

## 应用独立分量分析的激光测风雷达湍流频谱分解

李一越, 胡姝玲

引用本文:

李一越, 胡姝玲. 应用独立分量分析的激光测风雷达湍流频谱分解[J]. *光学精密工程*, 2020, 28(5): 1029–1037.

LI Yi-yue, HU Shu-ling. Turbulence spectrum separation of wind lidar using independent component analysis[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2020, 28(5): 1029–1037.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3788/OPE.20202805.1029>

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

### 基于奇异值分解的激光雷达湍流预警算法

Turbulence alerting algorithm based on singular value decomposition of Lidar

*光学精密工程*. 2019, 27(3): 671–679 <https://doi.org/10.3788/OPE.20192703.0671>

### 测风激光雷达修正F因子的小尺度风切变检测算法

A small scale wind shear detection algorithm of modified F-factor for wind-profiling lidar

*光学精密工程*. 2018, 26(4): 927–935 <https://doi.org/10.3788/OPE.20182604.0927>

### Log-normal湍流信道中超奈奎斯特

BER performance of Faster-than-Nyquist communications under Log-normal turbulence channel

*光学精密工程*. 2020, 28(2): 465–473 <https://doi.org/10.3788/OPE.20202802.0465>

### 偏正态全波激光雷达数据的可变量波形分解

Full-waveform LiDAR data decomposition based on skew-normal distribution with unknown number of components

*光学精密工程*. 2018, 26(1): 161–171 <https://doi.org/10.3788/OPE.20182601.0161>

### 冻结大气湍流下自适应光学系统的预测校正性能

Performance of predictive correction for adaptive optics systems with frozen flow turbulence

*光学精密工程*. 2018, 26(3): 548–555 <https://doi.org/10.3788/OPE.20182603.0548>

文章编号 1004-924X(2020)05-1029-09

# 应用独立分量分析的激光测风雷达湍流频谱分解

李一越\*, 胡姝玲

(北京航空航天大学 仪器科学与光电工程学院, 北京 100191)

**摘要:**针对大型风力发电机组中常见的脉动湍流、风机尾流与涡流等湍流信号,研究了利用自然梯度下降的独立分量分析方法的湍流频谱分离效果,以区分中心风速与湍流信号,提高风机机组的综合工作效率。首先分析了风机组中常见湍流信号的后向散射与频谱分布特点,然后依据这些特点设计了对应的独立分量分析模型。在仿真结果符合要求的基础上,进行了双目激光雷达天线的风速采集与实际分离效果检测。实验结果表明,在大气折射率结构常数  $C_n^2 \leq 10^{-14}$  同时广义大气常数  $\alpha \geq 4$  的通常情况下,利用双目信号能够分离出一个湍流中心和一个中心风速。对 1 s 内两个谱峰的波动范围进行统计,获得  $(2.59 \pm 0.05)$  MHz 的中心风速以及  $(1.22 \pm 0.19)$  MHz 的湍流中心估计,且二者的平均信噪比分别为 25.93 dB 和 31.01 dB,能够在获得稳定的中心风速估计的同时得到一个较为稳定的湍流中心估计。

**关键词:**激光雷达;风速测量;湍流;频谱分解;独立分量分析

**中图分类号:** TM614 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20202805.1029

## Turbulence spectrum separation of wind lidar using independent component analysis

LI Yi-yue\*, HU Shu-ling

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

\* Corresponding author, E-mail: vk4502pb@sina.com

**Abstract:** Research on spectrum separation in a turbulent environment using an Independent Component Analysis (ICA) algorithm of natural gradient descent is carried out to investigate the turbulence generated by heat or blades in giant wind turbines. When the main wind is distinguished from a mixed signal with turbulence, the efficiency of wind turbines in a wind field increases. Firstly, the backscattering characteristics and spectrum distribution of turbulence signals are analyzed. Then, the ICA model is designed according to these characteristics. As the simulation results meeting the requirements, a wind speed detection of outdoor binocular lidar antenna and the wind spectrum separation effect of the detection are carried out. The results show that under the condition with refractive index structure constant  $C_n^2 \leq 10^{-14}$  and generalized atmospheric constant  $\alpha \geq 4$ , the turbulence center and main wind speed can be separated using binocular signals. Statistical analysis of the fluctuation range of the two peaks in 1 s shows the estimated central wind speed of  $(2.59 \pm 0.05)$  MHz and estimated turbulence center of  $(1.22 \pm 0.19)$  MHz. The average signal-to-noise ratio of the two peaks is 25.93 dB

收稿日期:2019-11-07;修订日期:2019-11-22.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 81502839)

and 31.01 dB, respectively, which meet the requirements for obtaining stable center wind speed and relatively stable turbulence center estimates.

**Key words:** lidar; wind measurement; turbulence; spectrum separation; Independent Component Analysis (ICA)

## 1 引言

大气湍流是大气运动的一种形式,不同于由规则的大气分子运动形成的层流,大气湍流属于不规则运动,且运动的剧烈程度通常大于层流。在地表附近,由于受地形起伏、热量交换等的影响,近地表的大气运动往往存在强度不等的湍流。这些湍流会导致光信号在传播过程中质量下降,具体表现为光束漂移、光束扩展、光强闪烁及到达角起伏等。

在风力发电领域中,湍流作为一种常见的大气效应,对风电系统的危害主要包括风能利用率下降、发电量降低、风机轴疲劳及载荷增大等<sup>[1]</sup>。如新疆大型陆上风电厂中<sup>[2]</sup>,由于湍流特别是风力发电机尾流的影响范围达到 3 倍叶片直径以上,即 300 m 以上,由此导致的最大风速损失率为 50%。由于传统激光测风雷达无法将风机尾流同当地中心风速区分开,使后方风机在受到干扰时无法做出正确调整,因此年平均风能损失率约为 10%。若不能将尾流及时分离出来,则需要根据当地风场情况适当增加风力发电机间距离,这同样会造成额外的风能浪费。同时,如果能够及时观测尾流等湍流对风场的影响,则可以及时调节不同风机的参数,保证系统整体的工作效率最高。

在风力发电机机组中,由于尾流问题导致不同位置风机的实际可利用风速的大小和方向均有所区别。若在风速分析中将湍流与中心风速进行混合分析,则所获得的风速稳定性低,同时需要部署多台测风雷达用于整个风机阵列的风场测量,以保证综合利用率最大。但是这种做法会明显提高系统的成本,同时降低系统的稳定性(由于需要多台测风雷达同时保持正常工作状态)。因此,需要对湍流进行研究并设计一种能在风机阵列的任意或部分位置,在获得先验的湍流信息

后,能够根据即时风速信息,对整个阵列风场进行估计的方法。

在 20 世纪 70 年代至 90 年代,激光雷达成为大气湍流探测领域的一种重要手段,以美国海洋大气中心和俄罗斯大气环境中心等一部分组织和机构对大气湍流的性质和特点开展了一系列的相关研究<sup>[3]</sup>。在湍流测量分析领域的相关研究中,2008 年 Smalikhov 等<sup>[4]</sup>利用径向速度谱来确定湍流的耗散率。2016 年 Matsuo 等<sup>[5]</sup>利用神经网络对湍流信号进行分析,克服了传统 VPP、VAD 算法在湍流分析领域的缺陷。徐春风等<sup>[6]</sup>针对湍流大气中激光光强的闪烁特性进行了研究。2017 年,Zhai 等<sup>[7]</sup>利用激光雷达对由于地面高度起伏和摩擦造成的近地表湍流进行了研究。

本文基于风力发电机组中常见的近地表湍流和涡流进行研究,在结合现有 non-Kolmogorov 湍流模型对湍流的脉动风速特点进行分析后,提出一种利用独立分量分析 (Independent Component Analysis, ICA) 对常见的湍流大气中回波信号的相位噪声谱进行分离的方法。

## 2 激光测风雷达的设计参数与湍流频谱特点

### 2.1 激光雷达的设计参数

在风力发电机组中,激光测风雷达往往针对风机前方 50~80 m 处的近场风速信息进行探测。在这一探测范围内,采用连续激光雷达可以获得更高的探测精度和处理速度。本系统中采用的是由窄线宽半导体激光器作为激光光源,经放大器后由收发一体式透镜组雷达天线发射并在目标内获得粒子的后向散射信号,再经过 Mach-Zehnder 干涉系统将其多普勒频移信息提取并进行处理,最终获得相关的风速解算信号,其原理图及设计参数如图 1 所示。

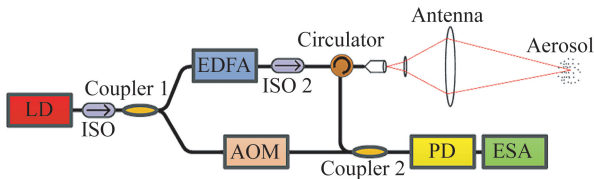


图 1 激光测风雷达原理

Fig.1 Block diagram of wind lidar system

图中,LD 为半导体激光器,ISO 为光隔离器,EDFA 为激光放大器,AOM 为声光移频器,circulator 为环形器,antenna 为雷达天线,PD 为光电探测器,ESA 为电频谱仪。在测量精度方面,雷达系统采用定时转盘速度校准方法及回光信噪比监测方法,确保测量精度在 0.5 m/s,系统稳定时最优精度为 0.1 m/s。

表 1 激光测风雷达的设计参数

Tab.1 Parameter designed for windlidar

参 数	数 值
波长/nm	1 550
激光器功率/mW	10
输出光功率/W	1
本振光功率/ $\mu$ W	1
目标距离/m	80
天线口径/mm	100
精度/( $m \cdot s^{-1}$ )	0.5

### 2.2 风机附近风场湍流模型

通常情况下在风力发电机组之间,以尾流为主导的混合湍流中往往包含一些较为复杂的气流扰动因素,如地形湍流等。大多数情况下,随着气象条件的稳定,尾流在湍流中的影响会愈发明显,因此在以尾流为主的大气湍流的研究中,常用基于大气冻结湍流假设条件下的 non-Kolmogorov 模型对湍流特性进行建模。其中,大气冻结湍流假设在时间尺度不超过 100 ms 的前提条件下可以认为是有效的<sup>[8]</sup>,其过程表示为:

$$\varphi(z, t) = \varphi(z - \omega t_d, t - t_d), \quad (1)$$

其中: $t_d$  为系统延迟, $\omega$  为横向风。这一过程表明,在特定的系统时延下,湍流风场中的某一点空间特性可以认为保持不变。在这一假设的基础上,可以对湍流风场采用 non-Kolmogorov 模型

来描述它的空间分布特性。这一模型具有可变的大气指数  $\alpha$  值,且其功率谱函数包括 non-Kolmogorov、广义 von Karman 谱等<sup>[9]</sup>。

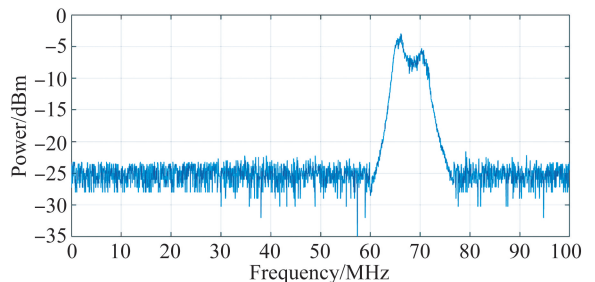
其功率谱密度函数如下:

$$\Phi_n(k_r, z) = A(\alpha) \tilde{C}_n^2(\alpha, z) (K_r^2 + k_0^2)^{-\frac{\alpha}{2}} \cdot \exp\left(-\frac{k_r^2}{k_1^2}\right), 0 \leq k_r < \infty, 3 < \alpha < 5, \quad (2)$$

其中  $k_1 = \frac{c(\alpha)}{l_0}$ ,  $c(\alpha) = \left\{ \Gamma\left[\frac{(5-\alpha)}{2}\right] A(\alpha) 2\pi/3 \right\}^{1/(\alpha-5)}$ ,  $\tilde{C}_n^2(\alpha, z) = L_0^{1-\alpha} C_n^2(z)$  为等效结构常数,其中  $C_n^2(z)$  为折射率结构常数, $\alpha$  是广义大气指数, $A(\alpha)$  称为湍流一致性函数, $k_r = \sqrt{k_x^2 + k_y^2}$  为空间波数  $k_0 = \frac{2\pi}{L_0}$ ,  $L_0$  为湍流外尺寸, $l_0$  为湍流内尺寸。由此可知,在湍流外尺寸保持不变的情况下,湍流本身的分布就与大气指数  $\alpha$  和折射率结构常数  $C_n^2(z)$  有关。

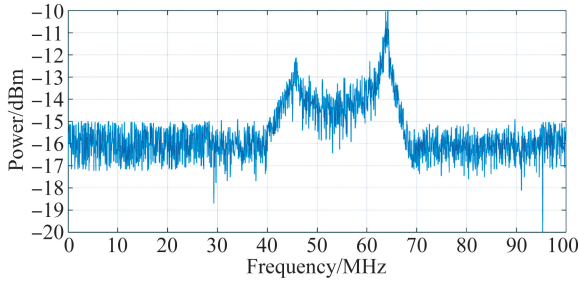
针对不同的  $\alpha$  和  $C_n^2(z)$ ,湍流的相位分布、高斯光强以及功率谱都会有所不同。针对具有不同  $\alpha$  和  $C_n^2(z)$  的 non-Kolmogorov 模型进行仿真分析,其结果如图 2 所示。随着  $\alpha$  的降低或者  $C_n^2(z)$  的增加,高斯回光的相位分布波动逐渐剧烈,高斯回光的轮廓逐渐模糊并出现回光缺损的现象。同时功率谱逐渐平滑直至被噪声淹没,信噪比逐渐降低。此时大气的相干长度也会进一步下降<sup>[10]</sup>,因此不利于风场信号的获取。

由式(2)建立湍流信号仿真模型,并得到如图 2 所示的仿真结果,通过调节折射率结构常数及湍流尺寸可以获得不同的湍流信号分布情况。可以看出,随着湍流频率分布范围的扩大以及湍流整体功率的提高,信号的分布范围逐渐扩大,同时信噪比下降,频谱峰值稳定程度下降,最终被噪声淹没。



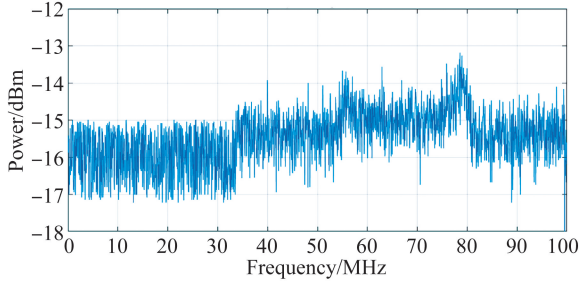
(a) 低湍流强度频谱

(a) Moderate turbulence spectrum



(b) 中湍流强度频谱

(b) Medium turbulence spectrum



(c) 高湍流强度频谱

(c) Severe turbulence spectrum

图 2 不同湍流强度的仿真频谱

Fig. 2 Simulated power spectra in different turbulence levels

图 2 表明当湍流增强时,系统的回光信号由于被湍流信道调制而出现整体质量下降。但同时,目标区域附近的湍流本身也是粒子运动所产生的真实后向散射信号,湍流的实时强度及其变化规律也是风场所需要的重要数据。因此,针对湍流信号的功率谱提取方法也显得更加重要。

### 3 独立分量分析模型的构建

独立分量分析的概念可以追溯到 20 世纪 90 年代,由法国学者 Jutten 等首次提出了独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)概念,该方法在 90 年代中期获得国际信号处理界的广泛关注。

假设利用 3 个探测器记录信号  $x_i(t) (i=1, 2, 3)$  为 3 个信号来源  $s_i(t) (i=1, 2, 3)$  的一个线性加权<sup>[11]</sup>,则它可用矩阵形式表示为:

$$\begin{cases} x_1(t) = h_{11}s_1(t) + h_{12}s_2(t) + h_{13}s_3(t) \\ x_2(t) = h_{21}s_1(t) + h_{22}s_2(t) + h_{23}s_3(t), \\ x_3(t) = h_{31}s_1(t) + h_{32}s_2(t) + h_{33}s_3(t) \end{cases} \quad (3)$$

其中  $h_{ij} (i, j=1, 2, 3)$  为信道权系数,其矩阵组合为信道模型。当信号来源增多时,可以利用更多

的探测器对信号进行探测与辨识,同样用矩阵形式表示,则有:

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{H}\mathbf{s}(t) = \sum_{j=1}^n \mathbf{h}_j s_j, \quad j = 1, 2, \dots, n. \quad (4)$$

其展开式为:

$$\begin{bmatrix} x_1(t) \\ \vdots \\ x_m(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & \cdots & h_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{m1} & \cdots & h_{mn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_1(t) \\ \vdots \\ s_n(t) \end{bmatrix}. \quad (5)$$

这种多源信号混合分析问题被称为“鸡尾酒会”问题,如图 3 所示。在忽略时延、非线性效应等因素的影响后,系统可视为最简单的混合系统-线性瞬时混合系统。而构建独立分量分析模型的目的就是仅利用观测数据估计出或恢复出未知源信号的大部分或全部特征。

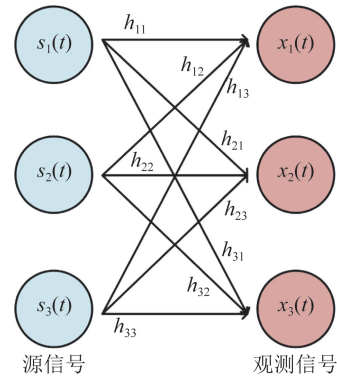


图 3 多源信号的“鸡尾酒会”模型

Fig. 3 Cocktail party effect of multisource signal

独立分量分析模型可以简单表述为:首先利用信息理论或统计理论建立一个分离矩阵  $\mathbf{W}$  为变元的目标函数  $J(\mathbf{W})$ ,当某个  $\hat{\mathbf{W}}$  使目标函数达到极大(或极小)值时,该  $\hat{\mathbf{W}}$  即为所需要的解,而能够有效寻找出  $\hat{\mathbf{W}}$  的方法便是 ICA 的经典算法,如自然梯度法。

为了获得信号源  $\mathbf{s}$  的一个良好估计  $\mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{x}$ ,引入目标函数-损失函数  $\rho(\mathbf{y}, \mathbf{W})$ ,并设其数学期望为:

$$R(\mathbf{W}) = E\{\rho(\mathbf{y}, \mathbf{W})\}, \quad (7)$$

其中  $R(\mathbf{W})$  为风险函数。由于相互独立性的测度可以有多个衡量标注,在信号中最常用的如 KL 散度。其定义为:

$$K[p_x(\mathbf{x}) | p_y(\mathbf{y})] = \int p_x(\mathbf{x}) \log \left[ \frac{p_x(\mathbf{x})}{p_y(\mathbf{y})} \right] d\mathbf{x}, \quad (8)$$

其中  $p_y(\mathbf{y})$  也称为参考分布。将 KL 散度作为一个风险函数  $R(\mathbf{W})$ , 因此令  $p_y(\mathbf{y}, \mathbf{W})$  为随机变量  $\mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{x} = \mathbf{W}\mathbf{H}\mathbf{s}$  中的联合概率密度函数(PDF), 此时  $q(\mathbf{y}) = \prod_{i=1}^n q_i(y_i)$ , 为各个分量  $y_i$  独立统计  $\mathbf{y}$  的联合概率密度。通常称为参考函数或参考分布, 而  $p_y(\mathbf{y})$  则为在某一求得的  $\mathbf{W}$  情况下  $\mathbf{y}$  的真实分布。因此, 当  $q(\mathbf{y})$  与源信号的真实分布  $p_s(\mathbf{s})$  一致时(理想情况), 有  $\mathbf{W} = \mathbf{H}^{-1}$ ,  $p_y(\mathbf{y}, \mathbf{W}) = p_s(\mathbf{y})$ 。

在 ICA 问题中,  $q(\mathbf{y})$  是  $\mathbf{y}$  的边缘概率密度的乘积, 可以表示为:

$$q(\mathbf{y}) = \tilde{p}(\mathbf{y}) = \prod_{i=1}^n p_i(y_i), \quad (9)$$

其中  $p_i(y_i)$  即为所求的边缘概率密度, 即:

$$p_i(y_i) = \int_{-\infty}^{\infty} p_y(\mathbf{y}) d\hat{y}^i, \quad (10)$$

$$R(\mathbf{W}) = E\{\rho(\mathbf{y}, \mathbf{W})\} = \int_{-\infty}^{\infty} p_y(\mathbf{y}) \log \frac{p_y(\mathbf{y})}{\prod_{i=1}^n q_i(y_i)} d\mathbf{y}, \quad (11)$$

其中  $\rho(\mathbf{y}, \mathbf{W}) = \log(p_y(\mathbf{y})/q(\mathbf{y}))$ 。因此, 可以获得一个便于求解的独立性测度  $R(\mathbf{W})$ 。

为使代价函数(如  $R(\mathbf{W})$ )最小化, 可以利用对随机梯度搜寻最优解的思想获得独立分量分析的自然梯度模型:

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{W}(k) &= \mathbf{W}(k+1) - \mathbf{W}(k) = \\ &= -\eta(k) \nabla \rho(\mathbf{y}(k), \mathbf{W}) = \\ &= -\eta(k) \frac{\partial \rho(\mathbf{y}(k), \mathbf{W})}{\partial \mathbf{W}}, \end{aligned} \quad (12)$$

其中  $\eta(k)$  称为第  $k$  步迭代运算中的学习速率,  $\partial \rho / \partial \mathbf{W}$  则为它对应元素的  $n$  阶梯度矩阵。逐项微分并计算其对应梯度矩阵  $\nabla \rho = \partial \rho / \partial \mathbf{W}$ , 则式(12)变为:

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{W}(k) &= -\eta(k) \frac{\partial \rho}{\partial \mathbf{W}} = \\ &= \eta(k) [\mathbf{W}^{-\top}(k) - \mathbf{f}[\mathbf{y}(k)] \mathbf{x}^{\top}(k)], \end{aligned} \quad (13)$$

其中激活函数向量  $\mathbf{f}(\mathbf{y}) = [f_1(y_1), f_2(y_2), f_3(y_3), \dots, f_n(y_n)]^{\top}$ , 为列向量, 其单个分量为:

$$f_i(y_i) = -\frac{d \log q_i(y_i)}{dy_i} = -\frac{q'_i(y_i)}{q_i(y_i)}, \quad (14)$$

其中  $q_i(y_i)$  为源信号  $\{s_i\}$  的近似概率密度函数。

在由非奇异  $n$  阶矩阵  $\mathbf{W}$  构成的欧式空间中, 式(12)中随机梯度  $\nabla \rho = \partial \rho / \partial \mathbf{W}$  因为损失函数在欧式空间中最陡的下降方向  $-\partial \rho / \partial \mathbf{W}$ 。由于非奇异

矩阵的乘积仍为非奇异的, 在参数空间的单位矩阵  $\mathbf{I}_n$  的乘性群(Multiplicative Group), 其形成的流形(Manifold)则具有李群(Lie Group)结构<sup>[12]</sup>。因此, 在引入黎曼自然度量的情况下, 其黎曼梯度为:

$$\begin{aligned} \tilde{\nabla} \rho(\mathbf{y}, \mathbf{W}) &= \frac{\partial \rho(\mathbf{y}, \mathbf{W})}{\partial \mathbf{W}} \mathbf{W}^{\top} \mathbf{W} = \\ &= -[\mathbf{I} - \mathbf{f}(\mathbf{y}) \mathbf{y}^{\top}] \mathbf{W}. \end{aligned} \quad (15)$$

为了配合算法的实时性, 结合式(13)后, 式(15)可改写为实时自然梯度算法如式(16)所示:

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{W}(k) &= -\eta(k) \frac{\partial \rho(\mathbf{y}, \mathbf{W})}{\partial \mathbf{W}} \mathbf{W}^{\top} \mathbf{W} = \\ &= \eta(k) [\mathbf{I} - \mathbf{f}(\mathbf{y}(k)) \mathbf{y}^{\top}(k)] \mathbf{W}(k). \end{aligned} \quad (16)$$

利用式(16)便可以从混合信号中通过迭代逐步分离出不同类型的信号, 进而还原出整个信号的特点。

#### 4 湍流频谱估计与中心风速分离

在利用独立分量分析对湍流进行频谱分解前, 首先要对获得的信号进行空域解处理。在这一步预处理中, 分子的热运动和粒子的布朗运动被去相关化<sup>[13]</sup>。由于在最终的频谱分析中, 这两者并不是本文关注的对象, 因此这一处理会大幅降低二者对后续频谱分离与风速估计的影响, 从而提高分离与估计的准确度。

对于零均值信号  $\mathbf{x}$  的白化信号  $\bar{\mathbf{x}}$ , 其性质如下:

$$R_{\bar{\mathbf{x}}\bar{\mathbf{x}}^{\top}} = E\{\bar{\mathbf{x}}\bar{\mathbf{x}}^{\top}\} = \mathbf{I}_n. \quad (17)$$

由输入信号变为白化处理信号的过程则可由式(18)表示:

$$\bar{\mathbf{x}}(k) = \mathbf{Q}\mathbf{x}(k) = \mathbf{Q}\mathbf{H}\mathbf{s}(k), \quad (18)$$

其中  $\mathbf{Q}$  矩阵称为白化矩阵。当信号在信道传输过程中出现混叠时, 白化信号矩阵  $\mathbf{Q}$  由  $n \times n$  变为  $n \times m (m < n)$  维, 这是相关信号被白化矩阵处理后所导致的降维现象。

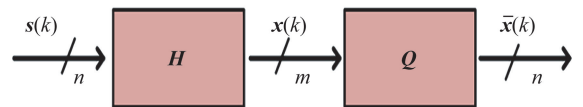


图 4 白化处理矩阵结构

Fig. 4 Framework of whiten matrix

因此,经由白化矩阵  $Q$  处理之后的信号矩阵如下:

$$R_{xx^T} = E\{\overline{xx^T}\} = E\{Qxx^TQ^T\} = QR_{xx}Q^T = I_n. \quad (19)$$

显然,对这一白化矩阵  $Q$  左乘任何一个正交矩阵,式(19)结果不变,因此矩阵  $Q$  对信号处理而言并非唯一解。

由于零均值信号的相关矩阵  $R_{xx} = E\{xx^T\}$  通常为对称正定矩阵,因此,根据矩阵理论可分解为:

$$R_{xx} = V_x \Lambda_x V_x^T = V_x \Lambda_x^{1/2} \Lambda_x^{1/2} V_x^T, \quad (20)$$

其中  $V_x$  为正交矩阵,  $\Lambda_x = \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_n\}$  为对角矩阵,对应特征值由大到小排列,且由于其为正定矩阵,故所有特征值均大于等于 0。

因此,白化矩阵  $Q$  的一种求法可以表示为:

$$Q = \Lambda_x^{-1/2} V_x^T = \text{diag}\{\lambda_1^{-1/2}, \lambda_2^{-1/2}, \lambda_3^{-1/2}, \dots, \lambda_n^{-1/2}\} V_x^T. \quad (21)$$

也可以表示为:

$$Q = U \Lambda_x^{-1/2} V_x^T. \quad (22)$$

假设两个信号  $s_1$  和  $s_2$  是相互独立的,如图 5(a)所示,将两信号合成后,其结果如图 5(b)所示。此时两信号  $x_1$  和  $x_2$  含有相关成分,若直接带入后续处理中,则会产生混叠影响估计质量,而通过预白化处理后可以达到如图 5(c)所示的效果,图中  $y_1$  与  $y_2$  分量与  $s_1$  和  $s_2$  分量在能量分布上均可以视为独立的。与  $s_1$  和  $s_2$  的区别仅为分布位置的变化,而与信号自身的独立性无关。

综上,白化预处理可以使具有相关性的混合信号解相关,并削弱非相关信号对混合信号的影响,在此基础上进行的频谱分离则具有更高的稳定性和准确度。

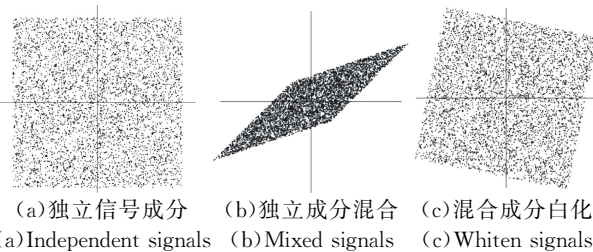


图 5 混合独立分量与白化处理示意图

Fig. 5 Schematic diagram of mixed and whiten signals

### 5 测量实验与结果

基于之前的理论分析,对 ICA 在风速处理中

的实际表现进行了测试,在 26 °C 恒温地下实验室搭建了激光测风雷达光路并结合电路部分,如图 6 所示。图 7 所示为激光测风雷达系统样机,该样机主要包括基于伽利略望远镜结构设计的双目激光雷达天线,基于 Mach-Zehnder 干涉系统设计的延时自外差光纤测量光路,经光电转换后转变为 MHz 级电信号,再经数字电路简单处理后可得原始信号(Raw Signal),将原始信号传递至上位机,即可利用 ICA 方法对原始信号进行湍流分离与风场估计。

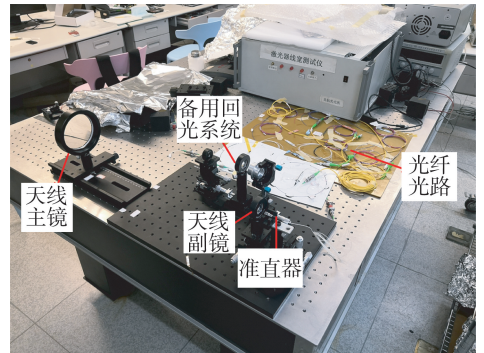


图 6 测风雷达光路部分

Fig. 6 Optical system of wind lidar

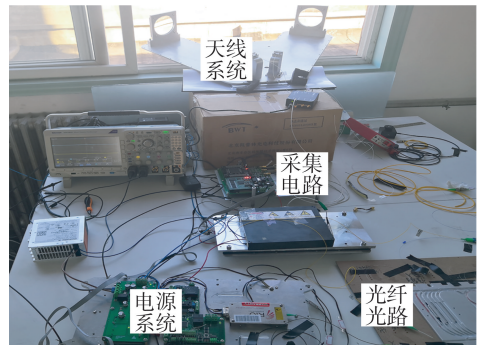


图 7 测风雷达系统样机

Fig. 7 Prototype of lidar

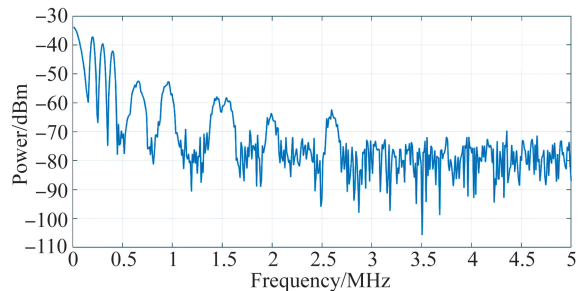


图 8 混合风速测量结果

Fig. 8 Raw signal in wind measurement

首先利用转盘进行速度校准,通过控制转盘

速度及测量位置在 0~3 m/s, 每隔 0.5 m/s 采样 10 组对回光信号进行校准, 其结果表 2 所示。

表 2 转盘转速与回光频率关系

Tab. 2 Relationship between disk speed and frequency of backscatter light

转盘速度/(m · s <sup>-1</sup> )	频率均值/MHz	频率方差/MHz <sup>2</sup>
0.5	0.685	0.020 8
1	1.240	0.019 2
1.5	1.944	0.004 2
2	2.623	0.001 0
2.5	3.225	0.000 3
3	3.904	0.000 3

在校准中发现, 1 MHz 以下部分波动剧烈, 频率校准方差较大且与实际速度关联性弱, 因此考虑它为光路内反馈或电磁干扰等形成的噪声。因此利用高通滤波器对噪声进行滤除, 随后利用挡板障碍物与风扇组合构建复杂风场环境。每获得一组 1 000 × 1 024 个有效风速数据点 (约 10 min), 之后对测风雷达进行一次定速转盘速度校准, 在校准结果误差小于 5% 时继续测量, 否则停机进行进一步校验并放弃前一组数据。混合风速测量结果如图 8 所示。在获得有效数据后对复杂风场回光信号进行预白化处理, 得到的白化信号如图 9 所示。在白化过程中, 双目信号中具有相关性的部分被逐步分离, 通过解相关运算, 强相关部分 (可认为是湍流或风速的“中心”) 被保留, 而弱相关部分 (可认为是湍流或风速的“边缘”) 则转化为本底噪声。这样的信号在 ICA 处理中速度更快且收敛性更好。

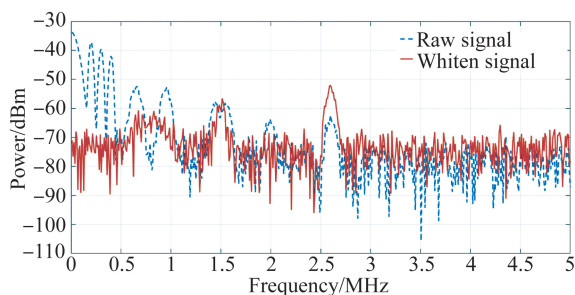


图 9 原始信号与白化及滤波处理后的信号

Fig. 9 Raw and whiten signals

利用梯度下降的 ICA 方法可以将双目信号分解为相互独立的信号, 在频谱中表现为两个信号峰, 如图 9 所示, 其中 ICA Processed 曲线即为 ICA 处理结果, 其频谱中的独立峰参数如表 3 中所示。

表 3 双目信号 ICA 方法在风速分离处理中频谱独立峰的平均参数

Tab. 3 Main parameters of two peaks measured by ICA processing

参数	峰 1	峰 2
中心频率/MHz	1.465	2.598
3 dB 线宽/MHz	0.024	0.019
峰值功率/dBm	-46.171	-41.091
本底噪声/dBm	-72.105	-72.105
信噪比/dB	25.934	31.014

如表 3 所示, 虽然在实际的风速信号处理中, ICA 方法的表现不如模拟信号, 但是同样可以获得较为稳定且信噪比满足要求的频谱峰值。结合风速的实际情况与包含湍流的风场特性, 以高斯函数和正弦函数作为先验信息中的参考进行独立分量的分离, 得到 ICA Processed 曲线对应的分离结果, 如图 10 所示。将一组中所有数据分为 50 个小组进行 50 次 ICA 分离, 其结果稳定性如表 4 所示。由此可以看出, 在可用数据量减少时, ICA 方法处理中虽然会出现少量错误结果, 但正确辨识率依旧能够保证在 90% 以上。

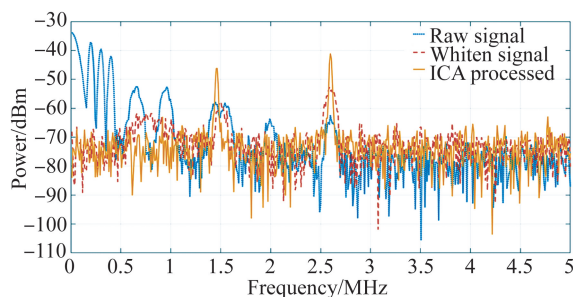


图 10 原始信号、白化信号与 ICA 方法处理后的信号

Fig. 10 Raw, whiten and ICA processed signals

表 4 50 次 ICA 分离结果统计

Tab. 4 ICA separation results for 50 tests

分离结果	次 数	正确识别率/%
完全分离	46	
中心风速与涡流混合	1	92.0
未解混	2	
无法辨识的混合结果	1	

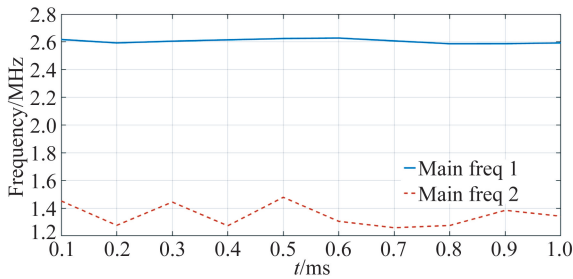


图 11 ICA 方法所获得风速频谱峰值的 1 s 稳定性曲线

Fig. 11 Two peaks values of wind frequency spectra measured by ICA processing in 1 s

对一组中所有数据进行统计可以得到频域稳定性情况,如图 11 所示。低频区域曲线稳定性较差,而上方曲线稳定性较好,因此可以初步判断上

## 参考文献:

- [1] 邵建辉. 复杂山地风电场机位湍流分析研究 [J]. 内蒙古电力技术, 2019, 37(2): 14-18.  
SHAO J H. Analysis and research of turbulence intensity of wind turbine site in complex mountain wind farm [J]. *Inner Mongolia Electric Power*, 2019, 37(2): 14-18. (in Chinese)
- [2] 于晓庆, 吴松华. 新疆地区陆上风电场风机尾流特征分析 [J]. 大气与环境光学学报, 2019, 14(4): 250-258.  
YU X Q, WU S H. Analysis of characteristics of onshore turbine wake in Xinjiang [J]. *Journal of Atmospheric and Environmental Optics*, 2019, 14(4): 250-258. (in Chinese)
- [3] BELMONTE A, RYE B J. Heterodyne lidar returns in the turbulent atmosphere: performance evaluation of simulated systems [J]. *Applied Optics*, 2000, 39(15): 2401-2411.
- [4] SMALIKHO I N, BANAKH V A. Measurements of wind turbulence parameters by a conically scanning coherent Doppler lidar in the atmospheric boundary layer [J]. *Atmospheric Measurement Techniques Discussions*, 2017, 10(11): 4191-4208.
- [5] MATSUO T, SUN G H, KIDERA S, et al.. Acceleration for wind velocity vector estimation by neural network for single Doppler LIDAR [J]. 2016 *International Symposium on Antennas and Propagation (ISAP)*, 2016: 444-445.
- [6] 徐春风, 倪小龙. 激光大气湍流传输中的光强闪烁特性 [J]. 光学精密工程, 2016, 24(10): 186-189

方曲线为中心风速,而下方曲线为湍流中心的可能性较大。若考虑到低频区域会受到更大的噪声干扰时,可以结合主成份分析或自适应滤波等方法作为辅助信号处理方法进一步判断中心风速的频率。

## 6 结 论

本文应用 ICA 方法,对双目激光测风雷达回光信号的频谱进行分解,可以从中分离出两个独立信号,得到信噪比分别为 25.93 和 31.01 dB 的湍流信号和中心风速信号估计,通过观测其频域稳定性,认为其中  $(2.59 \pm 0.05)$  MHz 为中心风速,能够实现在湍流大气中捕捉稳定中心风速信号的功能。

- XU CH F, NI X L. Scintillation in turbulent atmosphere laser communication [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(10): 186-189. (in Chinese)
- [7] ZHAI X C, WU S H, LIU B Y. Doppler lidar investigation of wind turbine wake characteristics and atmospheric turbulence under different surface roughness [J]. *Optics Express*, 2017, 25(12): A515-A529.
- [8] 李正汉, 李新阳. 冻结大气湍流下自适应光学系统的预测校正性能 [J]. 光学精密工程, 2018, 26(3): 548-555.  
LI ZH H, LI X Y. Performance of predictive correction for adaptive optics systems with frozen flow turbulence [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018, 26(3): 548-555. (in Chinese)
- [9] 吴晓庆, 黄印博, 梅海平, 等. 近地面层大气非 Kolmogorov 湍流特征参数测量 [J]. 光学学报, 2014, 34(6): 9-14.  
WU X Q, HUANG Y B, MEI H P, et al.. Measurement of non-Kolmogorov turbulence characteristic parameter in atmospheric surface layer [J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(6): 9-14. (in Chinese)
- [10] 卫沛锋, 林旭东, 王亮, 等. 大气相干长度的瞬时测量 [J]. 光学精密工程, 2016, 24(8): 1840-1845.  
WEI P F, LIN X D, WANG L, et al.. Simultaneous measurement of atmospheric coherence length [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(8): 1840-1845. (in Chinese)
- [11] 夏建明, 郑恒. 基于独立分量分析的外辐射源雷达主瓣同邻频干扰抑制研究 [J]. 信息技术与信息化, 2019(7): 156-159.  
XIA J M, ZHENG H. Research of mainlobe Co-

channel interference suppression based on independent component analysis in passive radar [J]. *Information Technology and Informatization*, 2019(7): 156-159. (in Chinese)

[12] 师晨旭. 自然梯度盲信号分离算法的研究 [D]. 焦作: 河南理工大学, 2017.

SHI CH X. *Blind Signal Separation Algorithm Based on Natural Gradient* [D]. Jiaozuo: Henan

Polytechnic University, 2017. (in Chinese)

[13] 方明, 李礼, 蔡天祥, 等. 一种可用于预白化类空时自适应处理中的阵元误差校正算法 [J]. *上海航天*, 2018, 35(6): 79-86.

FANG M, LI L, CAI T X, *et al.*. Array error calibration algorithm pre-whitened space-time adaptive processing [J]. *Aerospace Shanghai*, 2018, 35(6): 79-86. (in Chinese)

#### 作者简介:



李一越(1994-),男,吉林长春人,硕士研究生,2017年于北京航空航天大学获得学士学位,主要从事激光测风雷达系统设计与信号处理方面的研究。  
E-mail: vk4502pb@sina.com

#### 导师简介:



胡姝玲(1971-),女,天津人,博士,副教授,硕士生导师,1994年、2004年于南开大学分别获得硕士、博士学位,主要从事光学探测,成像与导航控制方面的研究。E-mail: hulxi@buaa.edu.cn