

基于高斯拟合的相干激光雷达风速估计算法

王平春¹, 陈廷娣¹, 周安然¹, 韩飞¹, 王元祖¹, 孙东松¹, 王国成²

- (1. 中国科学技术大学 地球和空间科学学院, 安徽 合肥 230026;
2. 中国人民解放军陆军军官学院, 安徽 合肥 230031)

摘要: 分别利用高斯拟合估计算法(Gaussian fitting estimation algorithm, 以下简称 Gauss 估计算法)和最大似然(Maximum Likelihood, ML)离散谱峰值(Discrete Spectral Peak, DSP)估计算法(ML DSP)处理实测回波信号, 计算得到风速扰动的功率谱密度(Power Spectral Density, PSD)。根据 Kolmogorov 湍流理论中 PSD 与频率的 $-5/3$ 关系, 比较不同距离门下的 PSD, 采用高频区域的风速误差作为风速估计性能参数, 分析比较不同距离情况下风速误差, 并利用自相关系数分析风速时间变化的相关性。结果表明: 在距离较低的探测区域 Gauss 估计算法的风速误差微弱小于对应的 ML DSP 估计算法, 二者之间的风速误差差值最多不超过 0.05 m/s 。而在距离较高的区域, 两种算法的风速误差差值从 820 m 处的 0.06 m/s 增加至 1200 m 的 0.16 m/s 。在风速的时间相关性分析上, Gauss 估计算法的风速时间自相关系数明显大于对应的 ML DSP 估计算法, 说明 Gauss 估计算法处理的风速数据更具有稳定性。

关键词: 相干激光雷达; 风速估计; 最大似然估计; 高斯拟合

中图分类号: TN958.98 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201847.1230006

Wind velocity estimation algorithm based on Gaussian fitting in coherent lidar

Wang Pingchun¹, Chen Tingdi¹, Zhou Anran¹, Han Fei¹, Wang Yuanzu¹, Sun Dongsong¹, Wang Guocheng²

- (1. School of Earth and Space Science, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China;
2. New Star Institute of Applied Technology, Hefei 230031, China)

Abstract: The power spectral density(PSD) of the wind velocity disturbance was calculated by processing the measured echo signals by using Gaussian fitting estimation algorithm and maximum likelihood (ML) discrete spectral peak(DSP) estimation algorithm respectively. According to Kolmogorov turbulence theory, PSD has the relationship of $-5/3$ slope of frequency. It could be compared by different PSD under different distance gates. Wind velocity error in the high frequency region was used as the parameter of wind velocity estimation for comparing performance, and the error under different distances was analyzed and compared. The correlation of the relationship between wind velocity and time series was analyzed by using the autocorrelation coefficient. The results show that the wind velocity error of Gaussian fitting estimation algorithm is less than that of the corresponding ML DSP estimation algorithm in the low

收稿日期: 2018-07-05; 修订日期: 2018-08-15

基金项目: 国家自然科学基金(41574180, 41374156, 41204108)

作者简介: 王平春(1993-), 男, 硕士生, 主要从事测风激光雷达及光电探测方面的研究。Email: blusumer@mail.ustc.edu.cn

导师简介: 孙东松(1962-), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事光电探测、激光雷达遥感等方面的研究。Email: sds@ustc.edu.cn

detection area, and the difference between the two wind speed errors does not exceed 0.05 m/s. In the area with higher distance, the difference of wind velocity error between the two algorithms increases from 0.06 m/s at 820 m to 0.16 m/s at 1 200 m. In the time-dependent analysis of the wind velocity, the autocorrelation coefficient of Gaussian fitting estimation algorithm between wind velocity and time is significantly larger than that of the corresponding ML DSP estimation algorithm, which shows that the wind velocity data processed by Gaussian fitting estimation algorithm is more stable.

Key words: coherent lidar; wind velocity estimation; maximum likelihood estimator; Gaussian fitting

0 引言

大气风场探测对于大气科学的理论研究、风电场性能评估、航空气象安全、天气预警预报、环境监测等方面起到重要作用^[1-3]。相干测风激光雷达具有高时空分辨率、快速时间响应、高精度测量风速等优点,主要适用于晴空情况下大气风场探测。

在风速反演算法方面,1993年 Rye 等提出了基于傅里叶变换的最大似然 (Maximum Likelihood, ML)离散谱峰值 (Discrete Spectral Peak, DSP)估计算法 (ML DSP),并计算了风速精度与载噪比和脉冲累积的关系^[4]。1994年, Frehlich 利用仿真得到的回波信号^[5],对风速估计的最大似然算法 (ML),以及 ML DSP 估计算法进行性能评估,结果表明 ML 算法在频率估计的准确度上略优于 ML DSP 估计算法,但算法的计算时间过长,不利于实际应用^[6-8]。由于 ML DSP 估计算法是基于快速傅里叶变换,在保证估计精度的同时,计算的时间效率要远高于 ML 算法。正因为如此,ML DSP 估计算法是目前实际工程中最为常用的频率估计方法。

1999年, Dabas 等提出了不含有大气背景噪声的自适应滤波估计算法^[9-10],对于高脉冲重复频率的光纤激光器而言,该算法在频谱平均过程中能够移除大量的噪声,在一定程度上提高风速估计的准确性^[11]。2017年, Dolfi-Bouteyre 等提出了一种基于抛物线拟合的风速估计算法,这种算法将高斯型的功率谱密度 (Power Spectral Density, PSD)取对数化,得到谱分布的抛物线形式,对其进行数据拟合。并与最大似然算法和自适应滤波算法比较估计性能,综合考虑估计精度和计算所用时间,提出抛物线拟合算法为现阶段最优估计算法^[12]。

文中在 ML DSP 算法的基础上,得到的功率谱

数据不经对数化处理,直接利用功率谱的高斯形式,提出了一种基于高斯拟合的相干激光雷达风速估计算法 (Gaussian fitting estimation algorithm,以下简称 Gauss 估计算法)。分别利用 ML DSP 估计算法和 Gauss 估计算法处理实测回波信号,根据 Kolmogorov 湍流理论,计算风速扰动的功率谱密度,比较分析不同距离门的功率谱密度,得到在不同探测距离下的风速误差,并利用自相关系数分析风速的时间相关性。

1 风速估计算法

1.1 最大似然离散谱峰值估计算法

ML DSP 估计算法利用谱密度计算回波信号频率,其谱分布可由周期图表示为:

$$\hat{P}_u(m) = \frac{T_s}{M} \left| \sum_{k=0}^{M-1} z_k \exp\left(-\frac{2\pi i k m}{M}\right) \right|^2 \quad (1)$$

式中: T_s 为采样时间间隔; M 为单一距离门内的采样点数; z_k 为激光雷达时域信号。通过取距离门内 M 点雷达信号数据进行快速傅里叶变换,取模平方得到激光雷达信号的谱信息^[13]。

回波信号功率谱经过 N 发脉冲的非相干累积后,得到平均后的周期图,从谱上求解最大周期图对应的频率,估计得到风速频率^[14]。其累积形式可表示为:

$$\hat{P}(m) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \hat{P}_u(m, n) \quad (2)$$

1.2 高斯拟合估计算法

激光雷达的回波信号功率谱包括有效信号功率和噪声功率^[10]。激光脉冲的功率谱可用高斯分布拟合,对噪声功率谱进行归一化,将信号频率对采样频率 F_s 归一化至 $[-0.5, 0.5]$,则理想情况下谱分布的

形式为:

$$\phi(f_i; \bar{f}) = \phi_s(f_i; \bar{f}) + \phi_n(f_i; \bar{f}) \quad (3)$$

$$\phi_s(f_i; \bar{f}) = \frac{\text{CNR}}{\sqrt{2\pi} \sigma_f} \exp\left(-\frac{(f_i - \bar{f})^2}{2\sigma_f^2}\right) \quad (4)$$

$$\phi_n(f_i) = 1, -0.5 \leq f_i \leq 0.5 \quad (5)$$

式中: ϕ_s 表示归一化后的信号功率谱; CNR 为回波信号的宽带载噪比; σ_f 为信号功率谱的标准差, 表示归一化后的信号谱宽; ϕ_n 为噪声功率谱; \bar{f} 为风速的多普勒频移。

高斯拟合估计算法首先借助 ML DSP 估计算法得到风速估计的离散功率谱分布, 由于理想情况下谱分布为高斯形式, 可对离散功率谱进行高斯拟合, 确定风速频率的位置。回波信号的功率谱包含载噪比、风速频率和风速频率标准差等信息, 对这些离散点进行高斯拟合, 确定高斯拟合曲线的最大值即为风速估计频率, 也能从高斯拟合曲线中提取出载噪比、风速估计标准差等信息。高斯拟合估计相比 ML DSP 估计算法, 补充了曲线拟合过程, 实际的运算量并没有增加很多, 两种算法的计算时间效率的差异可忽略不计。

2 风速估计的估计误差

风速的时域谱密度 $\Phi_v(f, R)$ 描述了探测距离 R 处功率谱扰动的频率分布情况^[15]。谱密度的估计可表示为:

$$\hat{\Phi}_v(f, R) = \frac{T_s}{L} |P(f/\Delta f, R)|^2 \quad (6)$$

式中: $P(j, R)$ 为风速 $\hat{v}'(R, l\Delta t)$ 的离散傅里叶变换; L 为在距离 R 处单一距离门的风速估计点数; $\Delta f = 1/(LT_s)$ 为频率分辨率。Nyquist 频率为 $F_N = 1/2T_s$ 。

$$P(j, R) = \sum_{l=0}^{L-1} \hat{v}'(R, l\Delta t) \exp(-2\pi i j l / L) \quad (7)$$

对于各向同性的大气扰动, 某一位置处风速扰动的时域谱密度满足 Kolmogorov 尺度定律^[16-17], 即为:

$$\Phi_v(f, R) \propto [\varepsilon(R)U(R)]^{2/3} f^{-5/3} \quad (8)$$

式中: $U(R)$ 为距离 R 处的平均水平风速, 可以看出速度谱 $\Phi_v(f, R)$ 正比于 $f^{-5/3}$ 。而在高频阶段, 速度谱在水平线上浮动, 上式即不再适用, 水平线的高低描述了风速估计的估计误差^[18]。估计误差 $e(R, t)$ 的方差可表示为:

$$\sigma_e^2(R) = \frac{1}{(L/2 - j_r + 1)T_s} \cdot \sum_{j=j_r}^{L/2} \hat{\Phi}_v(j\Delta f, R) \quad (9)$$

式中: j_r 为区分风速功率谱低频处 $-5/3$ 规律与高频处水平扰动的阈值系数。

根据 ML DSP 估计算法和 Gauss 估计算法分别计算不同距离门下的风速 PSD, 通过比较频谱上高频阶段对应的估计误差, 对这两种风速估计算法进行性能评估。

3 风速估计算法比较分析

3.1 风速估计误差比较

利用实测激光雷达回波信号对 ML DSP 估计算法和高斯拟合估计进行性能分析。实测信号来源于实验室自行研制的相干测风激光雷达, 探测范围为 50~1 200 m。2017 年 6 月 29 日进行风速测量实验, 实验时间为 30 min, 当时风速为 3~4 级。采用 KEOPSYS 公司生产的脉冲激光器, 其中心波长 λ 为 1 550.12 nm, 脉冲宽度 Δp 为 200 ns, 单发脉冲能量 E 为 40 μJ , 脉冲重频 PRF 为 10 kHz。声光调制器的移频 f_{AOM} 为 80 MHz, 采样点数 M 为 512, 采样频率 F_s 为 500 MHz, 脉冲累积时间为 1 s, 则每个采样区间的空间宽度为 150 m, 得到的风速估计点数 L 为 1 800 个。对脉冲信号进行 66.7% 重叠累积, 则对应的距离分辨率为 50 m^[19]。

使用 ML DSP 估计算法和 Gauss 估计算法分别反演径向风速。图 1 和图 2 分别为第 10 个距离门

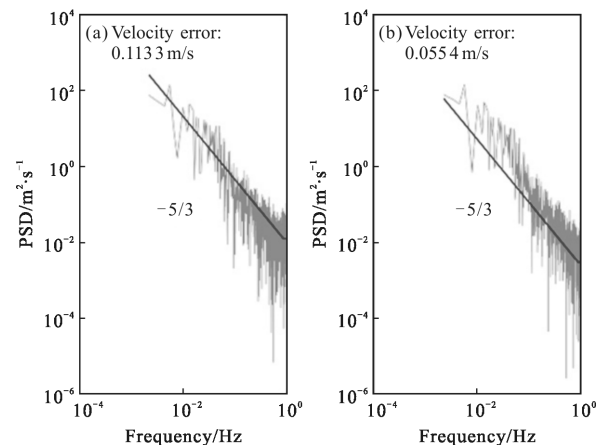


图 1 利用 ML DSP 估计算法和 Gauss 估计算法得到第 10 个距离门的风速 PSD 随频率的变化

Fig.1 Relationship between velocity PSD and frequency using ML DSP estimation algorithm and Gaussian fitting estimation algorithm in 10th gate

和第 20 个距离门处风速 PSD 随频率的分布情况, 对应距离为 523 m 和 1 128 m。在计算风速 PSD 中, 对频率进行归一化处理, 并且采用双对数坐标。由图 1 可知, 无论采用哪种估计算法, 风速 PSD 在低频范围都与频率有 $-5/3$ 关系。并且 PSD 在 0.85 Hz 附近变得平缓, 在高频范围内 Gauss 估计算法的本底噪声相对较小, 表明在这距离门下 Gauss 估计算法的风速估计精度要优于 ML DSP 估计算法。

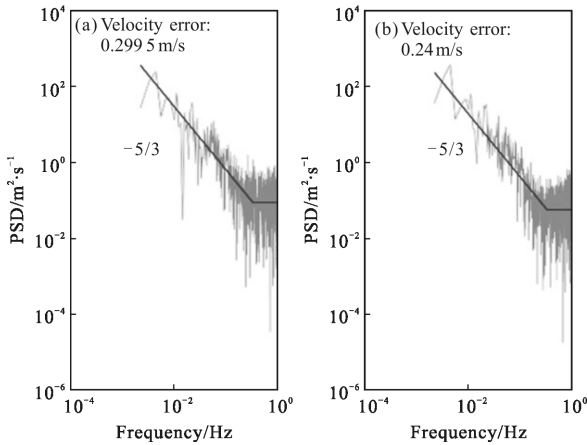


图 2 利用 ML DSP 估计算法和 Gauss 估计算法得到第 20 个距离门的风速 PSD 随频率的变化
Fig.2 Relationship between velocity PSD and frequency using ML DSP estimation algorithm and Gaussian fitting estimation algorithm in 20th gate

从图 2 可以看出, 风速 PSD 在频率为 0.33 Hz 时开始沿水平线上下扰动, 其中 Gauss 估计算法的风速误差仍小于对应的 ML DSP 算法。这说明在较高距离下, Gauss 估计算法的风速精度仍优于 ML DSP 估计算法。与第 10 个距离门对比, 高频部分的 PSD 本底噪声所占比例在增加, 说明随着距离的增加, 两种算法的风速误差都不同程度在增大。

图 3 为两种估计算法处理得到的风速误差随探测距离的关系, 选取的阈值频率为 0.85 Hz, 采用的风速估计点数为 1 800 个。可以看出整体上随着距离的增加, 这两种估计算法的估计精度都有所减小, 只是减小的幅度不一。在距离较低的区域(小于 500 m), 两种估计算法的风速误差区别较小, 风速误差的最大差值为 270 m 处的 0.05 m/s。而在距离较高的区域, 除了极个别距离, 风速误差的差距在拉大, 从 820 m 处的 0.06 m/s 增加至 1 200 m 的 0.16 m/s。这证明了相比较 ML DSP 估计算法, Gauss 估计算法具有更好的风速估计精度, 特别是在距离较高区域,

两种估计算法的风速精度差距明显。

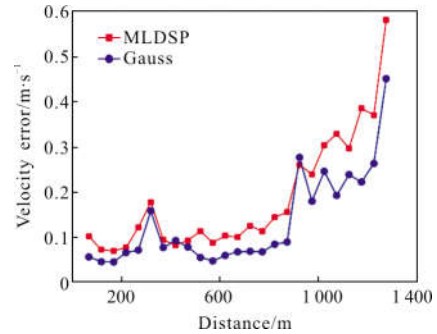


图 3 ML DSP 估计算法和 Gauss 估计算法得到风速误差随距离的变化
Fig.3 Relationship between velocity error and range using ML DSP estimation algorithm and Gaussian fitting estimation algorithm

3.2 风速时间相关性验证

从图 4 中的风速时间变化可看出, 在第 20 个距离门处, Gauss 估计算法反演得到的风速数据相比 ML DSP 估计算法, 风速在时间上的扰动变化更少, 风速数据更加稳定。为进一步验证不同算法估计风速序列的准确性, 可利用风速数据的自相关函数分析风速时间序列的相关性。风速序列的自相关系数越大时, 表示风速数据的时间相关性越强, 风速变化越平稳。

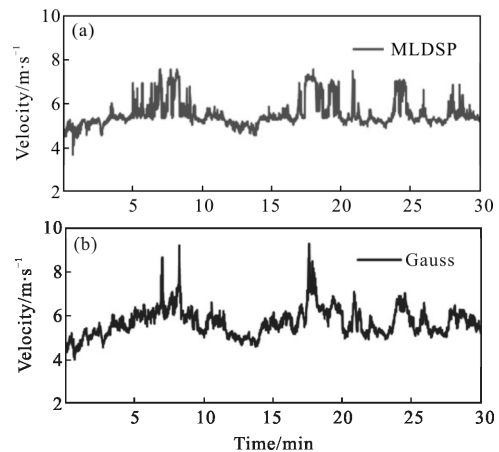


图 4 利用 ML DSP 估计算法和 Gauss 估计算法反演第 20 个距离门的风速时间变化
Fig.4 Relationship between velocity and time using ML DSP estimation algorithm and Gaussian fitting estimation algorithm in 20th gate

图 5 为第 20 个距离门处的风速时间序列的相关性分析。由此可以看出, Gauss 估计算法的自相关系数在前 20 min 保持在 32.8, 而 ML DSP 估计算法的自相关系数在前 20 min 保持在 32.8, 而 ML DSP

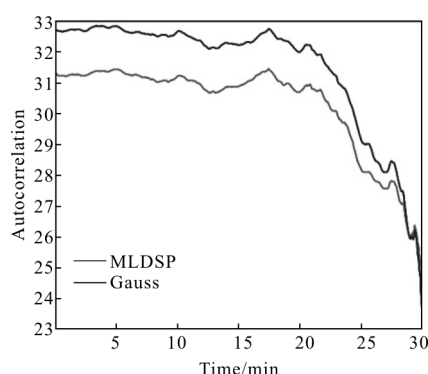


图 5 利用 ML DSP 估计算法和 Gauss 估计算法反演第 20 个距离门的自相关函数随延迟时间的变化

Fig.5 Relationship between autocorrelation and delay time using ML DSP estimation algorithm and Gaussian fitting estimation algorithm in 20th gate

估计算法的自相关系数对应地只有 31.2。这表明使用 Gauss 估计算法反演的风速数据在时间上的突变更少,能够更好地说明风速时间变化的稳定性。

4 结论

基于高斯拟合的风速估计算法在 ML DSP 估计算法的基础上,对离散谱进行高斯拟合,确定估计风速。分别利用这两种频率估计算法处理实测回波信号,通过计算不同算法反演的风速功率谱密度,分析比较 PSD 随归一化频率的关系,采用 PSD 高频区域的风速误差评价算法的性能,并利用自相关系数分析风速时间变化的相关性。

结果表明在距离较低的探测区域,Gauss 估计算法的风速误差微弱小于对应的 ML DSP 估计算法,二者之间的风速误差差值最多不超过 0.05 m/s。而在距离较高的区域,两种算法的风速误差差值在增加,从 820 m 处的 0.06 m/s 增加至 1 200 m 的 0.16 m/s,这说明随着距离的增加,Gauss 估计算法的风速估计精度明显优于 ML DSP 估计算法。在风速的时间相关性分析上,Gauss 估计算法的风速时间自相关系数在前 20 min 为 32.8,而对应的 ML DSP 估计算法只有 31.2。这表明使用 Gauss 估计算法反演的风速数据在时间变化上更具有稳定性。下一步计划从实测信号中提取更多实用信息,全面分析 Gauss 估计算法性能。

参考文献:

[1] Liu Qiuwu, Chen Yafeng, Wang Jie, et al. Effects of

wavelength shift and energy fluctuation on inversion of NO₂ differential absorption lidar [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2018, 26(2): 253–260. (in Chinese)

[2] Wang Guining, Liu Bingyi, Feng Changzhong, et al. Data quality control method for VAD wind field retrieval based on coherent wind lidar [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2018, 47(2): 0230002. (in Chinese)

[3] Lu Xianyang, Li Xuebin, Qin Wubin, et al. Retrieval of horizontal distribution of aerosol mass concentration by micro pulse lidar [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(7): 1697. (in Chinese)

[4] Rye B J, Hardesty R. Discrete spectral peak estimation in incoherent backscatter heterodyne lidar. I. Spectral accumulation and the Cramer–Rao lower bound [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1993, 31 (1): 16–27.

[5] Frehlich R, Yadlowsky M. Performance of mean-frequency estimators for Doppler radar and lidar [J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 1994, 11(5): 1217–1230.

[6] Rye B J. Estimate optimization parameters for incoherent backscatter heterodyne lidar including unknown return signal bandwidth[J]. *Applied Optics*, 2000, 39(33): 6086–6096.

[7] Frehlich R. Scanning Doppler lidar for input into short-term wind power forecasts [J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2013, 30(2): 230–244.

[8] Valla M. Fourier transform maximum likelihood estimator for distance resolved velocity measurement with a pulsed 1.55 μm erbium fiber laser based lidar [C]//Proceedings of the 13th Coherent Laser Radar Conference, 2005.

[9] Dabas A M. Semiempirical model for the reliability of a matched filter frequency estimator for Doppler lidar [J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 1999, 16 (1): 19–28.

[10] Dabas A M, Philippe D, Pierre H F, et al. Adaptive filters for frequency estimate of heterodyne Doppler lidar returns: Recursive implementation and quality control[J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 1999, 16 (3): 361–372.

[11] Dabas A M, Philippe D, Pierre H F, et al. Velocity biases of adaptive filter estimates in heterodyne Doppler lidar measurements [J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2000, 17(9): 1189–1202.

[12] Dolfi-Bouteyre A, Guillaume C, Laurent L, et al. Long-range wind monitoring in real time with optimized coherent lidar[J]. *Optical Engineering*, 2017, 56(3): 031217.

[13] Frehlich R. Simulation of coherent Doppler lidar performance

- in the weak-signal regime [J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 1996, 13(3): 646–658.
- [14] Frehlich R, Stephen M H, Sammy W H, et al. Coherent Doppler lidar measurements of winds in the weak signal regime[J]. *Applied Optics*, 1997, 36(15): 3491–3499.
- [15] Frehlich R, Stephen M H, Sammy W H, et al. Coherent Doppler lidar measurements of wind field statistics [J]. *Boundary-Layer Meteorology*, 1998, 86(2): 233–256.
- [16] Zhou Yinjie, Zhou Anran, Sun Dongsong, et al. Development of differential image motion LiDAR for profiling optical turbulence [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(11): 1130001. (in Chinese)
- [17] Feng Shuanglian, QiangXiwen, Zong Fei, et al. Data processing techniques for turbulence profile Lidar[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44 (S1): 220–224. (in Chinese)
- [18] Frehlich R. Estimation of velocity error for Doppler lidar measurements [J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2001, 18(10): 1628–1639.
- [19] Hu Yang, Zhu Heyuan. 1.55 μm all-fiber coherent Doppler lidar for wind measurement [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(S1): S130001. (in Chinese)