

基于 ADS-B 与 Mode-S EHS 联合观测的民航空域 风场重建方法^{*}

陈 敏 王浩楠 陈万通 任诗雨

(中国民航大学电子信息与自动化学院 天津 300300)

摘 要:准确实时的风场数据对保障民航飞行安全有着重要作用,针对风场的精确重构问题,提出了一种基于飞行器监测数据的风场重建方法。旨在利用广播式自动相关监视和 S 模式增强型监视联合观测数据计算空域内的风观测值,并结合机器学习中的高斯过程回归模型,利用时间和空间上离散的风观测值进行模型训练,完整重建目标空域风场。实验结果表明,重建的风场风速的平均绝对误差为 2.72 m/s,相对误差为 8.21%,风向的平均绝对误差为 3.66°,证明了方法能够快速地完成准确实时的风场重建。

关键词:广播式自动相关监视;S 模式增强型监视;高斯过程回归;风场重建

中图分类号: TP3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6

Wind field reconstruction method in civil aviation airspace based on joint observations of ADS-B and Mode-S EHS

Chen Min Wang Haonan Chen Wantong Ren Shiyu

(School of Electronic Information and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: Accurate and real-time wind field data play a crucial role in ensuring the safety of civil aviation flights. In addressing the precise reconstruction of wind fields, this paper proposes a method based on aircraft monitoring data. The approach aims to utilize joint observations of automatic dependent surveillance-broadcast (ADS-B) and Mode-S enhanced surveillance (Mode-S EHS) to calculate wind observation values in the airspace. By integrating a Gaussian Process Regression model from machine learning and utilizing temporally and spatially discrete wind observation values for model training, the method achieves a complete reconstruction of the target airspace wind field. Experimental results demonstrate that the average absolute error of wind speed reconstructed is 2.72 m/s, with a relative error of 8.21%, and the average absolute error of wind direction is 3.66 degrees. This validates the method's capability to rapidly and accurately reconstruct wind fields in real-time.

Keywords: ADS-B; Mode-S EHS; Gaussian process regression; wind field reconstruction

0 引 言

气象探测在民航领域中有着重要作用,准确的气象探测数据有助于飞行员做出正确的决策,对保证飞行的安全性与经济性,有着至关重要的作用^[1],而风作为飞行过程中最主要的气象因素之一,直接影响着飞机的飞行计划。空域内风场的整体状态与变化趋势,对飞行员确定飞行航

向与速度都有着决定性作用,准确的风场重建能够使得飞行更加安全,进一步高航空公司经济效益。

目前,气象探测通常有气象卫星、气象雷达、探空气球等手段,尤其是风的测量,通常严重依赖于探空气球,而探空气球由于释放频率低,且需要在固定的站点释放,实时性与空间分辨率较低,不能满足民航对气象数据的需求^[2]。文献[3]提出利用无人机进行垂直探测以提高实时

收稿日期:2024-01-03

^{*} 基金项目:天津市教委科研计划(2022KJ057)、中央高校基本科研业务费(3122022068)、中国民航大学研究生科研创新项目(2022YJS021)资助

性,但无人机受限于飞行管控,且无人机的探测高度较低,无法应用于航空气象领域。利用飞行器监测数据进行风场探测是近年来航空气象领域的一种新型手段,基于广播式自动相关监视(automatic dependent surveillance-broadcast, ADS-B)对风矢量进行精确计算,大大提高了风矢量数据的实时性^[4],但对于空间分辨率的提高依然有限。文献[5-6]结合 ADS-B 与 S 模式增强型监视数据(Mode-S enhanced surveillance, Mode-S EHS)进行风矢量的计算,并利用一种新型气象粒子模型进行风场重建。文献[7]在此基础上进行改进,使用 ADS-B 数据基于改进粒子滤波算法构造垂直风廓线并结合气象粒子模型估计风矢量并进行风场重建。以上方法提高了风场的实时性与空间分辨率,但只能计算有飞行器发送数据的区域,对于航线外数据缺失的区域均不能给出有效的重建结果。近年来,国内外有利用高斯过程回归模型对风廓线进行回归预测的研究^[8-9],但是目前的研究只针对于某一位置在不同高度上的风速平均值预测,缺少对整片空域进行重建的研究。

为解决上述问题,本文提出一种基于 ADS-B 和 Mode-S EHS 的高空风场反演与重建方法。对获取到的 ADS-B 与 Mode-S EHS 数据进行解码与数据质量控制,并计算风观测值。在此基础上,本文结合机器学习中的高斯过程回归(Gaussian process regression, GPR)方法,利用区域内有限的风观测数据,对整片目标空域内任意高度的风场进行完整的二维重建。

1 风观测值计算

结合 ADS-B 和 Mode-S EHS 数据对风观测值进行反演计算。首先是对飞机飞行时的速度进行了建模分析,给出了计算风观测值的步骤。其次,对于数据中的异常值进行质量控制,对于关键值缺省或异常的数据项进行处理,这一步十分重要,异常数据将导致风场重建结果产生额外的误差。

1.1 速度矢量模型

首先需要从飞机发出的 ADS-B 和 Mode-S EHS 数据中解码出飞行器的各种状态参数,包括磁航向、航迹角、地速和空速等。对飞机飞行时的水平方向进行速度分解,其矢量关系如图 1 所示。

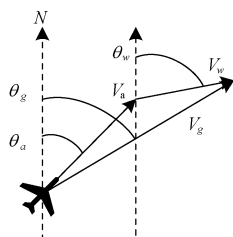


图 1 航空器速度矢量分解图

Fig. 1 Aircraft velocity vector decomposition

其中, V_g 、 V_a 、 V_w 分别表示地速、空速和风速矢量。 θ_g 是地速与地理正北方向的夹角; θ_a 是真空速与地理正北的夹角; θ_w 为风矢量与地理正北方向的夹角。正北方向为 0,沿顺时针方向角度逐渐增大。根据解码后的 ADS-B 和 Mode-S EHS 数据可以获得地速与真空速矢量,而当地速和真空速已知时,风速可以由二者矢量做差得出:

$$\vec{V}_w = \vec{V}_g - \vec{V}_{as} \quad (1)$$

1.2 数据质量控制

ADS-B 和 Mode-S EHS 数据解码后通常会出现异常数据项,包括但不限于 ICAO 码或速度信息等的异常^[10-12],而异常的数据会导致最后的风场重建产生较大误差,因此在一开始对数据进行质量控制是十分必要的。本文处理异常数据的方法为首先删除关键值缺失且无法填充的数据项,然后删除重复数据项,最后判断异常数据,只保留符合条件的数据项,表 1 为筛选条件。

表 1 筛选条件

Table 1 Filter conditions

参数描述	筛除阈值
磁航向	$\angle hdg \geq 0$
马赫数	$M \geq 0$
地速	$425 \text{ m/s} \geq V_g \geq 25 \text{ m/s}$
真空速	$295 \text{ m/s} \geq V_a \geq 50 \text{ m/s}$
轨迹角与磁航向偏差	$ \angle hdg - \angle trk \leq 45^\circ$
温度	$T < 370 \text{ K}$
翻滚角	$\angle r < 2.5^\circ$

通过上述的方法可以剔除掉大部分的异常值,并使得数据中不存在缺失项。然而利用处理后的数据计算风观测值时,仍然存在明显的风速或风向的离群点,故计算风速后进行第 2 次异常值处理。

考虑同一架飞机的风速在时间上的分布应连续且集中,因此直接对风速的离群点进行删除。对 ICAO 号进行筛选,得到同一架飞机的风观测数据,根据 3-sigma 准则去除掉统计学意义上置信度低的数据项。处理后的数据,异常值数量大大减少且能够有效去除明显的离群点。

2 风场重建

基于 ADS-B 和 Mode-S EHS 数据的风观测值计算方法已经能够获得航空器在空间上探测到的离散的风观测数据点,但是这些离散的数据不能完全的反映出整片空域的风场状况。利用高斯过程回归方法进行风场重建能够对任意高度空域进行完整的二维风场重建,对区域内的风速、风向给出连续的预测值,并对缺少观测值的区域给出风场预测。

2.1 高斯过程回归

高斯过程回归模型被广泛应用于各种研究中,这是由于高斯过程回归具有强大的学习能力以及泛化能力,对于

高维数、小样本、非线性的复杂情况也能具有较好的学习效果^[13-14]。本文将航空器看作传感器,测量了空域中的风观测值,并利用高斯过程回归模型以离散的风观测值作为训练数据,对目标空域进行完整的风场二维重建。

首先将高斯过程用作贝叶斯推理的先验分布,即假设目标预测变量服从均值函数为 $m(\cdot)$, 协方差函数(也称为核函数)为 $K(x, x')$ 的高斯过程:

$$f_{GP}(x) \sim N(m(x), K(x, x')) \quad (2)$$

式中: x 和 x' 表示两个不同样本的输入向量。

输入数据表示为 $D = \{X, Y\}$, 其中 X 表示训练数据输入, Y 表示训练数据输出。高斯过程回归模型的函数映射为:

$$y = f_{GP}(x) + \epsilon \quad (3)$$

式中: x 为模型输入; y 为模型输出; $\epsilon \sim N(0, \sigma_n^2)$ 。

根据先验分布与输入数据,目标预测变量的联合分布为:

$$\begin{bmatrix} Y \\ f^* \end{bmatrix} \sim \mathcal{N} \left(\begin{bmatrix} m(X) \\ m(X^*) \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} K(X, X) + \sigma_n^2 I_{n_g} & K(X^*, X) \\ K(X^*, X)^T & K(X^*, X^*) \end{bmatrix} \right) \quad (4)$$

式中: X^* 表示待预测值的输入; f^* 表示对应的待预测值。此处均值函数与协方差函数都是先验中设置的,均值函数设置为零均值作为先验。协方差函数的选择决定了模型对于不同输入的相似度计算结果,对于模型的拟合效果起着重要的决定性作用,将在后面的部分进行讨论。此处根据联合分布可以计算待预测值 f^* 的后验分布,该高斯过程被均值函数 μ 与协方差函数 Σ 唯一定义:

$$\begin{cases} f^* | D, X^* \sim N(\mu, \Sigma) \\ \mu = m(X^*) + K(X^*, X)^T (K(X, X) + \sigma_n^2 I_{n_g})^{-1} \cdot (Y - [m(X_1), \dots, m(X_{n_g})]^T) \\ \Sigma = K(X^*, X^*) - K(X^*, X)^T (K(X, X) + \sigma_n^2 I_{n_g})^{-1} \cdot K(X, X^*) \end{cases} \quad (5)$$

2.2 协方差函数

GPR 模型的协方差函数(即核函数)用于度量输入之间的相似性,选择一个合适的协方差函数,能使得预测结果更加准确。本文模型协方差函数先验即是径向基函数与马特恩函数的结合。

1) 径向基函数

径向基函数是高斯过程回归模型中最常用的协方差函数,通过度量测试样本与训练样本之间的欧氏距离给出样本间的相似度,函数如下:

$$K_{RBF}(x, x') = \varphi_1 \exp \left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2l^2} \right) \quad (6)$$

其中 φ_1 描述了信号方差,决定了数据生成函数与其均值之间的平均距离, l 定义了输入两个输入样本与距离之间的相关性,其值越大就意味着函数将对更远距离的两个样本之间给出更高的相似度,反之则越近。

2) 马特恩函数

马特恩函数是径向基函数的泛化,添加了一个额外的参数 p , 该参数控制了函数的平滑程度,其值越大函数越平滑,反之则越粗糙,函数如下:

$$K_{Matern}(x, x') = \varphi_2 \exp \left(-\frac{\sqrt{2(p + \frac{1}{2})} \|x - x'\|}{\varphi_2} \right) \frac{p!}{(2p)!} \cdot \sum_{i=0}^p \frac{(p+i)!}{i! (p-i)!} \left(\frac{\sqrt{8(p + \frac{1}{2})} \|x - x'\|}{\varphi_2} \right)^{p-i} \quad (7)$$

本文对各种协方差函数及其组合均进行了数学上的分析以及多次实验尝试,周期性函数与有理函数无法合理的描述一个平面内的风场与时间之间的关系,因此最终选择了径向基函数与马特恩函数作为高斯过程的先验。超参数 p 被设置为 0.5, 选择较小的值,能使得模型对每个输入数据点进行更好的拟合。较大的值将使得模型过于平滑,对时间和空间上的微小变化变得不敏感,进一步导致预测结果误差增加。

使用多个协方差函数的线性组合在进一步提高对数据相关性特征的提取能力的同时,也会增加超参数的个数,因此模型需要进行超参数寻优。

2.3 参数寻优

模型在设置先验分布时存在大量参数,为寻找最优参数组合,本文采用了最小化负边际对数似然法,边际对数似然函数如下:

$$\begin{aligned} \log p(Y | X, \theta) &= -\frac{1}{2} Y^T (K + \sigma_n^2 I_{n_D})^{-1} Y - \\ &\frac{1}{2} \log |K + \sigma_n^2 I_{n_D}| - \frac{n_D}{2} \log 2\pi \end{aligned} \quad (8)$$

其中, θ 表示先验中的每个参数组成的向量,模型的训练过程会迭代寻找使得负边际对数似然最小的一组参数 θ 。确定最优的参数向量 θ 后,就唯一确定了高斯过程回归模型^[15]。

3 实验验证

本文对上述方法进行了实验,并对实验结果进行了对比验证,给出了误差分析。本文风场重建实验的主要步骤如下:1) 下载 ADS-B 和 Mode-S EHS 数据,并对数据进行预处理,剔除异常数据;2) 计算风观测值,并再次进行异常数据剔除;3) 训练模型,并给出风场重建结果;4) 误差分析。

3.1 数据获取

本文通过 pyopensky 库提供的 Python 接口访问

OpenSky 数据库, 下载了 ADS-B 数据与 Mode-S EHS 数据。OpenSky 平台的数据来源于分布在各地的接收机群网, 如图 2 所示, 平台对接收机群网上传的数据进行存储, 以便研究人员下载访问^[16-17]。OpenSky 平台得到的数据是不经过处理直接保存的, 因此需要对数据进行质量控制。计算得到的风观测数据集包含时间戳、经纬度、气压海拔高度、风速、风向。对风观测数据集再次进行异常值剔除后, 即可用于模型的训练。

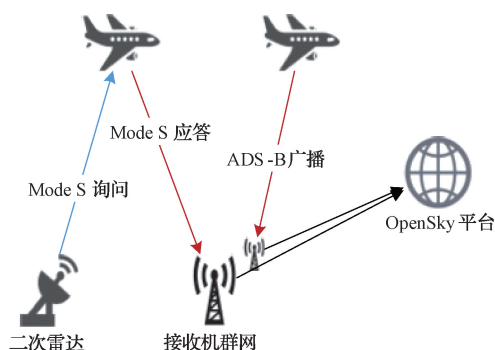


图 2 OpenSky 平台数据来源

Fig. 2 OpenSky network data source

本文在下载数据时选择了数据质量较好的欧洲地区, 这是因为欧洲大部分民航飞行器都具备二级或二级以上应答器, 具有提供增强型监视的能力, 同时也有利于后续对重建结果与欧洲中期天气预报中心提供的第五代大气再分析数据(ERA5)进行对比验证。

3.2 模型建立与训练

本文对风速与风向分别建立了两个 GPR 模型, 模型的均值函数是最常见的常数均值核, 协方差函数如下:

$$K(x, x') = A \cdot K_{\text{Matern}}(x, x') + B \cdot K_{\text{RBF}}(x, x') \quad (9)$$

式中: A 和 B 表示一个可训练的权重系数。

训练过程将 10 min 的数据输入模型并根据式(8)计算损失值, 通过损失值计算梯度, 并利用自适应矩估计算法(adaptive moment estimation, Adam)进行梯度下降优化模型。训练时学习率设置为 0.1, 训练数据占比为 80%, 数据在训练前被映射到 $[-1, 1]$ 。本文为加快训练速度借助了 GPytorch 库^[18], 使得 GPR 模型的训练能够调用 pytorch 中的 CUDA 加速。训练在一张 NVIDIA GeForce GTX 1070 上进行了 500 轮训练, 与 ERA5 再分析数据对比的损失曲线如图 3 所示。训练在第 14 代时平均绝对误差(mean absolute error, MAE)最低, 而后的训练使得模型产生了过拟合。这说明 GPR 模型可以快速拟合, 而不需要像深度学习算法一样进行大量的训练, 因此后续的训练均只进行 5 轮训练, 训练时间在 10 s 左右, 随数据量增大而少量增加。

3.3 风场重建结果

实验只对某一固定海拔高度空域进行二维风场重建

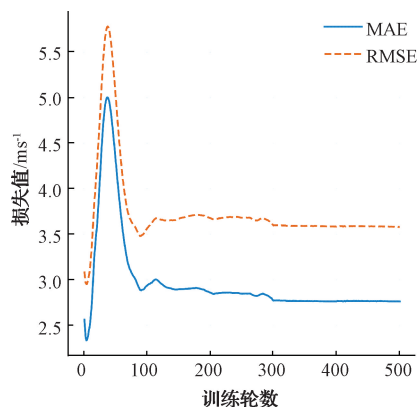


图 3 模型训练损失曲线

Fig. 3 Model training loss curves

与验证, 其他高度的实验与之类似, 只需要对数据进行筛选只留下目标高度附近的数据即可。本文中实验所使用的数据海拔高度大约在 10 000 m 附近, 地理范围覆盖了北纬 $49^{\circ} \sim 55^{\circ}$, 东经 $0^{\circ} \sim 9^{\circ}$ 。为了避免在每次实验中数据存在较大的相似性, 本文实验选择的数据在时间上跨度较大, 为 2022 年 9 月~12 月的 1 日与 15 日, 每日 12:00 前 10 min 的所有 ADS-B 和 Mode-S EHS 数据。风观测值的计算不是本文的重点, 因此本小节仅展示风场重建结果与 ERA5 再分析数据的对比验证。

2022 年 10 月 1 日 12:00 的风速重建结果如图 4 所示, 图 4(a)是风速场重建的结果, 图 4(b)是 ERA5 再分析数据可视化后的结果, 图 4(c)是二者之间的绝对误差, 其中图 4(c)中的散点表示了区域内具有风观测数据的点。

可以看出, GPR 模型对于风速的拟合效果十分优秀, 能够对空域内整体的风速以及风速的变化趋势进行重建。模型对于缺少风观测的区域也能进行有效的预测, 图 4(c)中, 纬度在 52.5° 以北的区域观测值较少, 但是模型对于观测值缺失区域的预测效果优秀, 误差接近于 0° 。左下角的区域虽然有较多风观测值但是误差仍然较大, 有两种可能的因素导致: 一是风观测值计算误差所带来的影响, 这需要使用更有效的方法对数据进行质量控制, 排除掉异常数据; 二是由于 ERA5 从气压换算到高度时, 重建风场与 ERA5 数据之间存在高度差异, 导致了风速误差。ERA5 再分析数据没有给出海拔高度的参数, 而是使用气压值来反映高度信息, 本文 ERA5 再分析数据是在国际标准大气条件下对气压换算得到的高度进行绘图。本研究中对气压为 300 hPa(国际标准大气条件下约为 10 265 m)高度下的 ERA5 数据作为真实值进行比较的, 然而实际中气压受温度等其他物理因素的影响高度也会有所变化。

2022 年 10 月 1 日 12:00 的风向重建结果如图 5 所示, 图 5(a)是 GPR 模型对风向的重建结果, 图 5(b)是 ERA5 再分析数据风向的可视化结果, 图 5(c)是二者之间角度的偏差, 散点表示了区域内具有风观测数据的点。图 5 中箭头只表示方向不反应风速大小, 图 5(c)中角度的

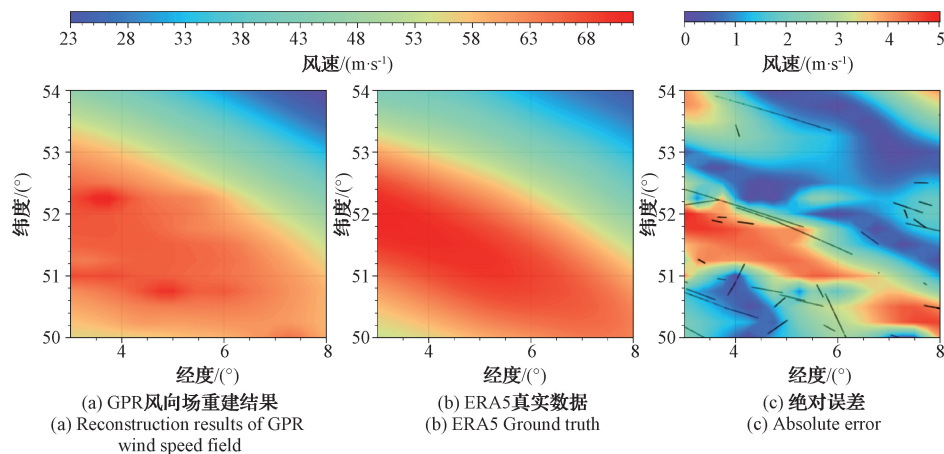


图4 风速重建结果与 ERA5 再分析数据对比

Fig. 4 Comparison of wind speed reconstruction results with ERA5 reanalysis data

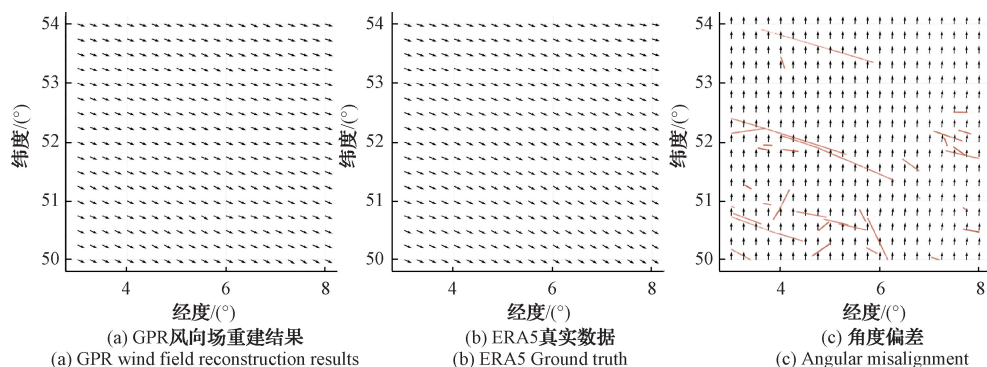


图5 风向重建结果与 ERA5 再分析数据对比

Fig. 5 Comparison of wind reconstruction results with ERA5 reanalysis data

偏差垂直于横轴向上时表示角度偏差为 0° , 偏差角度沿顺时针方向增大。

GPR 模型对风速的拟合相比于风速的拟合效果更加优秀, 风向整体的趋势得以复原。图 5(c) 中角度偏差几乎都垂直于横轴向上, 说明角度误差极小, 角度偏差的最大

值不大于 3° 。

2022 年 9 月 1 日 12:00 的风速重建结果如图 6 所示, 风向的重建结果如图 7 所示。结合图 6 与 7 可知, 当天的风分为 3 部分, 一部分是左下部分, 西北向风速约 15 m/s ; 一部分是右上部分东南向风速约 11 m/s ; 还有一部分是

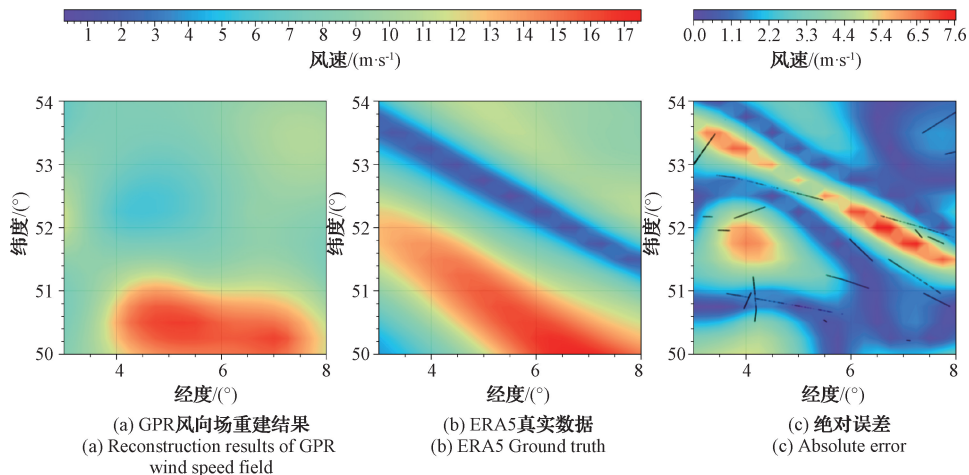


图6 风速重建结果对比

Fig. 6 Comparison of wind speed reconstruction results

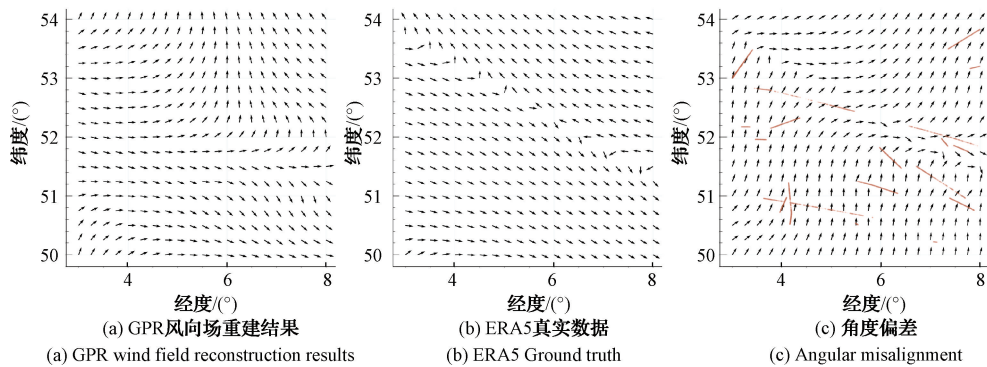


图7 风向重建结果对比

Fig. 7 Comparison of wind reconstruction results

中间区域,两侧的风相互抵消产生的风速接近于0而风向分布不均匀的区域。

整体看来 GPR 模型的预测效果较好,在有限的观测数据下能对大面积空域的风场进行有效的预测。但是当出现图中所示的异常气象时,模型对于风交界处产生的局部突变不能有效预测,而由于交界处风的方向十分不稳定,因此风向的差异也十分明显,最大处产生了 90°的风向误差。

3.4 结果误差分析

表2与3分别为风速和风向重建结果误差统计特性,其中9月15日由于未知的原因,风观测数量只有2100条,导致这一天重建结果整体误差偏高。9月1日的由于气象异常的原因,导致了风速、风向重建均存在严重误差。GPR模型风速重建MAE约为2.72 m/s,平均相对误差(mean relative error, MRE)为10.26%,排除掉9月1日后其余日期的MAE与MRE分别为2.77 m/s与8.21%。风向重建结果的MAE约为7.62°,忽略掉9月1日的异常气象后,MAE约为3.66°。

表2 风速重建结果误差统计

Table 2 Error of wind speed reconstruction results

日期	风速				风观测数量
	平均绝对误差 (m·s ⁻¹)	平均相对误差 /%	均方根误差 (m·s ⁻¹)	标准差 (m·s ⁻¹)	
9/1	2.315	24.6	2.910	1.762	7 518
9/15	4.269	13.4	5.444	3.378	2 100
10/1	2.154	3.7	2.479	1.226	10 805
10/15	1.481	2.4	1.681	0.795	8 387
11/1	3.443	10.1	4.002	2.039	8 108
11/15	2.818	11.6	3.559	2.174	11 240
12/1	2.860	9.5	3.613	2.203	9 488
12/15	2.421	6.8	2.818	1.798	9 183

表3 风向重建结果误差统计

Table 3 Statistical table of errors in wind direction reconstruction results

日期	风向	
	平均绝对误差/(°)	标准差/(°)
9/1	35.335	28.736
9/15	4.393	3.016
10/1	2.255	1.620
10/15	3.934	2.465
11/1	2.209	2.257
11/15	4.499	3.595
12/1	5.392	5.427
12/15	2.948	2.107

实验结果表明,使用 GPR 模型对高空风场进行重建是有效的手段,能够体现风场的整体趋势,且预测误差小,误差在可接受的范围之内。对于大面积空域中所存在的观测值缺失区域能够进行有效的预测填充。对比9月15日与11月15日风向MAE可以得知,模型风场重建的结果不单单取决于观测值数量,即使面对少量的观测值也能实现有效的风场重建,误差会比正常状况下偏大,但仍在可接受的范围内。

GPR模型对于风观测异常值较为敏感,区域中某一处的异常值可能会导致模型对于周围整个区域的预测向异常值靠拢。并且模型误差与观测值的空间分布也有紧密联系,当观测值在空间上分布不均匀,集中于某一区域内时,将给模型的预测带来困难,使得缺失区域误差偏高。当真实风场存在快速的风速波动时,且观测值没有覆盖这一区域时,会导致模型给出均值预测,使得结果产生较大误差。

此外造成误差的原因还包括 ERA5 数据与重建结果的高度不能完全对齐,不同的温度条件可能导致气压高度与GPS定位高度相差100 m以上。而且模型对于异常天气状况引起的风速风向的突变不能进行有效的处理。

4 结 论

针对高空风场气象数据分辨率低、实时性差的问题,本文提出了一种结合 ADS-B 和 Mode-S EHS 数据的基于高斯过程回归模型的高空风场重建方法。试验结果表明,所提出的方法能够有效的拟合任意高度与时刻的风场,得益于数据来源的高实时性,重建的风场同样具有较高的实时性。结合高斯过程回归方法,使得该方法可以在区域内任意位置计算风矢量,大大提高了风场的空间分辨率。为说明本文方法的可重复性与稳定性,在 8 个不同日期对本文方法进行了测试,排除特殊状况后,其误差是相似的,且多次实验误差均接近。将重建结果与 ERA5 再分析数据进行比较,验证了 GPR 模型的准确性。实验结果表明,即使在观测值缺失区域,模型预测依然能与 ERA5 再分析数据保持一致,准确反应风场。值得注意的是本文所提方法模型收敛速度快,能够迅速给出重建风场,进一步提高了本文方法的实时性。但异常气象状况会导致风速风向产生突变,且航班通常不会靠近这些区域,这会为风场重建带来严重误差,未来应该考虑加入物理规则约束,使得结果更加符合实际情况。

参 考 文 献

- [1] 苏艳华. 民航气象服务的现状与展望[J]. 气象科技进展, 2017, 7(1): 90-94.
- SU Y H. Current status and outlook of the aviation meteorological service in China [J]. Advances in Meteorological Science and Technology, 2017, 7(1): 90-94.
- [2] HUY V, YOUNG M. ADS-B and mode S data for aviation meteorology and aircraft performance modelling[M]. The Technical Writer's Handbook. Mill Valley: University ScienceBooks, 2018.
- [3] 侯天浩, 行鸿彦, 刘洋. 基于多旋翼无人机的正交式风压矢量分解测风法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(10): 200-207.
- HOU T H, XING H Y, LIU Y. Orthogonal wind pressure vector decomposition wind measurement method based on multi-rotor UAV [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(10): 200-207.
- [4] LIU T, XIONG T, THOMAS L, et al. ADS-B based wind speed vector inversion algorithm[J]. IEEE Access, 2020, 8: 150186-150198.
- [5] SUN J, VÛ H, ELLERBROEK J, et al. Weather field reconstruction using aircraft surveillance data and a novel meteo-particle model[J]. PloS One, 2018, 13(10): e0205029.
- [6] SUN J, VÛ H, ELLERBROEK J, et al. Ground-based wind field construction from mode-s and ads-b data with a novel gas particle model[J]. Proceedings of the Seventh SESAR Innovation Days, 2017, 28: 30th.
- [7] 陈万通, 吴多, 刘庆, 等. 基于改进 PF 算法的 ADS-B 风场反演[J]. 传感技术学报, 2023, 36(7): 1086-1091.
- CHEN W T, WU D, LIU Q, et al. ADS-B wind field inversion based on improved PF algorithm [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2023, 36(7): 1086-1091.
- [8] 甄福东, 周淑玥, 陈丽晶, 等. 基于广播式自动相关监视系统的高空风场短时预测方法研究[J]. 成都信息工程大学学报, 2022, 37(6): 642-650.
- ZHEN F D, ZHOU SH Y, CHEN L J, et al. Research on short-term prediction method of high-altitude wind field based on ADS-B[J]. Journal of Chengdu University of Information Technology, 2022, 37(6): 642-650.
- [9] MARINESCU M, OLIVARES A, STAFFETTI E, et al. Wind profile estimation from aircraft derived data using Kalman filters and Gaussian process regression[C]. Proceedings of the 14th USA/Europe Air Traffic Management Research and Development Seminar, 2021: 20-24.
- [10] SUN J, VÛ H, ELLERBROEK J, et al. Pymodes: Decoding mode-s surveillance data for open air transportation research [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 21(7): 2777-2786.
- [11] SUN J. The 1090 Megahertz Riddle: A Guide to Decoding Mode S and ADS-B Signals[M]. Delft: TU Delft OPEN Publishing, 2021.
- [12] SCHAFER M, STROHMEIER M, SMITH M, et al. OpenSky report 2016: Facts and figures on SSR mode S and ADS-B usage[C]. 2016 IEEE/AIAA 35th Digital Avionics Systems Conference (DASC). IEEE, 2016: 1-9.
- [13] 王栋, 张晓俊, 戴丽华. 基于深度高斯过程回归的视频异常事件检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(3): 158-164.
- WANG D, ZHANG X J, DAI L H. Video anomaly detection and localization via deep Gaussian process regression[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(3): 158-164.
- [14] BECKERS T. An introduction to gaussian process models[J]. ArXiv preprint arXiv:2102.05497, 2021.
- [15] 王方成, 刘玉敏, 崔庆安. 基于 LHD 与 GPR 的机器学习超参数建模及优化[J]. 统计与决策, 2023, 39(23):

- 22-27.
WANG F CH, LIU Y M, CUI Q AN. Machine learning hyperparameter modeling and optimization based on LHD and GPR[J]. Statistics & Decision, 2023,39(23):22-27.
- [16] SUN J, HOEKSTRA J M. Integrating pyModeS and OpenSky historical database[C]. OpenSky, 2019: 63-72.
- [17] 卢晓光,安晨晖,张喆,等. 融合航空器监视数据的航空气象参数反演及验证[J]. 信号处理,2022,38(6): 1293-1305.
LU X G, AN CH H, ZHANG ZH, et al. Inversion and verification of aeronautical meteorological parameters integrating with aircraft surveillance data [J]. Journal of Signal Processing, 2022,38(6):1293-1305.
- [18] GARDNER J, PLEISS G, WEINBERGER K Q, et al. Gpytorch: Blackbox matrix-matrix gaussian process inference with GPU acceleration [C]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2018.

作者简介

陈敏,博士,讲师,主要研究方向为航班监视、ADS-B技术以及机器学习。

E-mail:minszu@126.com

任诗雨(通信作者),博士,讲师,主要研究方向为无线通信、认知无线电、宽带频谱感应等。

E-mail:syren@cauc.edu.cn