

## 双激光雷达的水平风场估计方法

庄子波<sup>1\*</sup>, 陈星<sup>2</sup>, 台宏达<sup>2</sup>, 宋德龙<sup>3</sup>, 徐丰田<sup>3</sup>, 邢志伟<sup>3</sup>

- (1. 中国民航大学 飞行技术学院, 天津 300300;
2. 中国民航大学 天津市空管运行规划与安全技术重点实验室, 天津 300300;
3. 中国民航大学 电子信息与自动化学院, 天津 300300)

**摘要:** 针对民航机场区域内单部激光雷达探测水平风场存在较大误差的问题, 提出一种基于支持向量回归的双激光雷达水平风场估计模型。该模型以两部激光雷达重叠扫描区域风速为基础, 对非重叠区雷达径向的其他数据点水平风速进行估计。首先, 提取重叠区的径向风速、水平风速和距离三个特征, 以重叠区域数据点为训练集, 在同一维度规范化后设定惩罚因子和核函数参数, 用支持向量回归得到初始估计值。然后, 以单部激光雷达的径向风速为先验条件, 估计出非重叠区相邻径向点水平风速。将估计的结果扩展为新的训练集, 依次逐步扩大训练集进而估计出非重叠区的水平风速。最后, 通过实测数据分析了该方法逐步估计的误差, 分析了风速大小和回波信噪比对该方法估计性能的影响, 结果表明该方法估计的风场的均方根误差较单部雷达的均方根误差更小, 减小了水平风速误差, 扩大了双激光雷达探测水平风场范围, 提高了雷达的利用率。

**关键词:** 大气光学; 双激光雷达; 支持向量回归; 风场估计

**中图分类号:** TN958.98 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201948.1005008

## Horizontal wind field estimation method based on dual Lidars

Zhuang Zibo<sup>1\*</sup>, Chen Xing<sup>2</sup>, Tai Hongda<sup>2</sup>, Song Delong<sup>3</sup>, Xu Fengtian<sup>3</sup>, Xing Zhiwei<sup>3</sup>

- (1. College of Flight Technology, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;
2. Tianjin Key Laboratory of Air Traffic Management Operation Planning and Safety Technology, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;
3. College of Electronic Information and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of error in single Lidar detection of horizontal wind field in civil aviation airport area, a support vector regression based model for estimating horizontal wind field of double Lidars was proposed. The model was based on the wind speed of two Lidars overlapping scanning regions, and the horizontal wind speed at the intersection points was used to estimate the horizontal wind speed of other data points in the radial direction. Firstly, the three characteristics of radial wind speed, horizontal wind speed and distance in the overlapping area were extracted. The overlapping area data points were used as the training set. After the same dimension was normalized, the penalty factor and kernel function parameters were set, and the initial estimated value was obtained by support vector regression. Then, the radial wind speed of the single Lidar was used as the a priori condition to estimate

收稿日期: 2019-06-05; 修订日期: 2019-07-15

基金项目: 国家自然科学基金民航联合基金重点项目(U1433202); 中央高校基金项目(3122018F008)

作者简介: 庄子波(1980-), 男, 副教授, 主要从事航空气象方面的研究。Email: zbzhuang@cauc.edu.cn

the horizontal wind speed of the adjacent radial points in the non-overlapping area. Then, the radial wind speed of the single Lidar was used as the a priori condition to estimate the horizontal wind speed of the adjacent radial points in the non-overlapping area. The estimated results were extended to a new training set, and the training set was gradually expanded to estimate the horizontal wind speed in the non-overlapping area. Finally, the error of the stepwise estimation of the method was analyzed by the measured data. The influence of wind speed and echo signal-to-noise ratio on the estimation performance of the method was analyzed. The results show that the root mean square error of the wind field estimated by the method is better than that of the single radar. The method expands the range of the horizontal wind field detected by the dual Lidars and improves the utilization of the Lidars.

**Key words:** atmospheric optics; dual Lidars; support vector regression; wind field estimation

## 0 引言

多普勒激光雷达是探测晴空风场的重要手段,其具有非常高的角分辨率、速度分辨率和距离分辨率<sup>[1]</sup>。目前单部激光雷达多采用风廓线(DBS)技术,考虑在多个径向方向测量径向速度,以便估计出风速的水平分量和垂直分量<sup>[2]</sup>。当仅仅使用单部激光雷达对风场测量时,需要对采样区域的风场做均匀性假设,才能估计出风速的三个分量。

在非均匀风场中使用 DBS 探测方式,如复杂地形下进行水平均匀性的风速反演,会导致测量错误<sup>[3]</sup>。Cheong 等人使用相干雷达成像法评估了 DBS 方法在风场测量中的误差,指出在非均匀风场中采用 DBS 探测方式,测量偏差会在水平风场估计中不断累加<sup>[4]</sup>。Jennifer 等人对引起激光雷达测速误差原因进行了研究,认为在高仰角时雷达扫描区域内不同部分瞬时速度的差异使速度分量的方差增大 60%~80%,提出采用六波束方式进行风场探测,有效地减小了误差<sup>[5]</sup>,但此方法对雷达性能要求较高,物理实现上难度大。Bingöl 等人验证了激光雷达在平坦均匀地形下测量风速时,具有较小的平均风速误差,但是在复杂地形条件下,由于水平风场的均匀性,圆锥扫描激光雷达误差会增大,采用 WAsP 的线性化流动模型可以降低误差<sup>[6]</sup>,但该方法仍依赖于单部雷达的全方位扫描,扫描周期较长,实际应用的准确性还需验证。Timothy A. 等人通过三部激光雷达组成的虚拟塔系统和一部多普勒测风雷达所测水平风场进行对比<sup>[7]</sup>,发现多部雷达探测能有效减小

误差,但只研究了在雷达探测交叠区域的情况,应用范围较小,三部雷达交叠区域外风场并没有讨论,国内目前未见多部激光雷达联合探测风场的报道。

文中提出一种基于支持向量回归的两部激光雷达水平风场估计模型。两部激光雷达以固定仰角进行全方位扫描,用等分辨率的方法映射到平面,确定出重叠区域,通过两部雷达得到的两个径向速度计算出水平风速。将得出的水平风速和其中一部雷达的径向速度作为支持向量回归模型的输入特征,对每一维度进行归一化后进行非线性回归;通过求解支持向量的解析形式,得出估计方程参数;用交叉验证方法寻找最佳参数后,依次逐步估计并将估计后的结果扩充到训练集中,再次调整参数后进行下一次估计;重复上述过程得到风场的最终估计结果。对比分析了单步估计的风场误差和逐步估计的风场误差,分析了该方法在不同风速和不同信噪比的性能。

## 1 双激光雷达探测水平风场

脉冲多普勒激光雷达通过发射激光脉冲测量径向风速<sup>[8]</sup>,将回波信号的时间序列分成与距离门相对应的块,并处理每个距离门上的平均径向风速。根据回波信号相对于原始信号的多普勒频移确定径向风速的大小<sup>[9]</sup>。双激光雷达进行风场探测时,径向风速的方程为:

$$\begin{cases} v_{r1} = u \sin \theta_1 \cos \phi_1 + v \cos \theta_1 \sin \phi_1 + w \sin \phi_1 \\ v_{r2} = u \sin \theta_2 \cos \phi_2 + v \cos \theta_2 \sin \phi_2 + w \sin \phi_2 \end{cases} \quad (1)$$

式中: $v_{r1}$ 和 $v_{r2}$ 分别为两个不同方向所得风速的径向速度; $\theta$ 为方位角; $\phi$ 为仰角。当两部激光雷达都采

用低仰角进行 PPI 扫描时,其径向与垂直方向的夹角接近于  $90^\circ$ ,故两个方程的垂直分量近似相等,假定垂直方向风速分量为两分量值的平均值,即  $w = 0.5w(\sin\phi_1 + \sin\phi_2)$ ,在已知径向风速下,水平方向上的风速分量  $u$  和  $v$  由计算得出。

两部激光雷达扫描示意图如图 1 所示,其中 A、B 两点为雷达所在位置(具体雷达分布见图 4),该激光雷达有效探测距离为 4 km,设定 A、B 两点的距离为 4 km,雷达以  $3^\circ$  仰角进行扫描。在探测前需利用 GPS 定位器对两台激光雷达的地理坐标以及发射激光方向进行测量和设置,保证两台激光雷达能够同时对同一区域进行扫描。实验采用我国自主研发的全光纤相干激光测风雷达<sup>[10-11]</sup>(Windmap III),相关参数如表 1 所示。

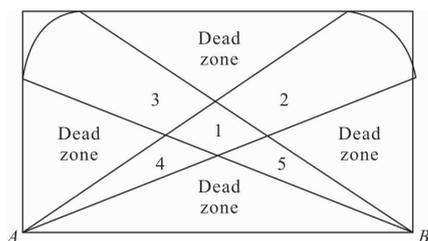


图 1 两部雷达扫描示意图

Fig.1 Two Lidars scanning schematic

表 1 激光雷达的主要参数

Tab.1 Main parameters of Lidar

Parameter	Value
Wavelength/nm	1 550
Sampling interval/ns	2.5
Laser pulse width/ns	200
Pulse repetition frequency/kHz	10
Accumulated pulse number	5 000
Distance resolution/m	30

图 1 中,区域 1 为两部激光雷达的扫描重叠区域,其余 2、3、4、5 区域是非重叠区域。为更好地表示重叠区域与单部雷达区域的关系,此处选取区域 1 和区域 2 为例分析。

由于扫描重叠区域并非为严格的平面,所以在求重叠区域的过程中需要对风速进行假设,如图 2 所示,由于雷达的径向分辨率为 30 m,当雷达的扫

描仰角为  $3^\circ$  时,垂直方向的距离增量为 1.6 m,取与径向分辨率相同的垂直分辨率,对应垂直方向的有效数据点为 18 个,对应的径向距离为 540 m。由两部雷达的仰角和距离,计算出两部雷达重叠区域的垂直高度约为 105 m。同时,由于激光雷达的工作方式为固定仰角扫描,雷达的步长为  $5^\circ$ ,每 2 s 转动一次,设定沿 Y 轴正方向的位置为转动的起始方向,则两部雷达相重合的位置约为  $26.5^\circ(\arctan 0.5)$  的方向角位置。雷达扫描平面形状为弧面,从起始位置到最终离开,雷达的扫描角度约为  $125^\circ$ ,按照前述步长计算,重叠区内的扫描径向数据为 25 条。在已知重叠区内的水平风速、径向风速和非重叠区径向风速条件下,可以通过建立重叠区数据训练模型,将非重叠区径向风速作为特征,估计出非重叠区的水平风速。

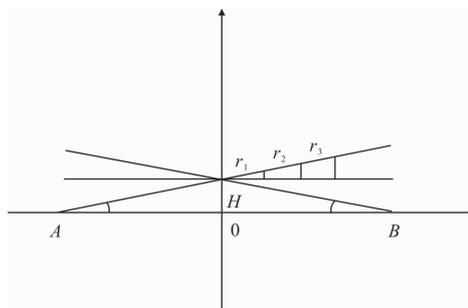


图 2 重叠数据选取示意图

Fig.2 Schematic diagram of overlapping data selection

## 2 基于支持向量回归的风速估计算法

针对重叠区的样本点距离、径向风速、水平风速特征,以及非重叠区的样本点距离、径向风速,在规范化后,对重叠区的风速特征采用支持向量回归的方法建立初始估计模型,并在最小均方误差条件下采用交叉验证法<sup>[12]</sup>寻找最优参数。对非重叠区,将距离和径向风速作为模型的初始输入条件,经模型估计后得到水平风速,单步估计后重复此过程可以得到非重叠区的水平风速估计值,算法流程图 3 所示。

首先对数据进行规范化,把上述需要输入的特征经过规范化后限制在一定范围内,使后续数据处理方便,减小模型的误差和丢失信息的问题,以及加快估计时收敛速度。在原始的风速数据中,三个特征  $\{R, V_r, V_h\}$  分别对应不同的数量级,相比于径向风速和水平风速分量,距离的样本数据较大,此时距离样本被视为奇异样本数据<sup>[13]</sup>。在支持向量回归中,设原

始矩阵为  $m \times n$  维,按照同一特征规范化,设  $X=\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ , 其中,  $x_{\max}=\max(x_1, x_2, \dots, x_m), x_{\min}=\min(x_1, x_2, \dots, x_m)$ , 将每一特征分量规范化到  $[0, 1]$ , 估计完成后采用反规范化还原估计值。

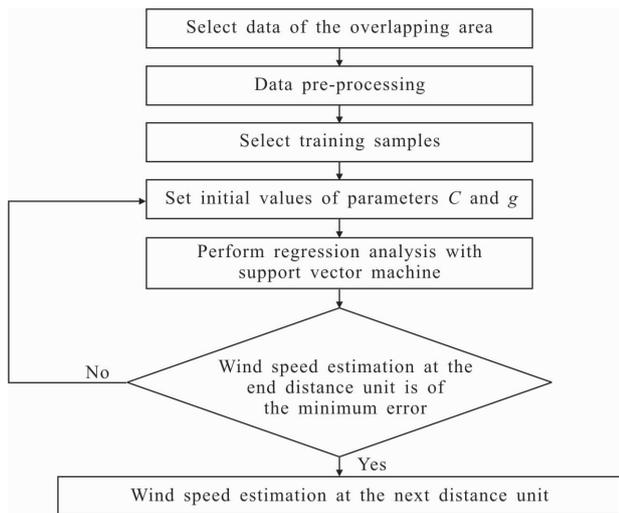


图 3 算法流程图

Fig.3 Algorithm flowchart

将规范化的数据特征输入到支持向量回归建立估计模型。支持向量回归是由传统的支持向量机分类算法演化而来<sup>[13]</sup>, 支持向量回归与传统的支持向量分类相似, 传统的支持向量分类算法是要找到两类间的最大分类超平面, 最终求得一个回归平面, 使一个集合所有数据到该平面的距离最近。在对水平风场进行回归分析时, 原问题转化为:

$$\min \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{i=1}^l \xi_i + C \sum_{i=1}^l \xi_i^* \quad (2)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} z_i - \langle \omega, x_i \rangle - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \langle \omega, x_i \rangle + b - z_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ a_i, a_i^* \geq 0 \end{cases}$$

对偶问题为:

$$\min \frac{1}{2} (\alpha - \alpha^*)^T Q (\alpha - \alpha^*) + C \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^l z_i (\alpha_i + \alpha_i^*) \quad (3)$$

$$\text{约束条件: } \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, 0 \leq \alpha_i^* \leq C,$$

类比传统支持向量机的求解过程, 文中采用高斯基核函数, 核函数的形式为  $k(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / g^2)$ , 支持向量回归的输出形式为  $y(x) = \sum_{i=1}^r (\alpha_i - \alpha_i^*) k(x_i, x) + b$ 。

对模型参数  $C$  和  $g$  设定初值后, 在重叠区选取数据的典型特征, 如: 距离、水平风、径向风速作为训练集和测试集, 对训练集按照上述步骤建立初始模型, 并计算估计均方误差。通过交叉验证法对参数进行寻优后, 确定最小估计均方误差。在非重叠区域, 对与重叠区相邻点水平风速进行单步估计, 并将估计值扩充到训练集中, 重复过程, 逐步估计出水平风速值。

### 3 实验和结果分析

#### 3.1 实测风速估计

实验采用的两部激光雷达是  $1.55 \mu\text{m}$  全光纤相干激光测风雷达(Windmap III), 雷达分布如图 4 所示, 课题组在兰州中川机场内进行测风实验, 两部激光雷达位于机场跑道的两端, 两部激光雷达相距 4 km。

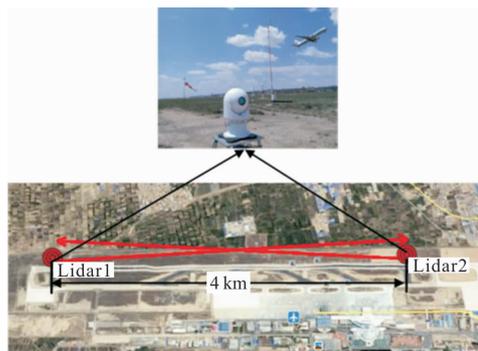


图 4 两部雷达分布图

Fig.4 Two Lidars distribution diagram

实验数据选用 2016 年 9 月 17 日同一时刻两部“Windmap III”激光雷达的数据进行分析, 当时的天气条件相对稳定。在两部雷达的重叠区域, 取相等的径向和垂直分辨率将重叠区域数据映射到平面, 并确定训练集中距离单元个数为 18 个, 提取距、径向速度、水平风速分量三个特征, 用  $\{R, V_r, V_x\}$  表示。

将原始数据的 18 个单元首先进行规范化如图 5 所示, 对规范化的数据采用支持向量机进行回归分析, 选择径向基核函数求解拉格朗日方程, 核函数参数初始值  $g$  设为  $1/k$ , 其中  $k$  为维数, 设为 3。惩罚因子  $C$  初值设为 1, 采用交叉验证法对参数寻优, 寻优范围是  $[2^{-8}, 2^8]$ , 寻找最小估计均方误差条件下的参数值。寻优结果如图 6 所示, 在对训练样本进行回归分析后, 得到最优参数值, 从图 6 中等高线可以得

出,对应两个轴的值分别为  $C=0.25$  和  $g=4$ ,此时模型估计均方误差为 0.2317。

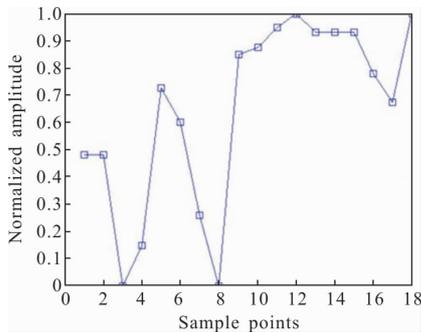


图 5 数据规范化

Fig.5 Data normalization

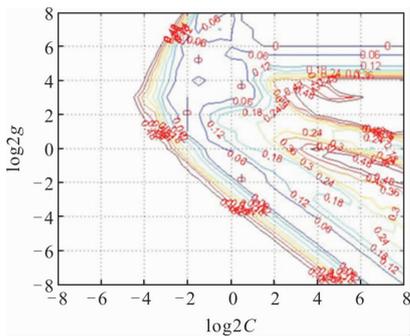


图 6 训练集参数寻优

Fig.6 Parameter optimization of training set

确定模型参数后,建立估计模型,将重叠区的数据作为数据验证集,重新对水平风速进行估计,结果如图 7 所示,估计风速整体较原始数据平滑,在原始风速变化较大的点处估计值与原始值相比存在误差,但与原始趋势一致。图 8 为模型对重叠区的估计值和对非重叠区的单步估计值,最后一个点即为非重叠区的第一个点,可以看出其与之前距离点保持较好的一致性。

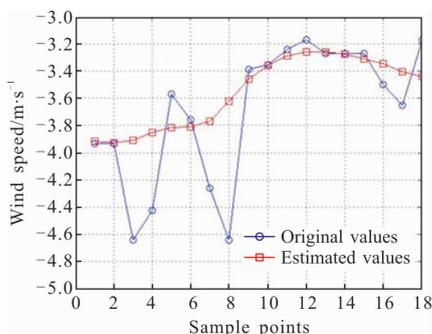


图 7 训练模型估计测试集

Fig.7 Test set estimated by trained model

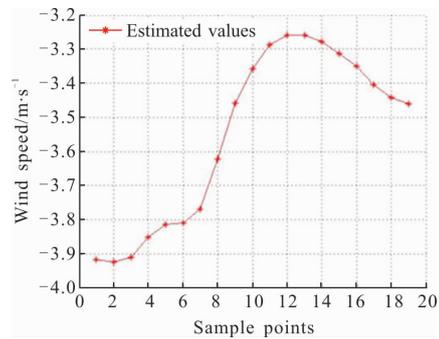


图 8 逐步风速估计

Fig.8 Estimation of wind speed by step

经过一次估计后,将新估计出的风速加入到训练样本,对模型重新进行参数寻优,以对下一个距离单元的水平风速进行估计,在进行多次循环后,得到径向距离 2.1 km 范围的风速估计值,结果如图 9 所示,此时模型参数  $C=256$ ,  $g=0.0055$ ,此时估计的均方误差  $mse=0.1256$ 。相比之前的模型参数,惩罚因子  $C$  的值变大,说明随着估计的数据增多,数据的离散化程度高,为了适应不同特征的数据,需要加大惩罚因子的值以重视足够多的样本,增大模型的泛化能力;整体估计的均方误差增大,同时,随着距离的增大,误差累积效应也会增大,水平风速估计的误差增大。

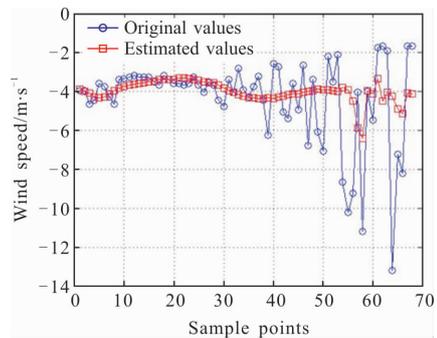


图 9 逐步风速估计

Fig.9 Estimation of wind speed by step

### 3.2 估计性能分析

重叠区域的数据进行训练后,其模型的输出值与原始值进行对比结果如图 10 所示,估计值在不敏感损失区域内进行选取,通过误差的分布可知,风速估计的误差在风速突变的样本点处会增大,同时,此处的不敏感损失函数参数值设为 0.1。

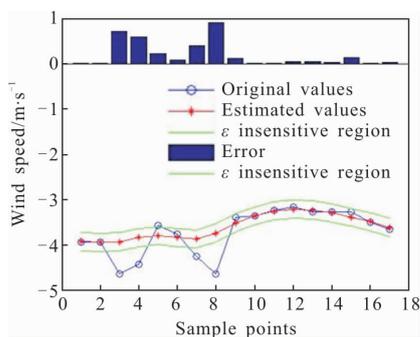


图 10 重叠区水平风速估计绝对误差

Fig.10 Absolute error of horizontal wind speed estimation in overlapping area

将单步估计的结果作为训练样本进行逐步估计,计算出风速估计值与真值之间的绝对误差,误差结果如图 11 所示,柱状图的高度表示两者的绝对误差,随着逐步估计的进行,误差整体较之前相比增大,同时,在第 50 个数据点处风速的估计误差开始增大,风速估计的误差为 3.5 m/s,同时,如图 12 所示,在第 50 点处回波信号的信噪比相比之前有明显

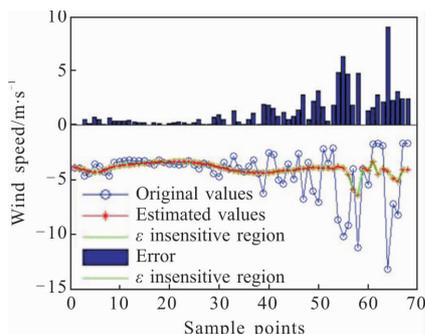


图 11 最终风速估计绝对误差

Fig.11 Absolute error in final wind speed estimation

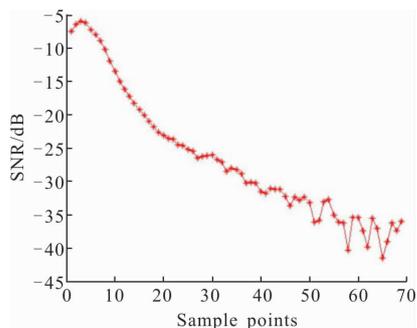


图 12 回波信噪比随距离的变化

Fig.12 SNR as a function of distance

的减小,减小约为 3 dB,雷达系统对于此数据点的信任度为 53%,造成该结果的原因是雷达回波信噪比的降低和径向风速的污染增大<sup>[14]</sup>。

对原始风速值和回波信号的信噪比进行插值后<sup>[15]</sup>,得到的估计误差随信噪比和风速的分布,如图 13 所示,风速估计误差在信噪比较小且风速值较大的区域内整体升高,但在信噪比较大的区域,风速估计误差小,表明此估计方法随信噪比的分布具有较好的一致性。在径向风速值增大且信噪比减小的区域中存在奇异点,这使估计误差增大。同时,随着逐步估计的样本点的扩大,支持向量回归方法在整体的估计中会牺牲某些样本点的估计误差,以达到全局估计最优。

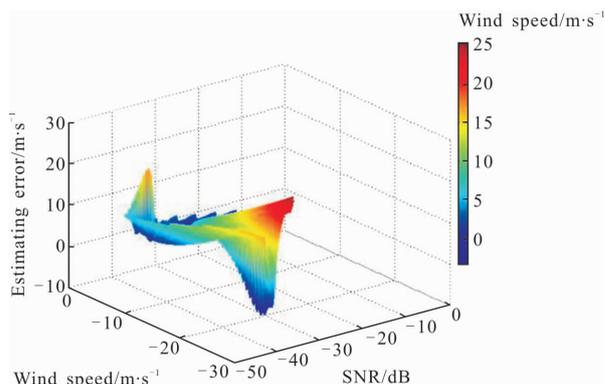


图 13 估计误差随风速和回波信噪比分布

Fig.13 Estimation error distribution with wind speed and SNR

### 3.3 不同方法的均方根误差比较

在缺乏其他高精度探测手段验证的情况下,为验证文中方的风场场估计能力,根据激光雷达探测特性可知,激光雷达对距离门内多普勒频移进行无偏估计<sup>[16]</sup>,以距离门为单位对进行空间平均<sup>[17]</sup>,估计速度的离散程度反映了估计方法的性能,可以用估计速度的均方根误差(RMSE)反应测量的可信度。

对两部雷达的重叠区的风场和非重叠区的风场与单部雷达的速度方位显示(VAD)方法和 DBS 模式进行比较。不同算法估计的风速的均方根误差对比如表 2 所示,相比于单部激光雷达的水平风场估计算法,两部激光雷达采用支持向量回归的估计算法的均方根误差最小。在单部雷达采用 VAD 方法时,为获得与估计点较近的测量值,扫描仰角较其他两种方法增大,径向速度中垂直速度分量加大,使水平

风速估计误差加大。在 DBS 方法中,扫描周期变短,风速的估计偏差减小。文中的方法中,重叠区域的扫描周期更短,且在已知非重叠区径向风速的条件下,利用交叉验证法寻找最小均方误差对于的模型最佳参数,有效地减小了估计误差,提高了雷达的利用率。总体上重叠区速度的 RMSE 更小,非重叠区激光雷达探测数据的分辨率更小,但是数据的一致性较好,验证了算法的有效性。

表 2 不同算法的风速均方根误差对比

Tab.2 RMSE of wind speed among different algorithms

Estimation algorithm	Single Lidar VAD	Single Lidar DBS	Proposed method in this paper
RMSE	5.4	0.53	0.16

#### 4 结 论

激光雷达是获取精细化风场的有效手段,通过单部雷达获取水平风速时,需对风场做均匀性假设,在实际风场中不满足该假设条件,且当空间风速变化较大、变化较快时会给风速测量带来很大误差,用多部雷达进行观测能有效地降低测量误差。

文中在两部激光雷达联合进行风场探测的情况下,提出一种基于支持向量回归的两部激光雷达水平风场估计模型。该模型利用两部激光雷达,获取了两部雷达扫描的重叠区和非重叠区的水平风场。采用支持向量回归在最小均方误差的条件下对水平风速进行估计,提高了重叠区风场的测量精度;同时以重叠区的水平风场为出发点,进行单步估计和逐步估计,扩展了雷达的测量范围,同时分析了不同信噪比对风速估计的影响,提高了雷达数据的利用率。最后采用实测数据分析了算法的估计性能,验证了算法的有效性,结果表明文中算法风场的均方根误差明显小于 VAD 和 DBS 方式,提高了激光雷达的数据利用率,探索了多部激光雷达进行联合风场探测的方法。

#### 参 考 文 献:

[1] Sathe A, Mann J. Measurement of turbulence spectra using scanning pulsed wind lidars [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2012, 117: D01201.

[2] Lundquist J K, Churchfield M J, Lee S, et al. Quantifying error of lidar and sodar Doppler beam swinging measurements of wind turbine wakes using computational fluid dynamics [J]. *Atmospheric Measurement Techniques*, 2015, 8: 907–920.

[3] Zong Wenpeng, Li Guangyun, Li Minglei, et al. A survey of laser scan matching methods[J]. *Chinese Optics*, 2018,11(6): 914–930. (in Chinese)  
宗文鹏, 李广云, 李明磊, 等. 激光扫描匹配方法研究综述 [J]. *中国光学*, 2018, 11(6): 914–930.

[4] Cheong B L, Yu T Y, Paler R D, et al. Effects of wind field inhomogeneities on Doppler beam swinging revealed by an imaging radar [J]. *Atmos Ocean Tech*, 2008, 25: 1414–1422, .

[5] Newman J F, Klein P M, Wharton S, et al. Evaluation of three lidar scanning strategies for turbulence measurements [J]. *Atmospheric Measurement Techniques*, 2016, 9 (5): 1993–2013.

[6] Newman J F, Bonin T A, Klein P M, et al. Testing and validation of multi-lidar scanning strategies for wind energy applications[J]. *Wind Energy*, 2016, 19(12): 2239–2254.

[7] Chen Jianwu, Quan Sibao, Quan Yanming, et al. Calibration method of relative position and pose between dual two-dimensional laser radar[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2017, 44(10): 1004005. (in Chinese)  
陈健武, 全思博, 全燕鸣, 等. 双二维激光雷达相对位姿的标定方法[J]. *中国激光*, 2017, 44(10): 1004005.

[8] Wang Guocheng, Sun Dongsong, Duan Lianfei, et al. Analysis of factors affecting the data accuracy of Doppler wind lidar[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(9): 0901003. (in Chinese)  
王国成, 孙东松, 段连飞, 等. 多普勒测风激光雷达风场数据影响因素分析[J]. *光学学报*, 2015, 35(9): 0901003 .

[9] Feng Changzhong, Wu Songhua, Huang Haiguang, et al. Technique of wind field detection based on single Doppler lidar with gradient descent VAD method [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2018, 47(11): 1106006. (in Chinese)  
冯长中, 吴松华, 黄海广, 等. 梯度下降 VAD 方法的单多普勒激光雷达风场探测技术 [J]. *红外与激光工程*, 2018, 47(11): 1106006.

[10] Chen Xing, Li Zhen, Zhuang Zibo, et al. A small scale wind shear detection algorithm of modified F-factor for wind-profiling lidar [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2018, 26(4): 927–935. (in Chinese)  
陈星, 李贞, 庄子波, 等. 测风激光雷达修正 F 因子的小尺

- 度风切变检测算法[J]. 光学 精密工程, 2018, 26(4): 927-935.
- [11] Li Li, Wang Canzhao, Xie Yafeng, et al. Wind field inversion technique for scanning wind lidar [J]. *Chinese Optics*, 2013, 6(2): 251-258. (in Chinese)  
李丽, 王灿召, 谢亚峰, 等. 扫描式测风激光雷达的风场反演[J]. 中国光学, 2013, 6(2): 251-258.
- [12] Liu Zhiqing, Li Pengcheng, Chen Xiaowei, et al. Classification of airborne LiDAR point cloud data based on information vector machiner [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(1): 210-219. (in Chinese)  
刘志青, 李鹏程, 陈小卫, 等. 基于信息向量机的机载激光雷达点云数据分类[J]. 光学 精密工程, 2016, 24(1): 210-219.
- [13] Ding Shifei, Qi Bingjuan, Tan Hongyan. An overview on theory and algorithm of support vector machines[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2011, 40(1): 2-10. (in Chinese)  
丁世飞, 齐丙娟, 谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. 电子科技大学学报, 2011, 40(1): 2-10.
- [14] Sathe A, Mann J, Vasiljevic N, et al. A six-beam method to measure turbulence statistics using ground-based wind lidars [J]. *Atmospheric Measurement Techniques*, 2015, 8(2): 729-740.
- [15] Zhou Yongsheng, Ma Xunpeng, Zhao Yiming, et al. Frequency estimation of the weak signal of the Coherent Wind Lidar [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2018, 47(3): 0306002. (in Chinese)  
周永升, 马勋鹏, 赵一鸣, 等. 相干测风激光雷达微弱信号的频率估计[J]. 红外与激光工程, 2018, 47(3): 0306002.
- [16] Zhuang Zibo, Liu Xiaoyu, Chen Xing. Estimation method of turbulent wind speed based on lidar pulse characteristics[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2018, 47(11): 1106001. (in Chinese)  
庄子波, 刘晓宇, 陈星. 基于激光雷达脉冲特性的湍流风速估计方法[J]. 红外与激光工程, 2018, 47(11): 1106001.
- [17] Frehlich R G, Yadlowsky M J. Performance of mean-frequency estimators for Doppler radar and lidar[J]. *J Atmos Oceanic Technology*, 1994, 11: 1217-1230.