} \tag{8}$$

其中,$S(R) = \ln[R^2 P(R)]$ 为对数距离平方校正信号。$\alpha_0 = \alpha(R_0)$,R_0 为大气高度的近端边界值,R_m 为大气高度的远端边界值。一般选择 $r \leqslant R_m$ 计算式(8)中的积分。由激光雷达测得 $P(R)$,由式(8)可获得大气气溶胶的消光系数随高度变化的廓线 $\alpha(R)$。

3　实验结果与分析

3.1　改进的可变加权卡尔曼滤波算法的消噪效果

1)确定常数 a 和 c

从式(6)可以看出,加权系数 λ_k 中 a 和 c 的值对误差协方差 $\boldsymbol{P}_k$,有着直接的影响。由式(3)可知卡尔曼滤波增益 $\boldsymbol{K}_k$ 的值又取决于 $\boldsymbol{P}_k$ 的变化。因此,可变加权卡尔曼滤波算法的精度与滤波效果,直接决定于加权系数中 a 和 c 的取值。仿真发现,当 c 取一个定值,不同的 a 值,消噪后的信号与未消噪的信号存在一定程度的平移现象,如图 3 所示。

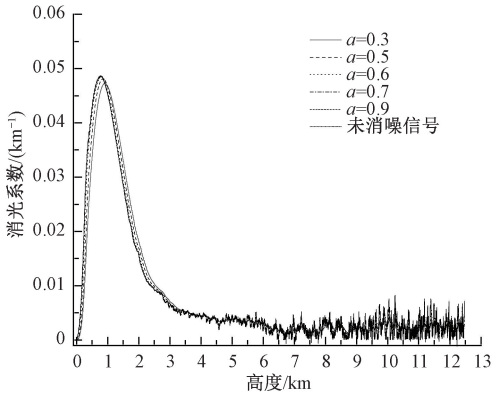

图 3　a 的取值对消噪效果的影响

Fig. 3　The influence of the value a on the denoising effect

由图 3 可以看出,当 a 取较小值($a \leqslant 0.5$)时,消噪信号与原始信号的偏离程度较大,相对误差很大,当 $a \geqslant 0.7$ 后,滤波后的信号与原始信号几乎完全重叠,没有消噪效果。然而当 a 的取值为 0.6 时,消噪后的信号与未消噪信号基本没有平移,且具有很好的消噪效果,消噪前后信号的相对误差较小。根据误差最小原则,通过仿真确定 a 的最佳取值范围为 $a=0.6\pm0.03$,本文选取 $a=0.625$。

常数 c 的取值对消噪效果的影响通常由消噪比函数 φ 来评价。不同时刻 k 的消噪比函数如式(9)所示。

$$\varphi = \left(\lg \frac{\sum_{K=1}^{N} x^2(k)}{\sum_{k=1}^{N} [y(k) - x(k)]^2} \right)^{-1} \tag{9}$$

通过数值计算可知,不同的 c 值有不同的消噪比,c 值与系统消噪比的关系,如图 4 所示。

从图 4 中可看出,随着 c 值的减小,消噪比不断增加,消噪效果不断变好。但当 c 值小于 4×10^{-6} 时,无论 c 值如何变化,消噪比几乎不再发生变化,这说明随着 c 值的变化,消噪比存在一个极值。因此,本文中的 c 值选取为 4×10^{-6}。

2)消噪效果

本文采用信噪比(SNR)、均方根误差(Er_{MSE})和相对

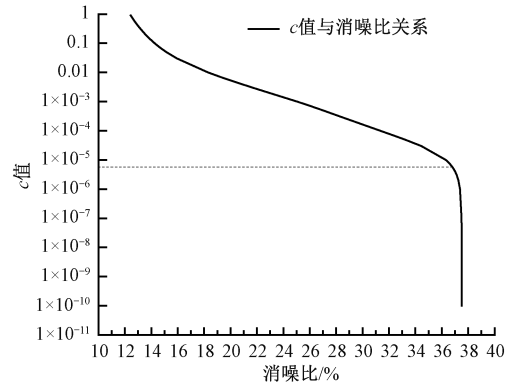

图 4　消噪比随 c 值的变化曲线

Fig. 4　The relationship between the c and the denoising ratio

误差(E_r)对不同消噪方法消噪效果进行评价:

$$SNR = 10\lg \frac{\sum_{k=1}^{N} x^2(k)}{\sum_{k=1}^{N} [y(k) - x(k)]^2} \tag{10}$$

$$Er_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N} [y(k) - x(k)]^2} \tag{11}$$

$$Er = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N} \frac{y(k) - x(k)}{x(k)} \tag{12}$$

式中:未消噪信号为 $x(k)$,消噪后信号为 $y(k)$,激光雷达探测信号序列的长度为 N。本文采用多波长激光雷达 1 064 nm 回波数据进行实验,并选用有云天和无云天两种天气,对改进的可变加权卡尔曼滤波算法的有效性和可行性进行实验验证。

图 5 所示为随机抽取的未经滤波的有云天气溶胶消光系数廓线。从图 5 中可以看出,随着高度的增加,回波信号信噪比逐渐降低,噪声明显增加,有效信号和噪声混叠在一起,对分析气溶胶状态造成较大的不确定性。

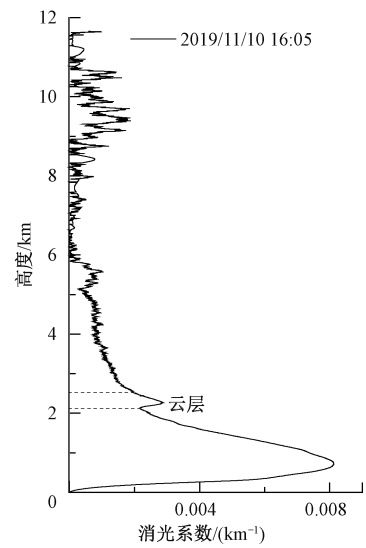

图 5　有云天未滤波的消光系数

Fig. 5　The extinction coefficient without filtering in cloudy weather

图6为有云天气情况下,利用4种不同卡尔曼滤波方法,对大气气溶胶消光系数的消噪结果。从图6可以看出,4种卡尔曼滤波算法对激光雷达回波信号的噪声均有抑制作用,但很难看出每种方法的具体消噪效果。为了具体分析4种滤波算法消噪结果,本文从消噪后消光系数的信噪比、均方根误差和相对误差给出定量评价,如表2所示。

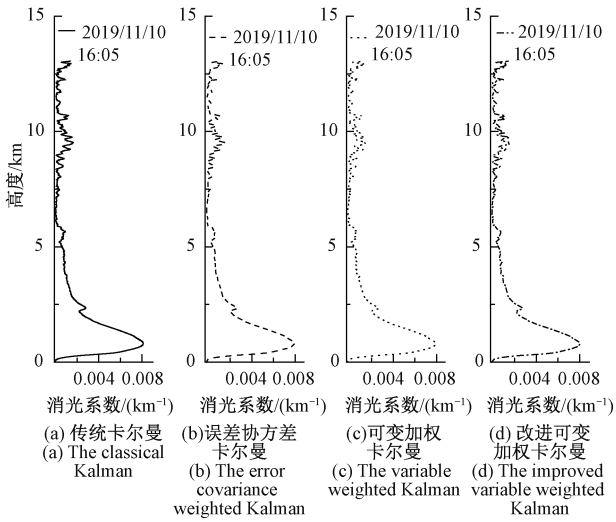

图6　有云天消光系数消噪结果

Fig. 6　The denoising results for extinction coefficient profile in cloudy weather

表2　有云天4种消噪方法评价参数

Table 2　Evaluation parameters of four denoising methods in cloudy weather

滤波方法	信噪比/dB	相对误差/%	均方根误差/(km^{-1})
传统卡尔曼	22.261	0.041	1.84×10^{-4}
误差协方差卡尔曼	23.439	0.033	1.61×10^{-4}
可变加权卡尔曼	24.625	0.027	1.40×10^{-4}
改进可变加权卡尔曼	27.160	0.023	1.02×10^{-4}

由表2可看出,在有云天气下,本文提出的改进可变加权卡尔曼滤波算法的滤波效果,与其他3种滤波方法相比,信噪比分别提高了4.9,3.7和2.5 dB,气溶胶消光系数反演误差分别降低了57%、26%和4%。

图7所示为随机抽取的未经滤波的无云天气溶胶消光系数廓线。从图7中可以看出,随着探测高度的增加激光雷达回波信号信噪比逐渐降低,噪声对有效信号影响较大,进而影响到激光雷达反演气溶胶光学特性的精度。

由于有云天气和无云天气,大气气溶胶的粒子尺度大小和粒子尺度分布差别较大,会直接影响到激光雷达探测信号的信噪比,进而影响到滤波算法的滤波效果。

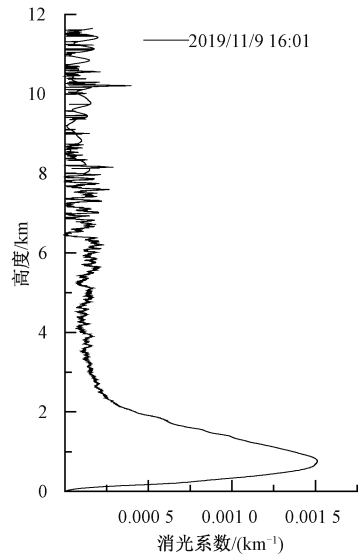

图7　无云天未经滤波的消光系数

Fig. 7　The extinction coefficient without filtering in cloudless weather

因此,本文分别对不同天气情况下,反演的气溶胶消光系数消噪效果进行分析,从而体现本文提出的改进可变加权卡尔曼滤波算法的适用性和鲁棒性。

图8为无云天气情况下,利用4种不同卡尔曼滤波方法,对大气气溶胶消光系数的消噪结果。同有云天的滤波结果,从图8中很难分辨出4种滤波算法的消噪效果,为了更好地体现4种滤波算法,在无云天对激光雷达回波信号的噪声抑制作用,同样给出了消噪后消光系数的信噪比、均方根误差和相对误差,如表3所示。

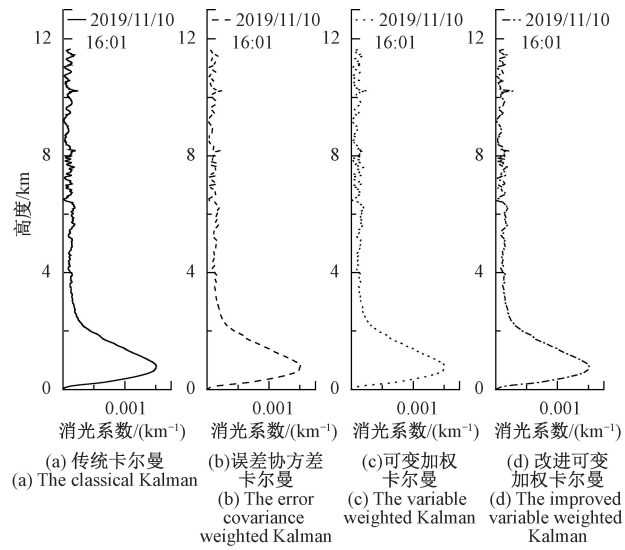

图8　无云天消光系数消噪结果

Fig. 8　The denoising results for extinction coefficient profile in in cloudless day

表 3　无云天 4 种消噪方法评价参数

Table 3　Evaluation parameters of four denoising methods in cloudless weather

滤波方法	信噪比/dB	相对误差/%	均方根误差/(km^{-1})
传统卡尔曼	22.408	0.039 7	3.47×10^{-5}
误差协方差卡尔曼	23.466	0.032 6	3.07×10^{-5}
可变加权卡尔曼	24.496	0.026 7	2.73×10^{-5}
改进可变加权卡尔曼	27.864	0.025 9	2.01×10^{-5}

从表 3 可以看出,在无云天,改进的可变加权卡尔曼滤波算法与其他 3 种卡尔曼滤波效果相比,信噪比分别提高了 5.5,4.4 和 3.4 dB,气溶胶消光系数反演误差分别降低了 53%、25%和 3%。

通过对比分析 4 种方法对激光雷达信号滤波后,反演的气溶胶消光系数的信噪比、相对误差和均方根误差,可以看出本文提出的改进可变加权卡尔曼算法,在 4 种滤波方法中是最好的。该方法在很好保留消光系数曲线细节特征的同时,对卡尔曼滤波的测量值和估计值之间的误差,进行了有效抑制,实现了对激光雷达探测回波信号背景噪声的有效滤除。

3.2　消噪效果分析

为了进一步说明该方法具有更好滤波效果的原因,图 9 给出了 4 种不同卡尔曼滤波误差协方差随序列数变化的关系曲线。由图 9 可知,4 种算法中,本文提出的改进可变加权卡尔曼滤波算法的误差协方差最大,说明该算法中预测值和测量值之间的相关性最好。对于可变加权卡尔曼滤波,由于在误差协方差 P_k 方程中加入了以常数 $a(a<1)$ 为底的指数函数作为可变加权系数,使得其误差协方差比传统的卡尔曼滤波和加权卡尔曼滤波大,滤波效果得到一定程度的提高。但是,随着时间的变化,这两种滤波方法,在采样序列较短时,加权系数会趋于一个较小的值,当采样信号序列较长时,就会导致误差协方差曲线趋于一个恒定值。这就使得该方法随时刻 k 的增加,不能提供变化的加权系数来提高滤波精度和效果。

本文提出的卡尔曼滤波方法,在可变加权系数 $\lambda_k = \sum_{i=0}^{k}(a^i + c)(0 < a < 1)$ 中增加了一个常数项 $c(0<c<1)$,使系统的误差协方差 P_k,既不会在很短时间内趋于一个稳定值,又使得误差协方差随着时间的变化和采样序列的增加,而缓慢增加,如图 9 中的长虚线所示。这样就能够在不同时刻,给卡尔曼滤波的最优估计值,提供变化的加权系数,卡尔曼滤波增益也会随着时间的增加而缓慢增加,使得滤波系统对新测量信号的修正作用不断加强,减少了原有测量值对系统的影响,从而提高了卡尔曼滤波算法的滤波效果。

卡尔曼滤波增益(卡尔曼滤波增益是一个无量纲的量)代表在最优估计的滤波计算中,新测量值的权重。如

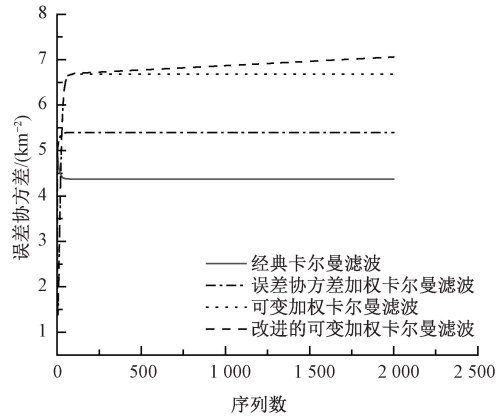

图 9　4 种卡尔曼滤波误差协方差曲线

Fig. 9　The error covariance curve of four different Kalman filtering algorithms

图 10 所示,随时间序列的增加,4 种卡尔曼滤波增益曲线。图 10 中卡尔曼滤波增益越大,表示新测量值在最优估计中的作用越大。

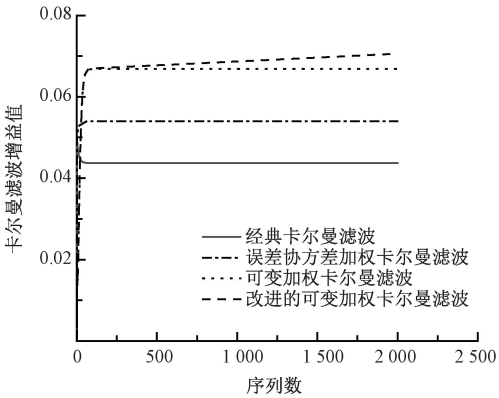

图 10　4 种卡尔曼滤波增益曲线

Fig. 10　The Kalman filtering gain curve of four different Kalman filtering algorithms

从图 10 可以看出,本文提出的改进可变加权卡尔曼滤波增益(图 10 中长虚线),在 4 种卡尔曼滤波算法中是最大的,而且本文算法的卡尔曼增益值,随时间序列缓慢增加。这样就克服了其他卡尔曼滤波算法中,无法给最优估计提供随时间序列变化的卡尔曼滤波增益值。

本算法中,卡尔曼滤波增益随时间序列缓慢递增的斜率,与常数 c 值的选取有直接的关系。由数值计算发现,随着常数 c 值的减小,卡尔曼滤波增益的斜率逐渐递增,但是,增益斜率过大并不能取得更好的滤波效果,由图 4 也可知,当 c 值减小到一定程度,c 值和卡尔曼滤波效果之间,有一个最佳取值,本算法中选取了该 c 值的最佳取值,作为卡尔曼滤波增益的斜率,从而达到更好的滤波效果。

通过以上分析可知,本文提出的改进可变加权卡尔曼滤波方法,能够提供随着时间序列缓慢递增的加权系数和卡尔曼滤波增益。本算法解决了传统卡尔曼滤波算

法滤波增益恒定的问题,加强了新探测信号对最优估计的修正作用,平衡了旧测量值在滤波系统的影响,对于长、短时间序列信号均能取得很好的滤波效果。

3.3 实际应用

利用本文提出的改进可变加权卡尔曼信号滤波算法,对当地时间(2019 年 11 月 10 日)9∶00~14∶00,激光雷达探测的大气气溶胶消光系数的时空分布进行了消噪和反演验证,为保证不同时刻数据反演的一致性,每组探测信号都经过改进的可变加权卡尔曼滤波算法消噪处理,处理结果的 THI(time height intensity)图,如图 11 所示。从图中可以看出,经消噪处理后的图像,清晰的显示出 2.1~2.7 km 高度的云层,和 0.5~1 km 高度出现的高浓度气溶胶层。

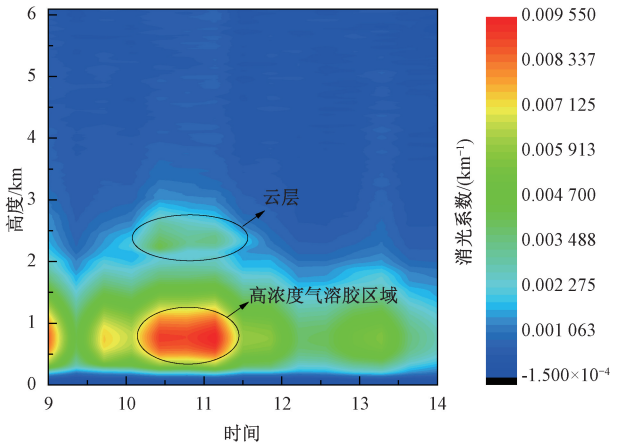

图 11 经本算法滤波的气溶胶消光系数时空分布

Fig. 11 The temporal and spatial distribution of the aerosol extinction coefficient processed by this algorithm

清楚的显示云层,说明消噪后的探测信号,能准确反映对流层内,对云粒子等相对较大尺寸粒子的探测能力。清晰的显示 0.5~1 km 处高浓度的气溶胶层,说明经消噪后的信号同样能显示出对流层内较小粒子的探测能力。

由上述可知,用改进的可变加权卡尔曼滤波算法处理后的探测数据用于反演大气气溶胶的时空变化,可以准确体现对流层内,不同高度层的气溶胶垂直分布,这与本文提出的算法对短时间序列和长时间序列均有较好的消噪能力相吻合,通过该实际应用,验证了该算法的实际应用价值和适应性。

4 结 论

为了提高激光雷达探测信号的反演质量、有效降低背景噪声对探测信号的干扰,提高激光雷达对不同高度层大气探测信号的信噪比,利用本文提出的改进可变加权卡尔曼滤波方法,对实际激光雷达探测信号进行了消噪处理,结果显示该算法对不同高度层的长、短时间序列信号均有较好的消噪效果。该方法实现了激光雷达探测信号在较强背景噪声干扰下的精细提取。通过两种不同天气下实测的激光雷达回波信号的实验验证,证明了该方法能够有效滤除噪声,提高激光雷达探测信号的信噪比,减小气溶胶消光系数的反演误差。此外,通过该方法消噪后反演的消光系数廓线更加连续和平滑,不但增加了激光雷达的有效探测数据,而且能够提高消光系数廓线在不同高度层的反演数据一致性。通过对激光雷达白天连续观测的数据的消噪分析,该算法能够清晰显示不同高度层气溶胶和云的实际时空分布,说明了该算法具有很好的实际应用价值和可行性。该方法可为激光雷达探测的大气气溶胶数据,在气候变化和天气气象方面的应用研究,提供准确和精细的数据基础。

参考文献

[1] COMERÓN A, CONSTANTINO M P, FRANCESC R, et al. Current research in lidar technology used for the remote sensing of atmospheric aerosols [J]. Sensors, 2017, 17(6): 1450-1466.

[2] MYLONAKI M, GIANNAKAKI E, PAPAYANNIS A, et al. Aerosol type classification analysis using EARLINET multiwavelength and depolarization lidar observations [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2021, 21(3): 2211-2227.

[3] JIMENEZ C, ANSMANN A, ENGELMANN R, et al. Polarization lidar: An extended three-signal calibration approach [J]. Atmospheric Measurement Techniques, 2019, 12(2): 1077-1093.

[4] HAARIG M, WALSER A, ANSMANN A, et al. Profiles of cloud condensation nuclei, dust mass concentration, and ice-nucleating-particle-relevant aerosol properties in the saharan air layer over barbados from polarization lidar and airborne in situ measurements [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2019, 19(22): 13773-13788.

[5] HARA Y, NISHIZAWA T, SUGIMOTO N, et al. Retrieval of aerosol components using multi-wavelength mie-raman lidar and comparison with ground aerosol sampling [J]. Sensors, 2018, 10(6): 937-953.

[6] FAN S D, LIU C, XIE Z Q, et al. Scanning vertical distributions of typical aerosols along the Yangtze River using elastic lidar [J]. Science of the Total Environment, 2018, 628(1): 631-641.

[7] GÓMEZ-ARISTA I, DÁVILA-PINTLE J A, MONTALVO-MONTALVO N, et al. Fourier coefficients applied to improve backscattered signals in a short-range lidar system[J]. Electronics, 2020, 9(3): 390.

[8] 毛建东, 华灯鑫, 王玉峰, 等. 基于小波包分析的激

光雷达信号消噪算法的研究[J]. 中国激光, 2011, 38(2): 226-233.
MAO J D, HUA D X, WANG Y F,et al. Noise reduction in lidar signal based on wavelet packet analysis [J]. Chinese Journal of Lasers, 2011, 38(2): 226-233.

[9] ZHOU Z R, HUA D X, WANG Y F, et al. Improvement of the signal to noise ratio of lidar echo signal based on wavelet de-noising technique [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2013, 51(8): 961-966.

[10] LONG S H, ZHOU G Q, WANG H Y, et al. Denoising of lidar echo signal based on wavelet adaptive threshold method [J]. The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2020, 42: 215-220.

[11] SARVANI M, RAGHUNATH K, RAO S V B. Lidar signal denoising methods-application to NARL rayleigh lidar [J]. Journal of Optics, 2015, 44(2): 164-171.

[12] 余志鹏, 熊剑, 衷卫声, 等. 基于秩卡尔曼滤波的室内行人航位推算算法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(5): 214-220.
YU ZH P, XIONG J, ZHONG W SH, et al. Indoor pedestrian dead reckoning algorithm based on rank Kalman filter [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(5): 214-220.

[13] 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.

[14] 钟亮, 李晓东. 基于 UWB 的自适应小波与卡尔曼滤波定位算法[J]. 电子测量技术, 2020, 43(22): 165-169.
ZHONG L, LI X D. UWV positioning algorithm based on adaptive wavelet transform denouncing and Kalman filtering[J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(22): 165-169.

[15] 赵昊宁, 许家忠, 张海滨, 等. 基于卡尔曼滤波信号细分的减速器测试研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(8): 8-15.
ZHAO H N, XU J ZH, ZHANG H B, et al. Research on subdivision system of reducer testing based on Kalman filtering[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(8): 8-15.

[16] 王文亮, 何锋, 蒋雪生, 等. 基于双扩展卡尔曼滤波锂电池荷电状态估算研究[J]. 电子测量技术, 2019, 43(19): 49-52.
WANG W L, HE F, JIANG X SH, et al. Research on state of charge estimation of lithium battery based on double extended Kalman filter [J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 43(19): 49-52.

[17] 孟浩, 尹维考, 李洪进, 等 基于深度信息的指尖检测-跟踪-监督算法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(6): 171-180.
MENG H, YIN W K, LI H J, et al. Finger tip detecting-tracking-supervising algorithm based on depth information [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(6): 171-180.

[18] 黄文杰, 向凤红. 一种基于卡尔曼滤波的板球系统 RBF-PID 控制研究[J]. 电子测量技术, 2020, 43(2): 91-96.
HUANG W J, XIANG F H. Research on RBF-PID control of ball and plate system based on Kalman filter [J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(2): 91-96.

[19] 包本刚. 融合多特征的目标检测与跟踪方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(9): 93-99.
BAO B G. Target detection and tracking based on multi-feature fusion[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(9): 93-99.

[20] 张梅, 荣昆, 张双双. 基于卡尔曼滤波的 TPSN 时钟同步算法[J]. 电子测量技术, 2020, 43(18): 43-46.
ZHANG M, RONG K, ZHANG SH SH. TPSN clock synchronization algorithm based on Kalman filter [J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(18): 43-46.

作者简介

赵虎(通信作者),1996 年于北方民族大学获得学士学位,2006 年于上海理工大学获得硕士学位,2017 年于西安理工大学获得博士学位,现为北方民族大学教授,主要研究方向为激光雷达大气遥感和光电检测技术。
E-mail: zhaoh_1@ yeah. net

Zhao Hu(Corresponding author) received his B. Sc. degree from North Minzu University in 1996, M. Sc. degree from University of Shanghai for Science and Technology in 2006, and Ph. D. degree from Xi′an University of Technology in 2017, respectively. Now he is a professor in North Minzu University. His main research interests include lidar atmospheric remote sensing and photoelectric detection technology.

张海伦,2018 年于洛阳理工学院获得学士学位,2021 年于北方民族大学获得硕士学位,主要研究方向为激光雷达大气遥感。
E-mail: 809361497@ qq. com

Zhang Hailun received his B. Sc. degree from Luoyang Institute of Science and Technology in 2018, M. Sc. degree from North Minzu University in 2021. His main research interest includes lidar atmospheric remote sensing.