doi:10.3969/j.issn.1003-2029.2025.06.002

星载 GNSS-R 海面风速反演方法对比与性能评估

郭圣斌[1,2]，范陈清[1,2]，万 勇[1,3]

（1. 中国石油大学（华东）海洋与空间信息学院，山东 青岛 266580；2. 自然资源部第一海洋研究所，山东 青岛 266061；3. 自然资源部海上丝路海洋资源环境组网观测技术创新中心，山东 青岛 266580）

摘 要： 利用全球导航卫星系统反射（Global Navigation Satellite System Reflectometry，GNSS-R）信号反演海面风速时，首先从时延–多普勒图（Delay-Doppler Map，DDM）中提取归一化双基雷达散射截面（Normalized Bistatic Radar Cross Section，NBRCS）和前沿斜率（Leading Edge Slope，LES），并分别构建与海面风速相关的地球物理模型函数（Geophysical Model Functions，GMF），然后采用最小方差估计（Minimum Variance Estimator，MVE）方法和粒子群优化（Particle Swarm Optimization，PSO）方法对 NBRCS GMF 和 LES GMF 反演结果进行组合，以期获得优于单一观测值反演精度的结果。对 NBRCS GMF、LES GMF、MVE 方法和 PSO 方法的风速反演结果进行对比分析，结果显示 MVE 和 PSO 两种组合反演方法整体均方根误差和相关系数均为 1.79 m/s 和 0.75，但 PSO 方法的系统偏差略大于 MVE 方法；相较于 NBRCS GMF 和 LES GMF，两种组合反演方法均方根误差分别降低了约 5.3%和 16.0%。结果表明：融合多个观测值的组合反演方法优于传统单一观测值 GMF 方法，能够提高 GNSS-R 风速反演的可靠性与反演精度。

关键词： 全球导航卫星系统反射；海面风速反演；地球物理模型函数；最小方差估计方法；粒子群优化方法

中图分类号： P237 **文献标识码：** A **文章编号：** 1003-2029（2025）06-0011-09

海面风场是气象学中的关键要素，其中海面风速尤为重要，其对于海浪生成与演变、海洋环流、海洋大气能量交换等有着重要影响。准确高效地获取海面风速信息，对于海洋科学研究、海洋环境监测与污染防治及海洋气象预报与灾害预警等具有重要意义。传统的海面风场探测手段包括浮标[1]、高度计[2]、散射计[3]等，为全球海面风场观测提供了重要的数据源。近年来，随着 GNSS-R 技术的不断进步，一种具备全天时、全天候观测能力和低成本优势的地球表面遥感手段得到了迅速发展[4]。GNSS-R 的应用领域广泛，包括海面风速反演[4]、海面高度反演[5]和海冰监测[6]等。1988 年，HALL C D 等[7]首次提出了全球导航卫星系统（Global Navigation Satellite System，GNSS）双基地雷达的概念。2000 年，ZAVOROTNY V U 等[8]构建了 GNSS 海面散射信号的时延–多普勒二维功率模型，为 GNSS-R 反演海面风场的发展奠定了理论基础。随后，GNSS-R 遥感探测应用迅速发展，涵盖岸基、船载、空基及星载平台，如 UK-DMC[9]、TDS-1[4]、气旋全球导航卫星系统（Cyclone Global Navigation Satellite System，CYGNSS）等。其中，美国国家航空航天局(National Aeronautics and Space Administration，NASA）的 CYGNSS 由 8 颗低轨卫星组成，每颗卫星配备 4 个通道，可同时接收 4 组 GNSS-R 信号，平均重访周

收稿日期： 2025-06-13

基金项目： 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目（24CX02030A）

作者简介： 郭圣斌（2001—），男，硕士研究生，主要从事 GNSS-R 海面风速反演研究。E-mail：z23160086@s.upc.edu.cn

期约 7 h，空间分辨率约 25 km × 25 km，为全球中低纬度区域提供了丰富的 GNSS-R 数据[10]。近年来，我国也积极推进GNSS-R 相关研究与应用，先后成功发射了 BuFeng-1 A/B 和 FY-3E 气象卫星。其中，FY-3E 卫星首次实现了基于北斗卫星反射信号的海面风速反演，取得了重要的实验成果，有学者详细介绍了 FY-3E 卫星的功率校准及风速反演算法，为我国自主 GNSS-R 遥感技术的发展奠定了基础[11-14]。

GNSS-R 风速反演通常基于 DDM 及其观测值构建风速反演模型。早期研究主要采用波形匹配法，即将实际测量的 GNSS 散射信号积分延迟波形与模拟 DDM 积分延迟波形进行最小二乘匹配，并以对应的模拟风速作为反演结果。然而，该方法存在计算成本较高、反演精度较差等缺点，难以满足实时反演的需求[15]。为提高计算效率与风速反演精度，研究人员从 GNSS-R 原始数据中提取与风速相关的观测值，并通过经验函数拟合其与风速之间的关系，进而构建风速反演的地球物理模型函数。CLARIZIA M P 等[16]利用 UK-DMC 卫星 DDM 中提取的五种观测值分别构建风速反演的地球物理模型函数，并通过最小方差估计方法将 5 个反演结果进行组合，最终在风速小于 10 m/s 范围内得到了均方根误差为 1.65 m/s 的风速反演结果。为消除风速反演中的系统偏差，杜皓等[17]提出了一种基于累积分布函数（Cumulative Distribution Function，CDF）的方法，这种方法强制反演风速的 CDF 与参考风速的 CDF 相同，能够有效地消除风速反演中存在的系统偏差。KATZBERG S J 等[18]基于完整 DDM 的后延斜率进行风速反演，其结果与 CYGNSS 风速产品表现相当，能够得到较为可靠的风速反演结果。王峰等[19]对“吉林一号”宽幅 01B 卫星 GNSS-R 数据反演海面风速进行了初步分析与评估，并探讨了其有效性与可用性，结果表明该数据能够满足海面风速测量的精度要求 。QIU T 等[14]首次提出了一种星载 GNSS-R 接收机实时反演海面风速的算法并利用 FY-3E 卫星数据进行了验证。

针对 GNSS-R 风速反演，较为普遍的方法是利用单一观测值构建 GMF 风速反演模型，本文使用两种观测值构建 GMF 风速反演模型，分别为 NBRCS 和 LES；同时为充分利用不同观测值并提高风速反演精度，本文利用最小方差估计方法和粒子群优化方法对 NBRCS GMF 和 LES GMF 反演结果进行组合。本文首先通过从 CYGNSS DDM 中提取的 NBRCS 和 LES 观测值，分别构建单观测值的 GMF 风速反演方法，并使用 MVE 方法和 PSO 方法将两种单一观测值 GMF 模型反演结果进行组合，然后使用美国国家数据浮标中心（National Data Buoy Center，NDBC）浮标数据验证四种反演方法的准确性和可靠性，最后分析了不同 CYGNSS 卫星数据在风速反演中的反演性能。

1 数据收集与预处理

1.1 CYGNSS 数据

本文选择 CYGNSS L1 级数据进行相关实验，该数据产品可以在物理海洋分布式数据存档中心（Physical Oceanography Distributed Active Archive Center，PO.DACC）中免费下载。为了获得高质量的数据集，必须对原始 CYGNSS 数据进行严格的数据质量控制，确保风速反演的精确性。

本文按以下标准进行数据质量控制。

（1）剔除数值为负数或为 NaN 的观测值。

（2）剔除距离校正增益（Range Corrected Gain，RCG）值小于 10 的数据，RCG 计算公式见式(1)。

（3）根据质量控制标志（quality_flags）剔除质量较差的数据。

（4）剔除卫星天线入射角大于 60°的数据。

（5）剔除陆地数据及离岸 25 km 以内的数据。

RCG 值的定义如下。

$$R = \frac{G_{SP}^{R} \times 10^{27}}{(R_T^{SP} R_R^{SP})^2} \tag{1}$$

式中，R 为 RCG 值；G_{SP}^{R}为镜面反射点处的接收机天线增益；R_T^{SP}为镜面反射点与发射机之间的距离；R_R^{SP}为镜面反射点与接收器之间的距离。

1.2 ERA5 再分析数据

ERA5 再分析数据可以在欧洲中期天气预报中心（European Centre for Medium-Range Weather Forecasts，ECMWF）网站免费下载，该数据产品包含

了风速、风向、有效波高、海表面压强和降雨量等一系列参数[20]。其中，ERA5 风速数据产品提供的风速数据的空间分辨率为 0.25° × 0.25°，时间分辨率为 1 h，提供了风速数据的 10 m 风速 U 分量和 10 m 风速 V 分量。本文下载了与 CYGNSS 数据对应的 ERA5 风速数据。由于 ERA5 风速数据与 CYGNSS 数据时空分辨率不一致，因此对二者进行了时空线性插值。

1.3　NDBC 浮标风速数据

NDBC 提供的浮标数据涵盖实时的海洋与气象观测数据，其包含风速、风向、有效波高等参数[21]。本文下载了与 CYGNSS 数据对应的 16个NDBC 站点的浮标风速数据，按照时间窗口 30 min 并选择空间距离最近（25 km 以内）的数据点进行时空匹配。由于本文研究采用的是海面以上 10 m 高处的风速，因此需要对 NDBC 浮标提供的风速进行转换，其转换公式[22]如下。

$$u_m = u_n \cdot \frac{\ln(m/z_0)}{\ln(n/z_0)} \tag{2}$$

式中，u_m 为海面高度 m 米处的风速；u_n 为海面高度 n 米处的风速；z_0 为粗糙面长度。

2　GNSS-R 风速反演理论和方法

2.1　GNSS-R 风速反演理论

海面风速作为海面粗糙度的决定性因素之一，其变化与海面粗糙度之间存在紧密的关联。随着风速的逐步增强，海面粗糙度会呈现明显的增大趋势，而这一变化直接影响着 GNSS 信号的散射特性。当风速增大时，海面的不规则性波动加剧，使得 GNSS 信号在传播过程中发生更为复杂的散射。GNSS-R 接收机通过右旋圆极化天线和左旋圆极化天线分别接收来自 GNSS 卫星的直射信号与经过海面散射后的信号，获取关于海面粗糙度的原始数据。这些信号经过相关处理后，能够提取出与海面粗糙度密切相关的信息。海面散射信号时延–多普勒二维相关功率模型[8]如下。

$$\langle |Y(\tau,f)|^2 \rangle = \frac{T_i^2 P_t G_r \lambda^2}{(4\pi)^3} \iint_A \frac{G_r}{R_t^2(\vec{\rho}) R_r^2(\vec{\rho})} \Lambda^2(\tau) \operatorname{sinc}^2(f) \sigma_0(\vec{\rho}) \mathrm{d}A \tag{3}$$

式中，$\langle |Y(\tau,f)|^2 \rangle$ 为 DDM 信号功率；T_i 为相干积分时间；G_r 为接收机天线增益；P_t 和 G_t 分别为卫星发射功率和天线增益；$\vec{\rho}$ 为散射面上的散射积分单元；$R_t(\vec{\rho})$ 和 $R_r(\vec{\rho})$ 分别为镜面反射点与发射机和接收机之间的距离；τ 和 f 分别为时间延迟和多普勒频率；$\Lambda^2(\tau)$ 和 $\operatorname{sinc}^2(f)$ 分别为自相关函数和多普勒频移函数；A 为有效散射区；σ_0 为归一化双基雷达散射截面系数。

2.2　指数函数形式的 GMF 构建

在构建 GNSS-R 风速反演 GMF 模型时，本文使用指数函数来拟合 NBRC 和 LES 与 ERA5 海面风速之间的关系，其指数函数表达式如下。

$$u = a\mathrm{e}^{-b*obs} + c \tag{4}$$

式中，a、b、c 为待拟合系数；u 为风速值；obs 为 DDM 观测值，这里分别取 NBRCS 和 LES。

2.3　最小方差估计方法

为了充分利用 DDM 观测值进行风速反演，可以使用 MVE 方法将 NBRCS GMF 和 LES GMF 的风速反演结果进行组合[16]。根据最小方差估计方法，风速组合的计算公式如下。

$$\hat{\boldsymbol{u}}_{\mathrm{MVE}} = \vec{\boldsymbol{m}} \cdot \hat{\boldsymbol{u}} \tag{5}$$

式中，$\hat{\boldsymbol{u}} = (\hat{\boldsymbol{u}}_{\mathrm{nbrcs}}, \hat{\boldsymbol{u}}_{\mathrm{les}})^{\mathrm{T}}$ 为利用 NBRCS 和 LES 两种观测值反演得到的风速值；$\vec{\boldsymbol{m}} = (\boldsymbol{m}_{\mathrm{nbrcs}}, \boldsymbol{m}_{\mathrm{les}})$ 为最小方差估计组合系数，且满足组合系数之和等于 1，以确保组合结果的无偏性。$\vec{\boldsymbol{m}}$ 的计算可以由式(6)得到。

$$\vec{\boldsymbol{m}} = \left(\sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} c_{ij}^{-1} \right)^{-1} \boldsymbol{C}^{-1} \cdot \vec{\mathbf{1}} \tag{6}$$

式中，$\vec{\mathbf{1}}$ 为单位向量；$\boldsymbol{C}$ 为风速反演误差的协方差矩阵；c_{ij} 为矩阵 $\boldsymbol{C}$ 中的元素；N 为 $\boldsymbol{C}$ 的阶数。

2.4　粒子群优化方法

粒子群优化是一种进化算法，灵感来源于对鸟类觅食行为的研究，属于群体智能算法的一种。其基本思想是模拟大种群中个体之间的协作与信息交换，通过不断迭代寻找到问题的最优解。在 NBRCS 与 LES 组合风速反演问题中，类似于 MVE 方法，粒子群优化方法的目标为寻找一组最优组合系数以获得最佳组合反演结果。粒子群优化方法组合 NBRCS 和 LES 风速反演结果的目标函数为参考风速与组合风速结果之间的均方误差，目标函数的

具体形式如下[23]。

$$F(\vec{\boldsymbol{m}}) = \langle (\vec{\boldsymbol{m}} \cdot \hat{\boldsymbol{u}} - \boldsymbol{u}_{\text{true}})^2 \rangle \tag{7}$$

式中，$\boldsymbol{u}_{\text{true}}$ 为参考风速；$\hat{\boldsymbol{u}} = (\hat{\boldsymbol{u}}_{\text{nbrcs}}, \hat{\boldsymbol{u}}_{\text{les}})^{\text{T}}$ 为利用 NBRCS 和 LES 两种观测值反演得到的风速值；$\vec{\boldsymbol{m}} = (\boldsymbol{m}_{\text{nbrcs}}, \boldsymbol{m}_{\text{les}})^{\text{T}}$ 表示最优组合系数。

利用粒子群优化方法组合反演风速的两个关键步骤为更新组合系数修正值和更新组合系数，其迭代公式如下。

（1）根据粒子速度迭代公式更新组合系数修正值，其具体函数形式如下。

$$\Delta\vec{\boldsymbol{m}}_{i+1} = \omega \times \Delta\vec{\boldsymbol{m}}_i + c_1 \times \text{rand}_i^1(\boldsymbol{pbest}_i - \vec{\boldsymbol{m}}_i) + c_2 \times \text{rand}_i^2(\boldsymbol{pbest}_i - \vec{\boldsymbol{m}}_i) \tag{8}$$

式中，ω 为惯性权重；c_1、c_2 为学习因子；rand_i^1、rand_i^2 为[0,1]之间的随机数。

（2）根据粒子位置迭代公式更新组合系数，其具体函数形式如下。

$$\vec{\boldsymbol{m}}_{i+1} = \vec{\boldsymbol{m}}_i + \Delta\vec{\boldsymbol{m}}_{i+1} \tag{9}$$

式中，$\vec{\boldsymbol{m}}_i$ 为当前粒子的组合系数；$\Delta\vec{\boldsymbol{m}}_i$ 和 $\Delta\vec{\boldsymbol{m}}_{i+1}$ 分别为当前的组合系数修正值和更新后的组合系数修正值。

粒子群优化方法的独特优势在于其能够充分挖掘大量粒子协同搜索的潜力，以一种高效且精确的方式寻找最优解，从而确保了最终结果相较于实际风速的目标函数可以达到最小化。

3 实验与结果分析

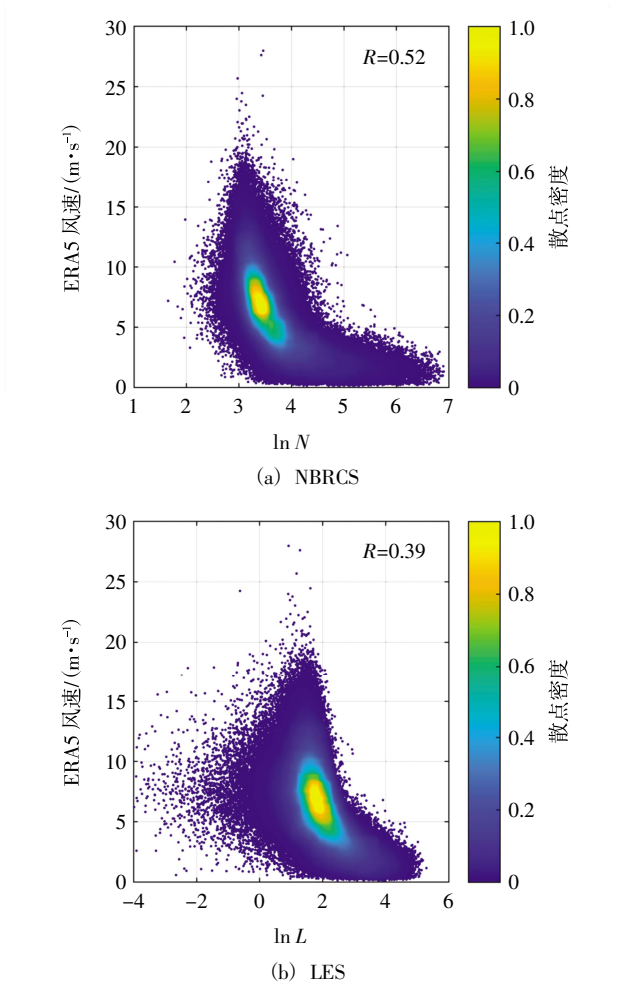
本文使用三种标准对风速反演方法性能进行评估：①均方根误差（Root Mean Squared Error，RMSE）；②偏差（BIAS）；③相关系数（Correlation Coefficient，CC）。

3.1 风速反演模型构建及性能评估

基于训练集数据，通过非线性最小二乘法分别拟合出两种单观测值的 GMF 模型。GMF 模型的拟合系数如表 1 所示。图 1 为对数坐标下 NBRCS 和 LES 观测值与风速的散点密度图及对应的决定系数，决定系数分别为 0.52 和 0.39。从中可以发现，观测值与风速呈负相关关系，随着风速增大，NBRCS 和 LES 均呈现减小的趋势。其原因在于风速增大时海表面粗糙度增大，导致 GNSS 反射信号功率减弱，观测值也随之减小。使用 MVE 和 PSO 方法分别对 NBRCS 与 LES 构建的 GMF 模型反演结果进行组合，计算得到的组合系数列于表 2。

表 1 GMF 模型待拟合系数

观测值	拟合函数系数		
	a	*b*	*c*
NBRCS	26.62	0.056	2.23
LES	10.93	0.129	1.95



（a）NBRCS

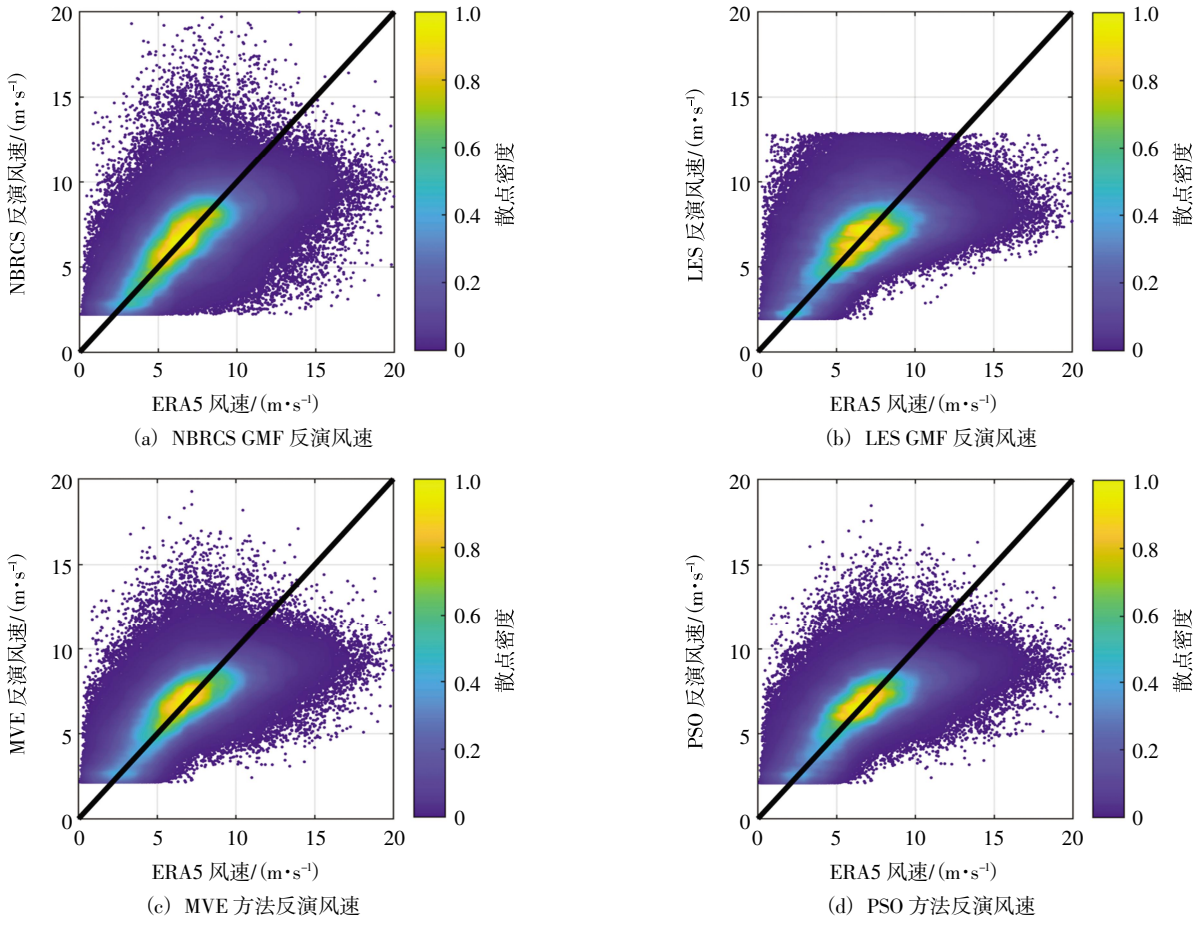
（b）LES

图 1 观测值与 ERA5 风速的散点密度（*N* 为 NBRCS 观测值；*L* 为 LES 观测值）

表 2 MVE 和 PSO 方法的组合系数

组合反演方法	组合系数	
	$\boldsymbol{m}_{\text{nbrcs}}$	$\boldsymbol{m}_{\text{les}}$
MVE	0.722 5	0.277 5
PSO	0.664 2	0.318 5

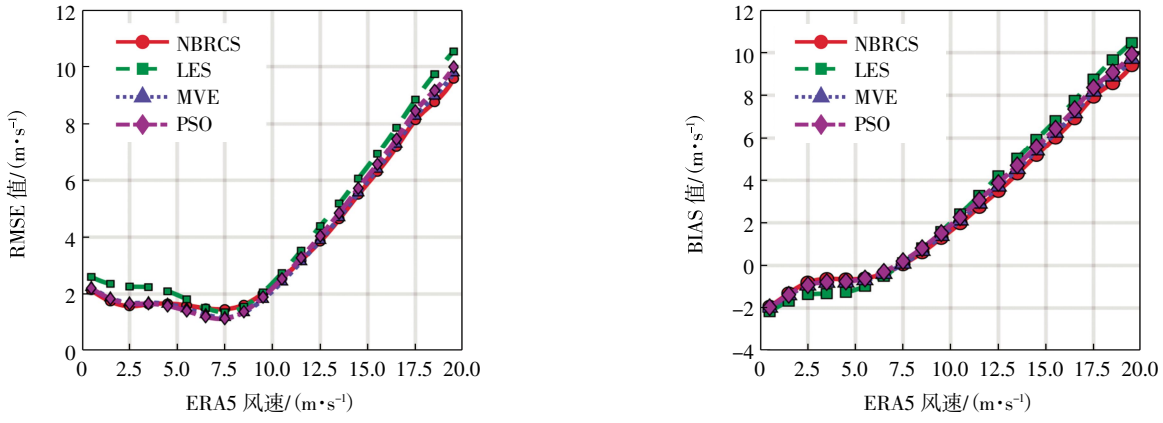
图 2 为 NBRCS GMF、LES GMF、MVE 方法和 PSO 方法的风速反演结果与 ERA5 风速的散点密度图分布图。图 3 为四种方法的误差分布曲线。表 3给出了四种方法在不同风速区间（0~5 m/s、5~10 m/s、10~20 m/s 和 0~20 m/s）的 RMSE、偏差和相关系数。



(a) NBRCS GMF 反演风速　(b) LES GMF 反演风速

(c) MVE 方法反演风速　(d) PSO 方法反演风速

图 2　四种方法的反演风速与 ERA5 风速的散点密度



(a) RMSE 分布曲线　(b) BIAS 分布曲线

图 3　四种方法的反演风速的误差分布曲线

表 3　不同风速范围内四种反演方法的性能评估

反演方法	风速区间/(m·s⁻¹)	RMSE 值/(m·s⁻¹)	BIAS 值/(m·s⁻¹)	CC 值	反演方法	风速区间/(m·s⁻¹)	RMSE 值/(m·s⁻¹)	BIAS 值/(m·s⁻¹)	CC 值
NBRCS GMF	0~5	1.67	−0.791	0.53	MVE	0~5	1.71	−0.953	0.55
	5~10	1.60	0.025	0.43		5~10	1.38	0.016	0.47
	10~20	3.55	2.909	0.18		10~20	3.53	3.064	0.21
	0~20	1.89	0.041	0.73		0~20	1.79	0.004	0.75
LES GMF	0~5	2.21	−1.376	0.49	PSO	0~5	1.67	−0.906	0.55
	5~10	1.63	−0.008	0.32		5~10	1.35	0.138	0.47
	10~20	3.93	3.468	0.14		10~20	3.66	3.238	0.22
	0~20	2.13	−0.105	0.63		0~20	1.79	0.105	0.75

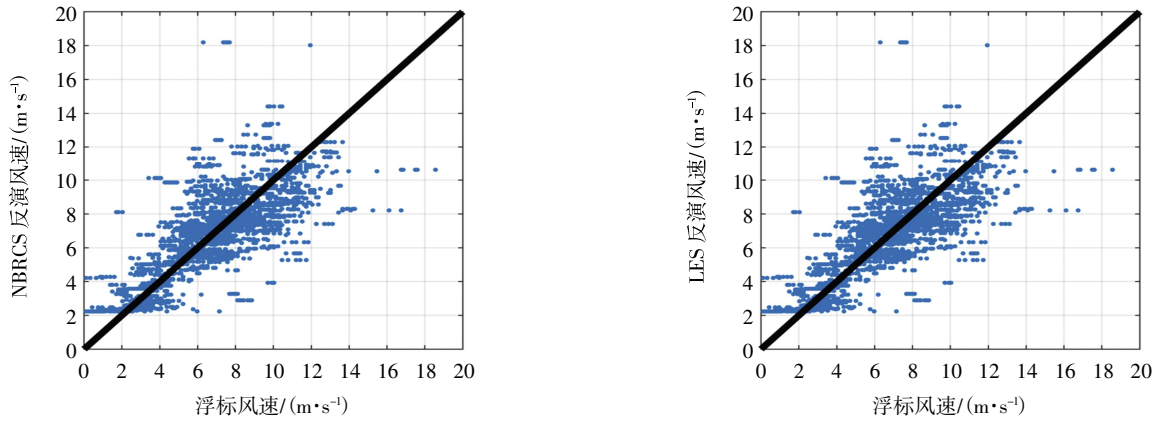
结果表明，在总体风速范围（0~20 m/s）内，使用单一观测值进行风速反演时，NBRCS GMF 的反演结果优于 LES GMF；MVE 方法和 PSO 方法通过组合 NBRCS GMF 和 LES GMF 的反演结果，获得了比单一观测值反演更优的结果，均方根误差分别降低了约 5.3%和 16.0%；尽管两种组合反演方法在 RMSE 和相关系数上表现相近，但 PSO 方法的偏差略大于 MVE 方法，这主要是因为二者均以最小均方误差为目标计算得到组合系数，但 MVE 方法能够在一定条件下保证组合的无偏性。

随着风速的增大，所有方法的 RMSE 都表现出“先下降后上升”的趋势，该现象可归因于两个方面：首先，从图 2 中散点密度图可见，风速数据主要分布在 5~10 m/s 范围内，使得拟合曲线在该区域的拟合精度最高，因而 RMSE 呈现出“先下降”的变化趋势；其次，由于海表面粗糙度随风速上升而增加，导致 GNSS-R 信噪比下降，观测值对风速的敏感性降低，同时指数函数对于高风速数据拟合效果存在局限性，使高风速条件下的反演精度降低，从而 RMSE 呈现出“后上升”的变化趋势；而BIAS 则表现出在低风速时高估（BIAS 值小于 0 m/s）、在高风速时低估（BIAS 值大于 0 m/s）的特点。在低风速区间，NBRCS GMF 方法和 PSO 方法的 RMSE 最小，均为 1.67 m/s；在中风速区间，PSO 方法的 RMSE 最小，为 1.35 m/s；而在高风速区间，MVE 方法的 RMSE 最小，为 3.53 m/s。

3.2 浮标数据验证

为了进一步验证风速反演方法的可靠性，使用浮标风速数据对 NBRCS GMF、LES GMF、MVE 方法和 PSO 方法风速反演结果进行验证，风速反演结果与浮标风速数据对比结果如图 4 所示，表 4 为利用浮标数据验证时四种方法的 RMSE、BIAS 和CC。

结果表明，NBRCS GMF、LES GMF、MVE 方法和 PSO 方法均方根误差分别为 2.05 m/s、2.25 m/s、1.91 m/s 和 1.90 m/s，偏差分别为–0.021 m/s、0.236 m/s、0.051 m/s 和 0.181 m/s，相关系数分别为 0.72、0.64、0.75 和 0.75，证明了四种方法风速反演结果的准确性和可靠性。



(a) NBRCS GMF 反演风速　(b) LES GMF 反演风速

(c) MVE 方法反演风速　(d) PSO 方法反演风速

图 4　四种方法反演风速与 NDBC 风速对比

表 4　四种方法风速反演性能评价指标

反演方法	RMSE 值/(m·s^{-1})	BIAS 值/(m·s^{-1})	CC 值
NBRCS GMF	2.05	−0.021	0.72
LES GMF	2.25	0.236	0.64
MVE	1.91	0.051	0.75
PSO	1.90	0.181	0.75

3.3　不同 CYGNSS 卫星风速反演性能评估

为了评估不同 CYGNSS 卫星在风速反演性能上的差异，本文分析了每颗卫星数据的风速反演效果，反演风速使用 PSO 方法计算得到，对比的真实风速数据为 ERA5 风速数据，相关评估结果见表5。结果表明，八颗 CYGNSS 卫星的风速反演均方根误差介于 1.75 m/s 至 1.85 m/s 之间，偏差介于−0.065 m/s 至 0.186 m/s 之间，相关系数介于 0.74 至 0.78 之间。尽管不同 CYGNSS 卫星的风速反演结果存在一定差异，但整体趋势保持一致，表现出较好的相似性。

表 5　不同 CYGNSS 卫星风速反演性能评估

卫星编号	RMSE 值/(m·s^{-1})	BIAS 值/(m·s^{-1})	CC 值
CY01	1.78	0.022	0.74
CY02	1.82	0.186	0.75
CY03	1.85	0.072	0.74
CY04	1.78	0.177	0.76
CY05	1.77	0.073	0.76
CY06	1.82	−0.065	0.74
CY07	1.81	0.170	0.75
CY08	1.75	0.177	0.78

4　结　论

本文以 ERA5 风速数据作为参考真值，构建了基于 NBRCS GMF、LES GMF、MVE 和 PSO 的海面风速反演方法，并对比了四种方法的风速反演性能。结果表明，MVE 方法和 PSO 方法的整体均方根误差和相关系数均为 1.79 m/s 和 0.75，但是 PSO 方法的偏差略大于 MVE 方法，主要原因在于，PSO 方法与 MVE 方法都是以最小均方误差为目标计算得到组合系数，而 MVE 方法能够在一定条件下保证组合的无偏性；与 NBRCS GMF 和 LES GMF 反演结果相比，MVE 方法和 PSO 方法的均方根误差分别降低了约 5.3%和 16.0%，表明组合反演方法的风速反演性能优于单一观测值 GMF 方法。通过对四种方法的误差分布曲线分析可知，RMSE 随着风速增大表现出“先下降后上升”的变化趋势，且都存在“低风速高估、高风速低估”的系统性偏差。此外，本文利用浮标实测数据对四种方法的反演结果进行了验证，结果表明四种方法均具有较高的稳定性与可靠性。

本文进一步利用 PSO 方法反演结果评估了不同 CYGNSS 卫星在风速反演中的性能差异，结果表明，尽管不同卫星间的反演结果存在一定差异，但整体趋势一致，反演性能表现出较好的相似性。然而，在高风速条件下，四种风速反演方法的 RMSE 均显著增大，主要原因是 DDM 观测值对风速的敏感性随风速增大而降低，且高风速样本数量较少，使用基于指数函数构建的 GMF 模型在高风速下拟合效果较差。因此，后续工作可以考虑针对不同风速范围，使用分段函数分别拟合 DDM 观测值与风速的关系，以增强 GMF 模型在全风速范围内的适用性。值得注意的是，本文仅基于 NBRCS 和 LES 两个观测值进行风速反演，由于它们之间存在一定相关性，组合反演效果的提升具有一定局限性。未来研究可进一步挖掘 CYGNSS L1 级原始数据，结合更多观测值以提高反演精度。同时，随着深度学习技术的不断进步，其在 GNSS-R 风速反演中的应用潜力也值得深入探索。

参考文献：

[1] METTLACH T，TENG C C，WEIR R，et al. Quality of archived NDBC data as climate records[C]//OCEANS 2008. Quebec City，QC，Canada：IEEE，2008：1−10.

[2] CAVALERI L，BERTOTTI L，PEZZUTTO P. Accuracy of altimeter data in inner and coastal seas[J]. Ocean Science，2019，15(2)：227−233.

[3] YANG J，ZHANG J. Accuracy assessment of HY-2A scatterometer wind measurements during 2011−2017 by comparison with buoys，ASCAT，and ERA-interim data[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters，2018，16(5)：727−731.

[4] FOTI G，GOMMENGINGER C，JALES P，et al. Spaceborne GNSS reflectometry for ocean winds: First results from the UK TechDemoSat-1 mission[J]. Geophysical Research Letters，2015，42(13)：5435-5441.

[5] 张云，鹿麒，张月维，等. 基于 FY-3E 的星载 GNSS-R 海面高度反演模型[J]. 北京航空航天大学学报，2023，51(10)：3262-3272.

[6] 叶世榕，罗歆琪，南阳，等. 一种改进的星载 GNSS-R 卷积神经网络海冰检测方法[J]. 武汉大学学报（信息科学版），2024，49(1)：90-99.

[7] HALL C D，CORDEY R A. Multistatic scatterometry[C]//International Geoscience and Remote Sensing Symposium，Remote Sensing: Moving Toward the 21st Century. Edinburgh，UK：IEEE，1988，1：561-562.

[8] 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，2002，38(2)：951-964.

[9] MALIK J S，BHATTI U I. Remote sensing of ocean，ice and land surfaces using bistatically reflected GNSS signals from low Earth orbit[C]//2015 Fourth International Conference on Aerospace Science and Engineering (ICASE). Islamabad，Pakistan：2015：1-6.

[10] CLARIZIAL 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)：4419-4432.

[11] JING C，NIU X，DUAN C，et al. Sea surface wind speed retrieval from the first Chinese GNSS-R mission: Technique and preliminary results[J]. Remote Sensing，2019，11(24)：3013.

[12] YANG G，BAI W，WANG J，et al. FY3E GNOS II GNSS reflectometry: Mission review and first results[J]. Remote Sensing，2022，14(4)：988.

[13] HUANG F，XIA J，YIN C，et al. Spaceborne GNSS reflectometry with Galileo signals on FY-3E/GNOS-Ⅱ: Measurements，calibration，and wind speed retrieval[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters，2023，20：1-5.

[14] QIU T，ZHENG Q，WANG X，et al. Retrieving ocean surface wind speeds in real time on spaceborne GNSS-R receivers: Algorithm and validation[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing，2023，17：2201-2212.

[15] LI C，HUANG W. An algorithm for sea-surface wind field retrieval from GNSS-R Delay-Doppler map[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters，2014，11(12)：2110-2114.

[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)：6829-6843.

[17] 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.

[18] KATZBERG S J，AL-KHALDI M，SAID F，et al. Trailing edge slope ocean wind speed retrievals using CYGNSS's full DDMs[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing，2023，17：547-556.

[19] 王峰，李建强，杨东凯，等. “吉林一号”宽幅 01B 卫星 GNSS-R 数据风速反演研究[J]. 武汉大学学报（信息科学版），2024，49(1)：56-67.

[20] HAMMOND M L，FOTI G，GOMMENGINGER C，et al. Temporal variability of GNSS-Reflectometry ocean wind speed retrieval performance during the UK TechDemoSat-1 mission[J]. Remote Sensing of Environment，2020，242：111744.

[21] YAN Y，ZHANG L，YU Y，et al. Rectification of the intraseasonal SST variability by the diurnal cycle of SST revealed by the global tropical moored buoy array[J]. Geophysical Research Letters，2021，48(1)：e2020GL09091.

[22] SHAO W，LI X M，LEHNER S，et al. Development of polarization ratio model for sea surface wind field retrieval from TerraSAR-X HH polarization data[J]. International Journal of Remote Sensing，2014，35(11-12)：4046-4063.

[23] GUO W，DU H，CHEONG J W，et al. GNSS-R wind speed retrieval of sea surface based on particle swarm optimization algorithm[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing，2021，60：1-14.

Comparative Study and Performance Assessment of Spaceborne GNSS-R Sea Surface Wind Speed Retrieval Methods

GUO Shengbin[1,2], FAN Chenqing[1,2], WAN Yong[1,3]

(1. College of Oceanography and Space Informatics, China University of Petroleum (East China), Qingdao 266580, China; 2. First Institute of Oceanography, Ministry of Natural Resources, Qingdao 266061, China; 3. Technology Innovation Center for Networked Observation of Marine Resources and Environment along the Maritime Silk Road, Ministry of Natural Resources, Qingdao 266580, China)

Abstract: When retrieving sea surface wind speed using Global Navigation Satellite System Reflectometry (GNSS-R) signals, the Normalized Bistatic Radar Cross Section (NBRCS) and Leading Edge Slope (LES) are first extracted from the Delay-Doppler Map (DDM). Subsequently, corresponding Geophysical Model Functions (GMF) relating them to sea surface wind speed are established respectively. Then, the Minimum Variance Estimator (MVE) and Particle Swarm Optimization (PSO) methods are employed to combine the wind speed retrieval results from the NBRCS GMF and LES GMF, with the aim of achieving better accuracy than that obtained from a single observation.A comparative analysis of the wind speed retrieval results from the NBRCS GMF, LES GMF, MVE method, and PSO method shows that both the MVE and PSO combined retrieval methods achieve an overall Root Mean Square Error (RMSE) of 1.79 m/s and a Correlation Coefficient of 0.75. However, the systematic bias of the PSO method is slightly larger than that of the MVE method. Compared to the NBRCS GMF and LES GMF, the two combined retrieval methods reduce the RMSE by approximately 5.3% and 16.0%, respectively. The results indicate that the combined retrieval method, which fuses multiple observations, is superior to the traditional single-observation GMF method, and it can enhance both the reliability and the accuracy of GNSS-R wind speed retrieval.

Keywords: Global Navigation Satellite System Reflectometry; ocean wind speed retrieval; Geophysical Modeling Functions; Minimum Variance Estimation method; Particle Swarm Optimization method