



针对GNSS-R海面风速反演的自适应CDF匹配方法

杜皓¹ 郭文飞¹ 郭迟^{1,2} 路鹏远³ 叶世榕¹

1 武汉大学卫星定位导航定位技术研究中心,湖北 武汉,430079

2 武汉大学人工智能研究院,湖北 武汉,430072

3 武汉大学计算机学院,湖北 武汉,430072

摘要:利用全球导航卫星系统反射(global navigation satellite system reflectometry, GNSS-R)信号对海面风速进行反演时,连续地球物理模式函数常用于建立时延-多普勒图像(delay/Doppler map, DDM)特征值与风速之间的映射关系。该模型在DDM较少的风速范围内(0~5 m/s及12~20 m/s)存在较大系统偏差。为解决该问题,提出了一种自适应累积分布函数(cumulative distribution function, CDF)匹配方法。该方法将反演风速序列与参考风速序列进行CDF匹配,并利用最小二乘自适应地寻找最优阶数多项式,对风速偏差序列进行拟合和改正。公开数据实验验证结果表明,在0~5 m/s和12~20 m/s内,改正后的反演风速均方根误差分别减小了6%和15%,系统偏差分别减小了45%和25%,明显提升了少样本情况下的反演精度,反演风速更符合自然界中风速分布。

关键词:海面风速反演;时延-多普勒图;地球物理模式函数;累积分布函数匹配

中图分类号:P237

文献标志码:A

海面风场是一种重要的气象学参数,而海面风速是海面风场最重要的参数之一。如何实现全球范围内高时空分辨率海面风速的探测是目前气象学的一个重要问题。传统的海面风场探测手段包括浮标、高度计^[1]、散射计^[2]等,这些方法存在测量范围有限、成本高、无法测量热带风暴等缺陷。近年来,全球导航卫星系统反射(global navigation satellite system reflectometry, GNSS-R)技术不断发展成熟,一种被动式、成本低、时空分辨率高的地球表面遥感手段^[3-4]逐渐形成。GNSS-R是指GNSS信号经地球表面反射形成携带地表信息的反射信号,通过分析反射信号进而反演地表特性的一种被动式遥感技术^[5]。它的应用场景非常丰富,包括海平面测高、测冰以及陆地上的土壤监测、水体监测、植被估计等。Hall和Cordey^[6]首先提出将GNSS反射信号用于遥感探测的设想。之后,GNSS-R的遥感探测应用发展迅速,从地基^[7]到空基^[8]到现在的星基,如UK-DMC^[9]、TechDemoSat-1(TDS-1)^[10]等。其

中,美国国家航空和宇宙航行局主持的旋风卫星导航系统(cyclone global navigation satellite system, CYGNSS)项目提供了全球中低纬度地区的产品,共包含8颗低轨卫星,每颗卫星有4个通道,平均重访时间为7 h,且能够探测热带风暴等极端气象^[11]。中国也发射了捕风一号卫星并开展了初步的星载实验^[12]。

GNSS-R的各种应用中最为成熟的是对海面风场的测量,因此风速反演算法也得到了迅速的发展。Zavorotny等^[13]基于基尔霍夫几何光学近似的电磁散射模型建立了GNSS海面散射信号时延-多普勒二维相关功率模型:Z-V模型。该模型与Elfouhaily海浪谱模型^[14]共同确立了海面风场与反射信号功率之间的理论关系,为海面风速反演奠定了理论基础。基于Z-V模型,早期研究多利用实测时延-多普勒图像(delay/Doppler map, DDM)与理论波形进行匹配来实现风速反演^[15],但这种方法计算量较大。为减小计算量,研究者开始从DDM中提取特征值,并通过经验

收稿日期:2021-05-19

项目资助:国家重点研发计划(2016YFB0501804);国家自然科学基金(41604021, 41974031)。

第一作者:杜皓,硕士生,主要从事GNSS-R海面风速反演。hao.du@whu.edu.cn

通讯作者:郭文飞,博士,副教授。wf.guo@whu.edu.cn

函数来拟合与风速的关系。Clarizia 等^[16]从 DDM 中提取了 5 种观测值,其中前沿斜率(leading edge slope, LES)和归一化双基雷达散射截面系数(normalized bistatic radar cross section, NBRCS)是目前最常用的两种 DDM 特征值;并将其与风速进行线性拟合,构造地球物理模式函数(geophysical model function, GMF),通过最小方差估计器组合反演结果,消除残差之间的相关性。Clarizia 等^[17]提出利用二维查询表构造离散的 GMF,建立特征值、信号入射角与风速之间的关系,保证了模型在各风速区间的可靠性,但该模型存在不够平滑的问题。杨东凯等^[18]针对 TDS-1 的 DDM 数据,利用一种分段的指数模型拟合归一化散射功率与风速之间的经验关系,在 0~12 m/s 范围内有效提高了整体性能,但在 12~20 m/s 范围内,由于数据集中,不同风速样本分布极不均匀,导致了较大的系统误差。

累计分布函数(cumulative distribution function, CDF)匹配方法的原理是在模型输出与参考值 CDF 相同的前提下,对模型进行偏差修正,常用于消除遥感中模型的系统偏差^[19-20],目前也在 GNSS-R 风速反演算法中应用^[21],即利用统计方法建立 DDM 特征值与风速之间的关系,从而消除风速反演的系统误差,提升风速反演的精度。本文先提出了一种针对 GNSS-R 海面风速反演的自适应 CDF 匹配方法,针对 CYGNSS 中的 DDM 产品及 LES 和 NBRCS 两种特征值,分别建立它们与风速间的指数模型;然后基于 CDF 匹配和非线性最小二乘拟合原理,自适应地寻找一个最优阶的多项式偏差修正模型;最后将改正后的反演风速通过最小方差估计器进行组合^[16],获得一个总体精度及高风速精度较优的风速反演模型。

1 GNSS-R 风速反演理论

对于某一块海域,当地风场是影响海面粗糙度的重要因素,海面粗糙度随风速增加而增大,而海面粗糙度又会影响电磁波信号的散射特性。因此,GNSS 反射信号的功率会携带海面粗糙度信息,进而反映海面风场特性。如图 1 所示,GNSS-R 接收机同时接收来自 GNSS 卫星的直射信号以及 GNSS 卫星经海面散射后的信号,通过相关处理,可以得到 DDM,用来表征镜面反射地点周围闪耀区的信号强度。闪耀区是海面上 GNSS 反射信号能量集中的区域。

根据 Z-V 模型^[14]的定义,可知该区域 DDM 的散射信号功率为:

$$P_{\hat{\tau}, \hat{f}}^g = \frac{\lambda^2 P^T}{(4\pi)^3} \iint_A \frac{\sigma_0 G^T G^R}{R_T^2 R_R^2 L_T L_R} \Lambda^2(\hat{\tau} - \tau) S^2(\hat{f} - f) dA \quad (1)$$

式中, $P_{\hat{\tau}, \hat{f}}^g$ 为散射信号功率; λ 为 GNSS 信号的波长; P^T 是 GNSS 卫星信号发射功率; G^T 和 G^R 分别是 GNSS 卫星天线和 GNSS-R 接收机天线增益; R_T 和 R_R 分别指镜面反射点到 GNSS 天线和 GNSS-R 接收机天线的距离; L_T 和 L_R 是信号传播过程中的大气损失; $\Lambda(\hat{\tau} - \tau)$ 为 C/A 码自相关函数; $S(\hat{f} - f)$ 为多普勒频差辛格(Cardinal Sine, SINC)函数; A 是有效散射面积; σ_0 代表双基雷达散射截面系数,该系数可通过电磁散射模型与海面粗糙度联系起来,因此 σ_0 的大小与海面风场密切相关。

图 1 中右上角大小为 17×11 的 DDM 代表散射信号功率随时延和多普勒频移的分布。LES 和 NBRCS 特征值可由镜面反射点周围大小为 5×3 范围内的功率值进行计算^[17],然后可以构建指数模型,基于非线性最小二乘原理建立特征值与风速之间的经验关系。

2 本文方法

2.1 指数函数形式的 GMF 构建

本文利用指数模型来拟合 DDM 特征值与海面风速的经验关系。为了去除信号入射角 θ 的影响,首先对特征值进行经验改正,即 CYGNSS 产品处理中的 L2A 改正^[17],表达式为:

$$\text{OBS}_{L2a} = \frac{\text{OBS}_{L1b}}{y(\theta)} \quad (2)$$

其中, OBS_{L1b} 代表 CYGNSS L1b DDM 产品中提取的 LES 和 NBRCS; OBS_{L2a} 为对应改正后的特征值; $y(\theta)$ 是入射角经验改正函数:

$$y(\theta) = -1.67e^{-9}\theta^{4.54} + 1 \quad (3)$$

之后拟合指数模型时,特征值均使用 OBS_{L2a} 。

指数函数的形式为:

$$\hat{u} = ae^{-b\text{OBS}_{L2a}} + c \quad (4)$$

其中, a 、 b 、 c 为待优化参数。考虑到海面粗糙度随风速增加而增加,导致散射信号功率减小,因此, OBS_{L2a} 应该是随 \hat{u} 单调递减的。通过对式(4)求导,可求得拟合函数时的限制条件为 $ab < 0$ 。

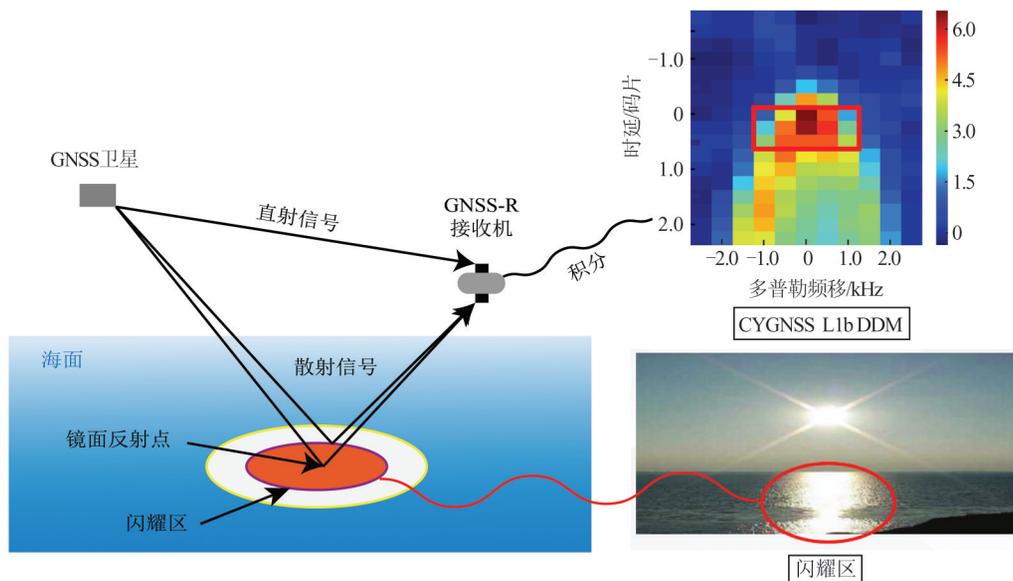


图1 GNSS-R海面散射机理

Fig. 1 Scattering Mechanism of GNSS-R Sea Surface

基于最小二乘的优化原理,利用匹配好的数据得到最优的参数组合 a 、 b 、 c ,使得风速反演结果的均方根误差(root mean square error, RMSE)最小。在测试集上反演时同样要对DDM特征值做入射角经验改正,再使用拟合好的模型预测风速。这是一种连续的GMF,能够有效地平滑模型,极大地削弱噪声的影响,可以获得较优的总体RMSE。但是在数据量极少的高风速区,受模型本身形状以及优化方法的限制,反演风速值与参考值之间会存在一定的偏差。为此,本文基于CDF匹配原理进行偏差改正。

2.2 自适应CDF匹配偏差改正

CDF匹配的基本原理是,通过对模型输出施加一定的改正,使得改正后的模型输出与参考值的累计分布函数相同,从而基本上消除系统偏差^[19]。为了更好地拟合模型风速与差值序列的函数关系,本文设计了一种自适应的偏差改正方法。

在训练集中,首先将指数模型的反演风速与参考风速按照从小到大的顺序排列,然后计算参考值与反演风速的差值序列 D ,对反演风速进行差值改正后,反演风速与参考风速序列的分布函数相同。差值序列 D 通过0~10阶多项式来拟合:

$$D = P_n(\hat{u}) \quad (5)$$

其中, P_n 代表 n 阶多项式; \hat{u} 是反演风速的序列。定义RMSE为回归损失,在0~10阶多项式中,通过非线性最小二乘原理自适应地找到使RMSE

最小的多项式阶数,对应阶数的多项式将作为系统偏差改正的模型。改正后最终的反演结果 \hat{u}' 为:

$$\hat{u}' = \hat{u} + D \quad (6)$$

LES和NBRCS对应的指数模型可分别通过CDF匹配方法改正,从而消除系统偏差,有效解决指数模型的过拟合问题,如低风速过估、高风速低估等,但这样可能会导致总体RMSE增加。

2.3 最小方差估计器组合反演方法

使用最小方差估计器(minimum variance estimator, MVE)对两种改正后的反演结果进行组合,消除风速反演结果残差之间的相关性,提升反演精度。组合方法为^[16]:

$$\hat{u}_{\text{MVE}} = \vec{m} \cdot \hat{u} \quad (7)$$

其中, $\hat{u} = (\hat{u}_{\text{LES}}, \hat{u}_{\text{NBRCS}})^T$ 代表两种特征值的反演风速; $\vec{m} = (m_{\text{LES}}, m_{\text{NBRCS}})$ 代表组合系数,为了保证组合的无偏性,组合系数之和限制为1。

根据最小均方差原理,构造拉格朗日乘子后求极值,得到最优的组合系数:

$$\vec{m} = \left(\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N c_{ij}^{-1} \right)^{-1} C^{-1} \cdot \vec{1} \quad (8)$$

其中, C 为 \hat{u} 的协方差矩阵; c_{ij} 为 C 中的元素; N 为 C 的阶数。

3 实验与结果分析

本文选取2019年7月的CYGNSS L1 V2.1

DDM 数据进行实验,风速范围为 0~20 m/s。与对应日期的欧洲中期天气预报中心(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, ECMWF)风速数据产品进行时空匹配,需要进行空间上的双线性插值和时间上的线性插值双重插值,在完成数据匹配后进行筛选,以获得高质量的数据集。筛选方法与文献[21]相同,只调整距离使其改正增益大于 10。最终匹配数据集总量为 20 526 635,其中,训练集数量为 19 948 834,测试集数量为 577 801。训练集用来构建指数模型,并分别进行 CDF 偏差改正,经过优化得到多项式改正模型,然后利用 MVE 进行无偏组合,计算组合系数;测试集用来验证得到的指数模型、多项式模型以及最小方差估计器组合模型。未

改正的指数模型及最小方差组合将作为对比实验。

3.1 模型构建

利用训练集拟合得到的两种指数模型如图 2 所示,背景是样本的分布情况。LES 和 NBRCS 对应的指数模型都是单调递减的。可以发现,在数据量最多的 5~10 m/s 范围内,两种指数模型与样本集中分布区域十分吻合,但由于模型本身限制以及样本分布不均,在 12~20 m/s 存在较大的偏差,且 LES 对于高风速的敏感度较小,其最大的反演风速大约为 15 m/s。此外,两种模型的最低反演风速大约为 2 m/s,同样是受上述两种因素的影响。可以看出,两种指数模型确实存在系统性偏差,需要进行改正。

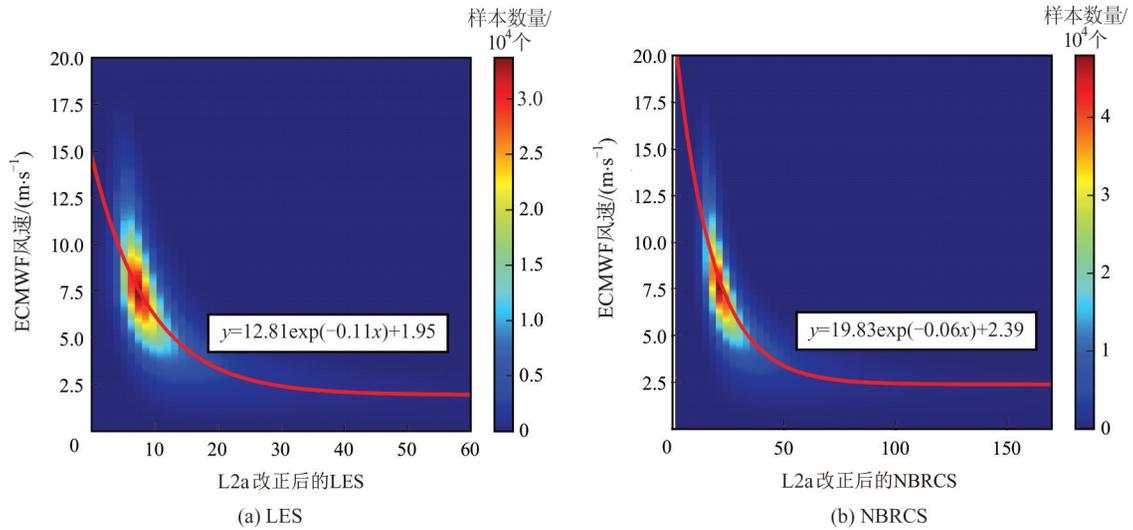


图 2 利用单特征值构建的指数模型

Fig. 2 Exponential (EXP) Functions Established by Single DDM Observable

图 3 给出了自适应多项式拟合两种指数模型系统偏差的过程,拟合过程的 RMSE 是拟合的偏差序列与实际偏差序列之间的 RMSE。可以发现,两种特征值风速反演模型最优的改正多项式阶数均为 6,具体形式为:

$$D_{LES,ret} = 2.10 \times 10^{-5} \hat{u}_{LES}^6 - 1.12 \times 10^{-3} \hat{u}_{LES}^5 + 1.94 \times 10^{-2} \hat{u}_{LES}^4 - 0.13 \hat{u}_{LES}^3 + 0.27 \hat{u}_{LES}^2 + 0.13 \hat{u}_{LES} - 1.12 \quad (9)$$

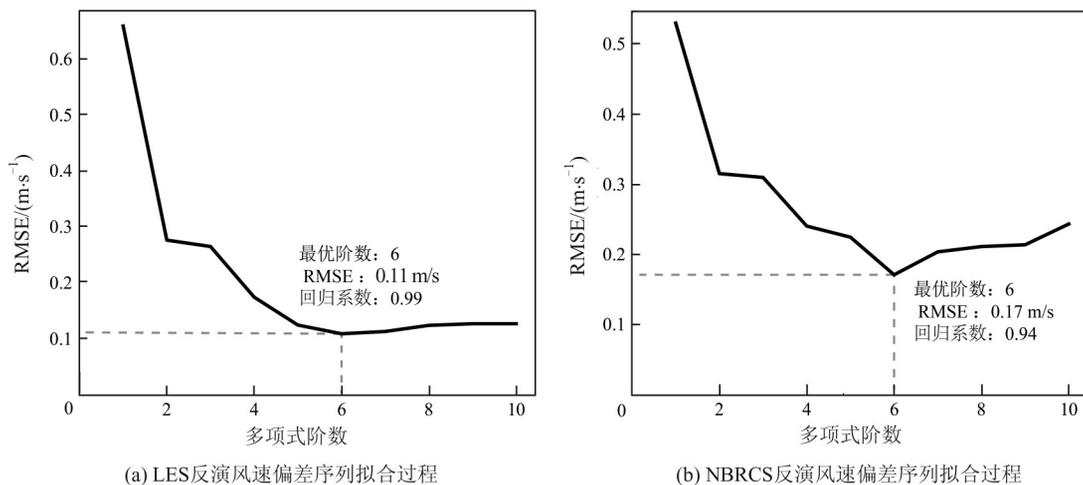
$$D_{NBRCS,ret} = -3.09 \times 10^{-6} \hat{u}_{NBRCS}^6 + 5.56 \times 10^{-5} \hat{u}_{NBRCS}^5 + 5.28 \times 10^{-5} \hat{u}_{NBRCS}^4 + 3.49 \times 10^{-4} \hat{u}_{NBRCS}^3 - 1.98 \times 10^{-2} \hat{u}_{NBRCS}^2 - 4.87 \times 10^{-3} \hat{u}_{NBRCS} - 0.18 \quad (10)$$

对应两种多项式在 0~20 m/s 范围内的改正量如图 4 所示。可以发现,在反演风速大于 12 m/s 后,CDF 偏差改正值迅速增加,说明单特征值指数形式 GMF 得到的反演风速在 12 m/s 以上的区域存在较大的过拟合误差。

使用 MVE 对 CDF 匹配改正后的反演风速进行组合,得到偏差改正前的组合系数为 $m_{LES} = 0.08$, $m_{NBRCS} = 0.92$;偏差改正后的组合系数为 $m_{LES} = 0.23$, $m_{NBRCS} = 0.77$ 。可以发现,改正后的 m_{LES} 明显增大,这是由于偏差改正有效减小了 LES 的风速反演结果的 RMSE。

3.2 性能评估

本文在自适应 CDF 匹配改正后于测试集上对反演性能进行了验证,并与未改正前的模型进行了比较。表 1 给出了改正前后单特征值和组合反演后的 RMSE 与系统偏差。可以发现,改正后 LES 反演的风速系统偏差减小了 40%,但 RMSE 有所增加。MVE 组合反演结果的 RMSE 增加了 9%,这是因为改正后将无法满足拟合指数模型的最小均方差原则,但系统偏差减小了 25%,有效减小了总体偏差。

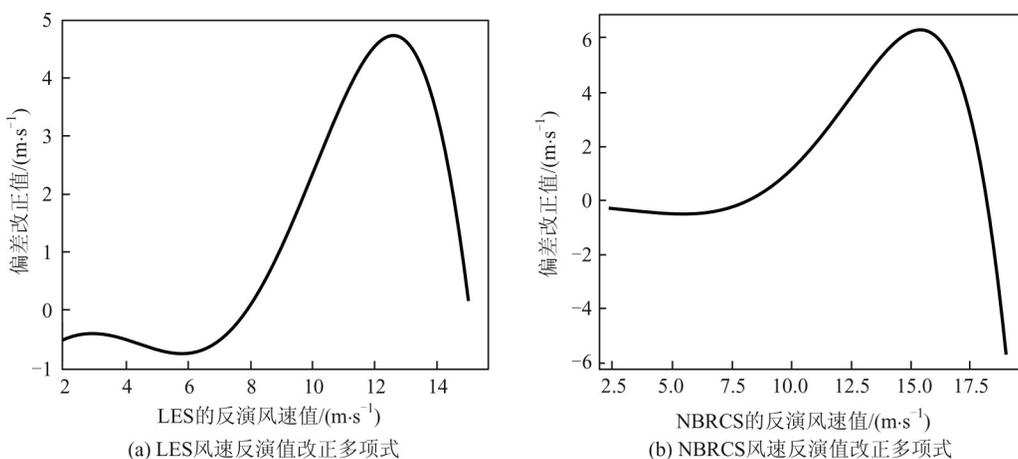


(a) LES反演风速偏差序列拟合过程

(b) NBRCS反演风速偏差序列拟合过程

图3 利用自适应多项式拟合反演风速偏差序列过程以及最优的多项式阶数

Fig. 3 Fitting Process by Self-Adapting Polynomials for Retrieved Bias Sequences and the Best Order



(a) LES风速反演值改正多项式

(b) NBRCS风速反演值改正多项式

图4 多项式误差改正值单特征值反演风速的变化情况

Fig. 4 Bias Correction Values from Polynomials Along with the Wind Retrievals of Each DDM Observable

表1 改正前后组合反演的性能比较

Tab.1 Performance Comparison of the Combined Retrievals of MVE and the Truth Before and After the Correction

输入	方法	误差/(m·s ⁻¹)	
		RMSE	系统偏差
LES	EXP	1.84	0.030
NBRCS		1.68	-0.024
改正前的单特征值反演结果	MVE	1.66	-0.020
LES	EXP+CDF	2.08	0.018
NBRCS		1.89	-0.016
改正后的单特征值反演结果	MVE	1.81	-0.015

为了直观地对比反演风速与参考风速,图5给出了改正前后测试集组合反演风速与ECMWF参考风速的密度散点图。可以看出,经过CDF匹配改正后,关于1:1直线的总体对称性明

显改善,说明改正后的系统偏差大大减小。如图5(b)所示,在12~20 m/s范围,风速低估的情况有了明显的改善,但在7~10 m/s范围依然出现了一定程度的风速过估,这增加了该风速区域的反演误差。

表2中定量分析了CDF改正前后测试集上0~5 m/s、5~12 m/s和12~20 m/s的RMSE和系统偏差,主要提升表现在0~5 m/s和12~20 m/s范围的少样本区间, RMSE分别提升了6%和15%,系统偏差分别提升了45%和25%。值得注意的是,改正前后总体精度基本上与5~12 m/s范围的精度相同,这主要是因为该区间的数据样本约占总体的80%,因此通过引入概率先验信息,对模型进行偏差改正,可以有效解决少样本风速区域的反演精度,使得反演结果与ECMWF参考风速的分布函数相同,从而消除系统偏差。

图6给出了改正前后的误差分布曲线。可以看出,在0~5 m/s和12~20 m/s范围上,本文改

正模型的 RMSE 与系统偏差相较于未改正的结果有明显提升;在 0~20 m/s 范围内,系统偏差低于未改正的结果;在 0~5 m/s 范围内, RMSE 和

系统偏差都有所改善,但仍存在风速过估的现象,这可能是由于在低风速情况下非本地风场如涌浪会产生一定的海面粗糙度^[22-23]。

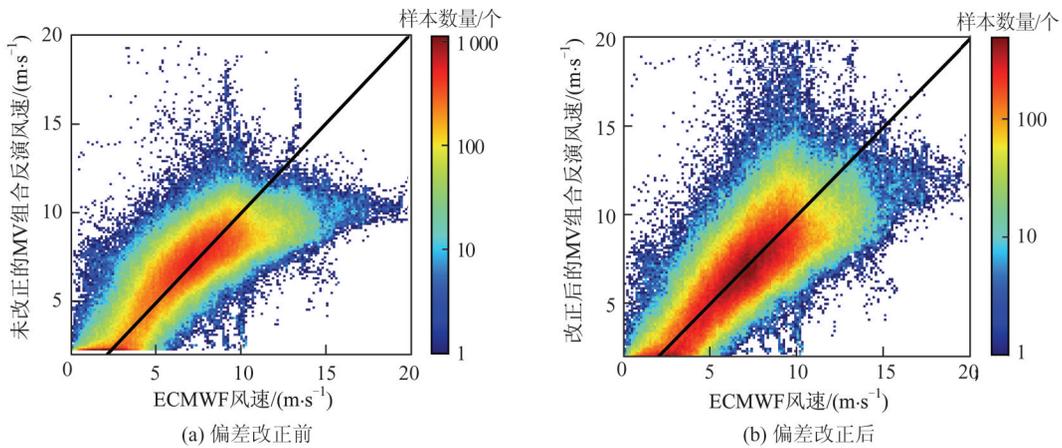


图 5 系统偏差改正前后,组合反演结果与 ECMWF 风速参考值的对比

Fig. 5 Comparison of Wind Velocity Between Combined Retrievals and ECMWF Winds Before and After the Correction

表 2 CDF 匹配改正前后不同风速段的组合反演精度比较/(m·s⁻¹)

Tab.2 Comparison of the Errors at Different Wind Ranges Between the Combined Retrievals of MVE and the Truth Before and After the Correction/(m·s⁻¹)

方法	风速范围	误差	
		RMSE	系统偏差
未改正的组合反演	0~5	1.61	-0.800
	5~12	1.66	-0.020
	12~20	4.07	3.799
CDF 改正后的组合反演	0~5	1.51	-0.442
	5~12	1.81	-0.015
	12~20	3.44	2.853

4 结 语

本文设计了一种针对 GNSS-R 海面风速反演的自适应 CDF 匹配方法,利用自适应高阶多项式拟合反演风速与参考风速的差值序列,进而消除系统偏差,主要解决因样本分布不均导致的过拟合问题。CYGNSS 数据实验结果表明本文方法明显提升了样本较少的 0~5 m/s 和 12~20 m/s 范围的反演性能。利用最小方差估计器组合改正后的反演结果中, RMSE 分别提升了 6% 和 15%, 系统偏差分别提升了 45% 和 25%, 测试集总体上的系统偏差也提升了 25%, 有效地消除了风速反演的指数模型系统偏差。这说明本文提出的方法能够有效地应用于星载 GNSS-R 海面风速反演的场景。但由于高风速区的样本数量少, 再加上 DDM 特征值对风速的敏感度在高风速情况下明显减小, 因此使用指数模型在高风速情况下表现较差。基于 CDF 匹配的原理, 利用自适应的高阶多项式, 可以有效修正系统偏差。但高风速下, 反演结果的 RMSE 仍较大, 在今后的工作中可以尝试使用分段函数^[24]分别拟合低风速和高风速情况下 DDM 特征值与风速之间的关系, 但需要解决分段点确定及平滑的问题。

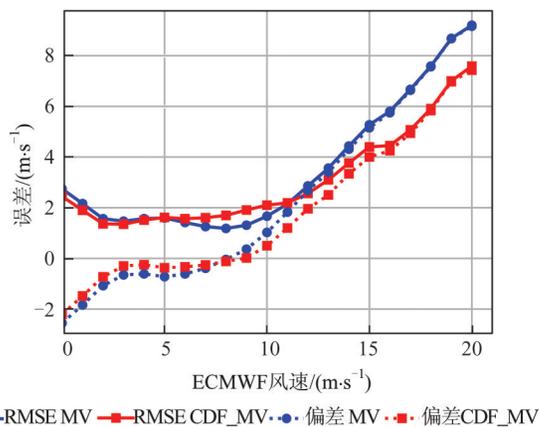


图 6 CDF 匹配改正前后组合 RMSE 和系统偏差随风速的分布(0~20 m/s)

Fig.6 Error Curves of the RMSE and Bias with Wind Speed Before and After CDF Correction (0-20 m/s)

参 考 文 献

[1] Witter D L, Chelton D B. A Geosat Altimeter Wind Speed Algorithm and a Method for Altimeter Wind Speed Algorithm Development[J]. *Journal of*

- Geophysical Research: Oceans*, 1991, 96(C5): 8 853-8 860
- [2] van Zadelhoff G J, Stoffelen A, Vachon P W, et al. Scatterometer Hurricane Wind Speed Retrievals Using Cross Polarization[J]. *Atmospheric Measurement Techniques Discussions*, 2013, 6(4): 7 945-7 984
- [3] Liu Jingnan, Shao Lianjun, Zhang Xunxie. Advances in GNSS-R Studies and Key Technologies[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2007, 32(11): 955-960 (刘经南, 邵连军, 张训械. GNSS-R 研究进展及其关键技术[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2007, 32(11): 955-960)
- [4] Liu Congliang, Bai Weihua, Xia Junming, et al. Simulation Study of Spaceborne GNSS-R Events [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(6): 826-831 (柳聪亮, 白伟华, 夏俊明, 等. 低轨卫星星载 GNSS 反射事件模拟分析[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2018, 43(6): 826-831)
- [5] Jin Shuanggen, Zhang Qinyun, Qian Xiaodong. New Progress and Application Prospects of Global Navigation Satellite System Reflectometry (GNSS+R) [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, 46(10): 1 389-1 398 (金双根, 张勤耘, 钱晓东. 全球导航卫星系统反射测量(GNSS+R)最新进展与应用前景[J]. *测绘学报*, 2017, 46(10): 1 389-1 398)
- [6] Hall C D, Cordey R A. Multistatic Scatterometry [C]//International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Edinburgh, UK, 1988
- [7] Soulat F, Caparrini M, Germain O, et al. Sea State Monitoring Using Coastal GNSS-R[J]. *Geophysical Research Letters*, 2004, 31(21): L21303
- [8] Rodriguez-Alvarez N, Akos D M, Zavorotny V U, et al. Airborne GNSS-R Wind Retrievals Using Delay - Doppler Maps[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 51(1): 626-641
- [9] Unwin M, Gleason S, Brennan M. The Space GPS Reflectometry Experiment on the UK Disaster Monitoring Constellation Satellite[C]//The 16th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GPS/GNSS 2003), Portland, OR, 2003
- [10] Unwin M, Jales P, Duncan S, et al. GNSS Enabling New Capabilities in Space on the TechDemoSat-1 Satellite [C]//The 30th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS+2017), Portland, Oregon, 2017
- [11] Ruf C, Unwin M, Dickinson J, et al. CYGNSS: Enabling the Future of Hurricane Prediction Remote Sensing Satellites[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2013, 1(2): 52-67
- [12] Niu X, Lu F, Liu Y, et al. Application and Technology of Bufeng-1 GNSS-R Demonstration Satellites on Sea Surface Wind Speed Detection[C]//China Satellite Navigation Conference, China Satellite Navigation Conference (CSNC) 2020 Proceedings. Singapore: Springer, 2020, 1:206-213
- [13] Zavorotny V U, Voronovich A G. Scattering of GPS Signals from the Ocean with Wind Remote Sensing Application[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, 38(2): 951-964
- [14] Elfouhaily T, Chapron B, Katsaros K, et al. A Unified Directional Spectrum for Long and Short Wind-Driven Waves [J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 1997, 102(C7): 15 781-15 796
- [15] Garrison J L, Komjathy A, Zavorotny V U, et al. Wind Speed Measurement Using Forward Scattered GPS Signals[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, 40(1): 50-65
- [16] Clarizia M P, Ruf C S, Jales P, et al. Spaceborne GNSS-R Minimum Variance Wind Speed Estimator [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(11): 6 829-6 843
- [17] Clarizia M P, Ruf C S. Wind Speed Retrieval Algorithm for the Cyclone Global Navigation Satellite System (CYGNSS) Mission [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(8): 4 419-4 432
- [18] Yang Dongkai, Liu Yi, Wang Feng. Ocean Surface Wind Speed Retrieval Using Spaceborne GNSS-R [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(2): 462-469 (杨东凯, 刘毅, 王峰. 星载 GNSS-R 海面风速反演方法研究[J]. *电子与信息学报*, 2018, 40(2): 462-469)
- [19] Reichle R H, Koster R D. Bias Reduction in Short Records of Satellite Soil Moisture [J]. *Geophysical Research Letters*, 2004, 31(19): L19501
- [20] Brocca L, Hasenauer S, Lacava T, et al. Soil Moisture Estimation through ASCAT and AMSR-E Sensors: An Intercomparison and Validation Study Across Europe [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(12): 3 390-3 408
- [21] Reynolds J, Clarizia M P, Santi E. Wind Speed Estimation from CYGNSS Using Artificial Neural Networks[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, 13: 708-716

- [22] Clarizia M P, Ruf C S. Bayesian Wind Speed Estimation Conditioned on Significant Wave Height for GNSS-R Ocean Observations[J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2017, 34(6): 1 193-1 202
- [23] Wang T, Zavorotny V U, Johnson J, et al. Modeling of Sea State Conditions for Improvement of CYGNSS L2 Wind Speed Retrievals[C]//2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Piscataway: IEEE Press, 2018: 8 288-8 291
- [24] Ruf C S, Balasubramaniam R. Development of the CYGNSS Geophysical Model Function for Wind Speed[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2019, 12(1): 66-77

Adaptively CDF Matching Method in GNSS-R Wind Speed Retrieval

DU Hao¹ GUO Wenfei¹ GUO Chi^{1,2} LU Pengyuan³ YE Shirong¹

¹ GNSS Research Center, Wuhan University, Wuhan 430079, China

² Artificial Intelligence Institute, Wuhan University, Wuhan 430072, China

³ School of Computer Science, Wuhan University, Wuhan 430072, China

Abstract: Objectives: When the global navigation satellite system reflectometry (GNSS-R) technique is applied for sea surface wind speed retrieval, continuous geophysical model functions are often used to fit the observable extracted from the delay/Doppler map (DDM) to wind speed empirically. A large systematic deviation exists in the above method due to the few samples at 0–5 m/s and 12–20 m/s. To solve the problem, an adaptively cumulative distribution function (CDF) matching method for bias correction is proposed. **Methods:** In this method, CDF matching is performed between the retrieved and reference wind speed sequences, and the least square method is used to adaptively find the optimal polynomial to fit the wind bias sequence and correct it. Public data products are used for validation. **Results:** Test results show that the root mean square errors (RMSEs) after correction are reduced by 6% and 15%, and the biases are reduced by 45% and 25% at 0–5 m/s and 12–20 m/s respectively. And overall bias is improved by 25%. **Conclusions:** Wind retrieval accuracy is obviously improved for wind ranges with few samples, and the probability distribution of wind speed retrievals is more consistent with that in nature. However, the bad performance at high wind speeds shows that the tendencies from DDM observable to wind speed at low and high wind speeds are extremely different because of the low sensitivity of DDM observables at high winds. The piecewise function is a good choice, but it is difficult to determine the piecewise point and keep it smooth.

Key words: sea surface wind speed retrieval; delay-Doppler map (DDM); geophysical model function (GMF); cumulative distribution function (CDF) matching

First author: DU Hao, postgraduate, specializes in GNSS-R wind speed retrieval over sea. E-mail: hao.du@whu.edu.cn

Corresponding author: GUO Wenfei, PhD, associate professor. E-mail: wf.guo@whu.edu.cn

Foundation support: The National Key Research and Development Program of China (2016YFB0501804); the National Natural Science Foundation of China (41604021, 41974031).

引文格式: DU Hao, GUO Wenfei, GUO Chi, et al. Adaptively CDF Matching Method in GNSS-R Wind Speed Retrieval[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(12):1924-1931. DOI:10.13203/j.whugis20210253(杜皓, 郭文飞, 郭迟, 等. 针对 GNSS-R 海面风速反演的自适应 CDF 匹配方法[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2021, 46(12):1924-1931. DOI:10.13203/j.whugis20210253)