

基于观测量校正的星载 GNSS-R 海面风速快速反演方法

谭承旦^{1,2}, 罗瑞丹¹, 李亚峰³, 袁超¹, 杨光¹, 田向伟¹

(1. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100094;
2. 中国科学院大学 电子电气与通信工程学院, 北京 100049;
3. 北京信息科技大学 自动化学院, 北京 100192)

摘 要: 快速反演 (FDI) 算法是一种典型的星载全球卫星导航反射技术 (GNSS-R) 海面风速反演方法, 具有计算复杂度低、快速实时反演的特点, 但是 FDI 算法中的反演观测量提取精度不高, 导致风速反演精度低。针对于此, 提出基于观测量校正的改进 FDI 算法, 用于实现海面风速的快速高精度反演。该方法首先利用辅助测量信息对观测量进行校正以降低干扰因素的影响, 然后基于统计分析方法对 ASCAT 卫星风速数据进行海面风速值提取, 最后建立了海面风速与校正观测量的地球物理模型函数 (GMF) 关系式, 实现对海面风速的反演。与传统 FDI 算法相比, 该方法的反演偏差值更小, 均方根误差 (RMSE) 降低了 29%。

关键词: 全球卫星导航系统 (GNSS); 反射信号; 海面风速; 反演模型; 观测量校正

中图分类号: P228.4; TN961

文献标志码: A

文章编号: 1008-9268(2021)06-0090-08

0 引 言

全球卫星导航系统 (GNSS) 反射信号在传统的定位与授时服务中被认为是一种多径干扰信号, 一般要予以抑制或滤除。20 世纪 90 年代前后, GNSS 反射信号被当作一种新的遥感机会信号源, 由此发展了全球卫星导航反射技术 (GNSS-R)。GNSS-R 的概念最初由 Hall 在国际地理与遥感学会上提出^[1]。当前, GNSS-R 技术已被证实可用于海面高度^[2-4]、海面风速^[5-8]、海冰检测^[9-11]、土壤湿度^[12-14]等物理量的探测。

近年来, 对 GNSS-R 海面风速反演的研究主要集中在星载平台上。为了验证星载 GNSS-R 技术的可行性, LOWE 等^[15]将接收机搭载在星载平台上进行 GNSS 反射信号的检测, 英国国家空间中心对反射信号功率与风速的相关性进行了验证^[16]。2014 年 7 月, 英国发射了技术演示卫星 (TDS-1), 该卫星服役 4.5 年, 期间采集了大量有效的反演数据, 星载 GNSS-R 技术进入快速发展阶段。目前, 基于星载 GNSS-R 数据实现海面风速反演主要有两种方式: 一为地球物理模型函数 (GMF) 方法^[6,17-18], 即从星载 GNSS-R 数据中提

取观测量, 并根据观测量与海面风速的经验关系建立反演模型函数, 实现对海面风速的反演; 二为神经网络法^[19-20], 该方法通常需从星载 GNSS-R 数据中提取多个观测量作为模型的输入, 以海面风速作为模型的输出, 通过海量数据对模型进行训练以构建神经网络模型, 实现对海面风速的反演。神经网络法反演精度较高, 但是存在模型复杂与“黑匣子”的问题; 而 GMF 方法简单高效, 观测量与风速的影响关系明确, 因此成为了主导的海面风速反演方法。

观测量的提取是决定 GMF 方法反演精度的重要因素, 根据观测量选取方式的不同, GMF 方法实现海面风速反演可分为双基雷达方程 (BRE) 算法与快速反演 (FDI) 算法。BRE 算法根据双基雷达截面积观测量与海面风速的关系建立 GMF 关系式, FDI 算法根据信噪比 (SNR) 观测量与海面风速的关系建立 GMF 关系式。FOTI 等^[6]采用 BRE 算法实现了海面风速反演, 其风速反演结果无偏, 均方根误差 (RMSE) 为 2.2 m/s。UNWIN 等^[17]采用 FDI 算法实现海面反演结果的偏差为 0.23 m/s, RMSE 接近 4 m/s。BRE 算法基于双基雷达积分方程实现, 计算复杂度高、所需

收稿日期: 2021-07-14

资助项目: 国家自然科学基金 (41904033); 中国科学院青年创新促进会 (E03314020D)

通信作者: 袁超 E-mail: yuanchao100918@aircas.ac.cn

辅助信息多,难以在地基处理系统中实施;FDI算法计算复杂度低、所需辅助信息少,可实现海面风速的快速反演,但是反演精度较低^[17].

为了实现海面风速的快速反演并有效提高反演精度,本文提出一种基于观测量校正的改进 FDI 算法用于海面风速快速高精度反演.

1 反演原理

为了提取 GNSS 反射信号信息,需要将 GNSS 反射信号与本地信号作相关处理,相关函数可以表示为

$$Y(\tau, f_c) = \int_0^{t_i} E^s(t) a(t+\tau) e^{[2\pi j f_c(t+\tau)]} dt. \quad (1)$$

式中: t_i 为接收机相干积分时间; $E^s(t)$ 为经海面反射的 GNSS 信号; $a(t)$ 为本地码; τ 为码延迟; f_c 为本地信号载波频率. 根据 Z-V 模型^[21], 反射信号 $E^s(t)$ 可表示为

$$E^s(t) = \sqrt{\frac{P_T G_T \lambda^2}{(4\pi)^2}} \cdot \iint_A G_r \cdot a\left(t - \frac{R_T + R_r}{c}\right) g(t) dA. \quad (2)$$

式中: P_T 与 G_T 分别为发射功率与发射天线增益; λ 为载波频率; G_r 为接收天线增益; dA 是散射区域 A 的表面元; R_T 与 R_r 分别为发射机与接收机到反射点的距离; $g(t)$ 为蕴含海况信息的部分,其表达式为

$$g(t) = -\frac{R \cdot e^{[-2\pi j(f_L + f_D)t]}}{4\pi j R_T R_r} e^{[jk(R_T + R_r)]} \frac{|q|^2}{q_z}. \quad (3)$$

式中: R 为海面反射系数; f_L 与 f_D 分别为 GNSS 卫星发射频率与多普勒频移; q 为散射矢量,用于表征 GNSS 反射信号的传播方向; q_z 为散射矢量的 z 分量. 联合式 (2)~(3), 并对相关函数进行非相干累加, 可得接收机端输出的 GNSS 反射信号相关功率, 其关于时延差与频移差的二维函数, 又称为时延多普勒图 (DDM), 相关功率表达式为^[6]

$$P_r(\Delta\tau, \Delta f) = \frac{P_T G_T \lambda^2 T_i}{(4\pi)^3} \iint_A \frac{G_r \Lambda^2(\Delta\tau) \cdot S^2(\Delta f)}{R_T^2 R_r^2} \sigma^0 dA. \quad (4)$$

式中: $\Delta\tau = \tau - (R_T + R_r)/c$, 表示本地信号与反射信号的时延差; $\Delta f = f_c - (f_D + f_L)$, 表示本地信号与反射信号的频移差; $\Lambda^2(\Delta\tau) \cdot S^2(\Delta f)$ 称为 Woodward 模糊函数, 表示因本地信号与反射信号未对齐产生的功率损耗系数; σ^0 为双基雷达截面积, 能够有效反映海面粗糙程度.

当海面风速越大时, 海面越粗糙, 表现在 σ^0 上的

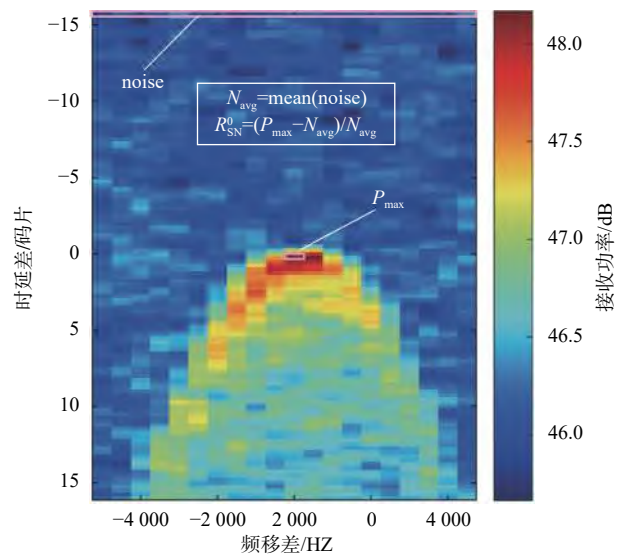
值越小, 因此反射信号相关功率 $P_r(\Delta\tau, \Delta f)$ 的值越小. 基于海面风速对 $P_r(\Delta\tau, \Delta f)$ 的影响机制, BRE 算法以双基雷达截面积 σ^0 作为观测量用于海面风速反演. σ^0 的计算公式为^[6,21]

$$\sigma^0 = P_r \cdot \frac{(4\pi)^3}{P_T G_T \lambda^2 T_i} \cdot \left[\iint_A \frac{G_r \Lambda^2(\Delta\tau) \cdot S^2(\Delta f)}{R_T^2 R_r^2} dA \right]^{-1}. \quad (5)$$

由式 (5) 可知, 计算 σ^0 需要进行积分运算, 计算复杂度较高, 此外需要的辅助信息较多, 因此 BRE 算法不利于快速实时反演. 传统 FDI 算法则直接从 DDM 中提出 SNR 值作为反演观测量^[17], SNR 观测量的计算公式为^[22]

$$R_{SN}^0 = \frac{P_{\max} - N_{\text{avg}}}{N_{\text{avg}}}. \quad (6)$$

式中: P_{\max} 为 DDM 峰值; N_{avg} 为 DDM 噪底功率. 图 1 为从 DDM 中提取 R_{SN}^0 观测量示意图, DDM 的形状一般为马蹄状, DDM 峰值落在 $\Delta\tau$ 与 Δf 都为 0 处的位置, 此时本地信号与反射信号因未对齐产生的功率损耗小, 常用该处的功率值代表反射信号的信号功率. DDM 时延轴上的第一时延单元处由于不存在反射信号, 因此该区域的均值可以代表接收机噪底功率. 以 R_{SN}^0 作为反演观测量, 既能有效反映风速对信号功率的影响大小, 又能避免由于接收机采用自动增益控制而造成信号功率增益水平不一致的问题.



注: 数据来源于 TDS-1L1b 星载数据.

图 1 DDM 与 R_{SN}^0 观测量提取示意图

由上述分析可知, 传统 FDI 算法仅需根据接收功率信息便可提取反演观测量, 而 BRE 算法则同时

需要获取接收功率、传输路径、散射单元等信息方可提取反演观测量. BRE 算法考虑了多种因素对观测量的影响, 反演精度高, 但是观测量处理复杂, 不利于实时快速反演, 因此对 FDI 算法进行改进以实现海面风速快速高精度反演具有重要意义.

2 基于观测量校正的快速反演方法

FDI 算法中的观测量 R_{SN}^0 由于受到非风速相关因素的影响, 导致观测量提取精度低, 根据接收天线增益动态波动对观测量 R_{SN}^0 的影响关系, 提出利用接收天线增益信息对观测量进行校正. 此外, 异源卫星所获得的参考风速数据与观测量数据在星载条件下难以实现观测位置与观测时间上的完全同步, 导致风速值与观测量匹配失准的问题, 从而无法建立可靠的 GMF 关系式, 本文基于统计分析原理对异源卫星的风速数据进行提取, 以建立更稳健的 GMF 关系式.

2.1 观测量校正

观测量是影响海面风速反演精度的重要因素, 观测量 R_{SN}^0 值的大小除了受到风速影响外, 还会受到 GNSS-R 几何配置信息的影响, 因此本文利用 GNSS-R 几何配置信息中的接收天线增益信息对观测量 R_{SN}^0 进行校正.

图 2 为 GNSS-R 几何示意图, 由图 2 可知, GNSS-R 接收机朝下的天线可接收来自海面镜反射点及周围区域反射的信号. 由于不同观测时刻, 反射信号来向差异导致接收天线增益不一致, 为了消除由此引起的观测差异, 文献 [23] 提出直接采取镜反射点处来向增益 G_r^{sp} 对观测量 R_{SN}^0 进行校正, 校正公式为

$$R_{\text{SN}}' = R_{\text{SN}}^0 - G_r^{sp}. \quad (7)$$

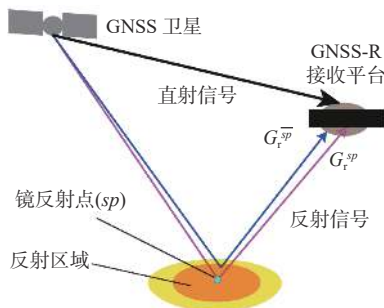


图 2 GNSS-R 几何示意图

上述直接校正法仅考虑了镜反射点处来向增益 G_r^{sp} 对观测量 R_{SN}^0 的影响, 忽视了镜反射点周围区域来向增益 G_r^{sp} 与 G_r^{sp} 不一致的问题. 为了消除镜反射点及其周围区域来向信号增益对观测量的影响, 可对各反射信

号的增益作归一化处理, 其校正表达式为

$$R_{\text{SN}}^1 = \frac{1}{N+1} \cdot \left\{ \left[\left(R_{\text{SN}}^0 \right)^{sp} - G_r^{sp} \right] + \left[\left(R_{\text{SN}}^0 \right)^{\bar{sp}_1} - G_r^{\bar{sp}_1} \right] + \cdots + \left[\left(R_{\text{SN}}^0 \right)^{\bar{sp}_N} - G_r^{\bar{sp}_N} \right] \right\}. \quad (8)$$

式中: $(R_{\text{SN}}^0)^{sp}$ 为镜反射点处来向信号信噪比值; $(R_{\text{SN}}^0)^{\bar{sp}}$ 与 $G_r^{\bar{sp}}$ 分别为镜反射点周围区域来向信号 SNR 值与天线增益, 并令其共有 N 路来自镜反射点周围区域反射的信号. 对式 (8) 进行合并求解, 可得

$$\begin{aligned} R_{\text{SN}}^1 &= \frac{\left[\left(R_{\text{SN}}^0 \right)^{sp} + \left(R_{\text{SN}}^0 \right)^{\bar{sp}_1} + \cdots + \left(R_{\text{SN}}^0 \right)^{\bar{sp}_N} \right]}{N+1} \\ &\quad - \frac{\left(G_r^{sp} + G_r^{\bar{sp}_1} + \cdots + G_r^{\bar{sp}_N} \right)}{N+1} \\ &= R_{\text{SN}}^0 - \frac{\left(G_r^{sp} + G_r^{\bar{sp}_1} + \cdots + G_r^{\bar{sp}_N} \right)}{N+1}. \end{aligned} \quad (9)$$

由于镜反射点周围区域反射信号来向的不确定性, $G_r^{\bar{sp}}$ 难以测量, 并且数量 N 也难以测定, 无法利用 $G_r^{\bar{sp}}$ 直接对观测量 R_{SN}^0 进行校正. 考虑到 GNSS-R 反射区域较小, G_r^{sp} 与 $G_r^{\bar{sp}}$ 具有相关性, 假设相关系数为 k , 则有

$$\begin{aligned} &\frac{\left(G_r^{sp} + G_r^{\bar{sp}_1} + \cdots + G_r^{\bar{sp}_N} \right)}{N+1} \\ &= \frac{\left(G_r^{sp} + k_1 \cdot G_r^{sp} + \cdots + k_N \cdot G_r^{sp} \right)}{N+1} \\ &= \frac{(1 + k_1 + \cdots + k_N) \cdot G_r^{sp}}{N+1} = \bar{k} \cdot G_r^{sp}. \end{aligned} \quad (10)$$

因此, 校正表达式可表示为

$$R_{\text{SN}}^1 = R_{\text{SN}}^0 - \bar{k} \cdot G_r^{sp}. \quad (11)$$

式中, \bar{k} 为相关系数的平均值, 因此其理论值小于 1. 由于 G_r^{sp} 与 $G_r^{\bar{sp}}$ 的相关值大小 k 难以从理论上推导, 因此本文将根据 G_r^{sp} 与 R_{SN}^0 数据的经验关系计算 \bar{k} 的估计值.

根据上述分析可知, 采用式 (11) 对观测量进行校正能够同时考虑到 G_r^{sp} 与 $G_r^{\bar{sp}}$ 对观测量的影响, 更大幅度地降低接收天线增益动态波动对观测量的影响, 提高观测量的提取精度.

2.2 基于统计分析的参考风速值提取

为了建立 GMF 关系式, 获得引起观测量变化的实际风速值, 因此需要建立可靠的风速参考基准. 星载 GNSS-R 海面风速反演应用中, 常需要引入异源卫星风速数据作为与反演观测量对应的参考风速值, 由于两卫星观测数据在采集区域与采集时间上无法完全同步, 因此参考风速值与观测量存在匹配失准的问题. 针对所述问题, 本文根据参考风速数据的统计特征, 建立参考风速值的概率密度分布模型, 并用所建

立的分布模型的均值作为风速真值的估计值, 以降低风速数据与观测量无法完全同步带来的影响。

设与观测量 R_{SN}^1 相匹配的风速真值为 W_μ , 异源卫星的测量风速为 W_1, W_2, \dots, W_n . 由于各风速测量条件保持一致, 则各测量风速变量服从同一概率分布模型, 并具有如下统计特性

$$\begin{cases} E(W_i) = W_\mu \\ D(W_i) = \sigma^2 \end{cases} \quad (12)$$

此外, 由于风速测量值为不同时刻获得, 各风速测量值之间可认为是相互独立的; 因此, 各测量风速值具有独立同分布的特性; 那么, 当 n 足够大时, 根据中心极限定理可得

$$Y_n = \frac{\sum_{i=1}^n W_i - nW_\mu}{\sqrt{n}\sigma} \sim N(0, 1). \quad (13)$$

式中, $N(0, 1)$ 为标准正态分布. 那么可推导出

$$W(n) = \frac{\sigma}{\sqrt{n}} Y_n + W_\mu \sim N\left(W_\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right). \quad (14)$$

式中: $W(n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n W_i$, 理论上 n 的值应为充分大, 实际处理中可取一个经验值, 本文中 n 取 30; 从式 (13) 可得, $W(n)$ 服从均值为 W_μ , 方差为 $\frac{\sigma^2}{n}$ 的正态分布; 那么可得 $W(n)$ 的概率密度函数为

$$f(W(n), W_\mu, \sigma/\sqrt{n}) = \phi\left(\frac{W(n) - W_\mu}{\sigma/\sqrt{n}}\right). \quad (15)$$

式中, ϕ 为标准正态分布的概率密度函数。

由上述推导可得, $W(n)$ 服从均值为 W_μ , 方差为 $\frac{\sigma^2}{n}$ 的正态分布, 因此可根据 $W(n)$ 的统计特征建立合适的均值与方差参数的正态分布模型, 那么所建立的正态分布模型的均值可作为风速真值 W_μ 的估计值. 通过利用统计模型对风速真值 W_μ 进行估计, 可以降低两卫星观测数据不同步造成的影响, 以建立更合理的风速参考基准。

2.3 GMF 关系式

GMF 关系式是实现由观测量反演海面风速的模型函数, 需根据海面风速对观测量的影响关系建立, 本文中 GMF 经验公式设为

$$\hat{W}_\mu = a_1 \cdot e^{(a_2 \cdot R_{SN}^1)} + a_3. \quad (16)$$

式中: \hat{W}_μ 为风速真值的估计值; R_{SN}^1 为经校正后的信噪比观测量. 通过利用 R_{SN}^1 值与 \hat{W}_μ 值对式 (16) 进行训练, 可获得参数 a_1 、 a_2 、 a_3 的值, 得到 GMF 表达式,

实现对风速的反演。

3 实验验证与结果分析

为了对所提出方法的有效性与风速反演结果进行验证, 本文以搭载了 GNSS-R 载荷的 TDS-1 卫星 L1B 数据作为反演数据, 从中提取反演观测量, 以微波散射计 ASCAT 卫星 L2 级风速数据作为参考风速值. 观测量与参考风速的匹配原则为两卫星探测区域的经纬度差在 0.5° 以内, 观测时间差在 1 h 以内; 此外, 为避免高纬度地区海冰对反射信号的影响, 本文剔除了反演区域纬度高于 50° 的数据。

3.1 数据验证与分析

图 3 为观测量 R_{SN}^0 在不同镜反射点处来向信号增益 G_r^{sp} 下与 ASCAT 风速的变化关系. 由图 3 可知, 观测量 R_{SN}^0 与风速具有较好的关联性, 但是该观测量对接收天线增益 G_r^{sp} 具有依赖性, 削弱了观测量 R_{SN}^0 与风速的关联度. 如图 4 所示, 当风速分别为 2 m/s、4 m/s、10 m/s 时 R_{SN}^0 平均值与 G_r^{sp} 的变化关系, 由图 4 可知, R_{SN}^0 平均值与 G_r^{sp} 具有稳定的对应关系, 二者的关系可用一次多项式经验公式表示

$$b = R_{SN}^0 - \bar{k} \cdot G_r^{sp}. \quad (17)$$

式中: \bar{k} 为相关系数值; 常数项 b 代表校正后的 R_{SN}^1 值; 为了在不同风速下对观测量 R_{SN}^0 进行统一校正, 将 \bar{k} 取为不同风速 (2 m/s、4 m/s、6 m/s、8 m/s、10 m/s、12 m/s) 条件下的平均值, 经计算 \bar{k} 的值为 0.737 5, 小于直接校正法式 (7) 中 G_r^{sp} 的系数值 1, 这是非镜反射点处来向信号增益 G_r^{sp} 与 G_r^{sp} 共同作用的结果. 通过采用所述校正方法, 得到的校正观测量 R_{SN}^1 的值不会受到天线增益的干扰, 可以避免接收天线增益波动带来的观测量提取精度下降的影响。

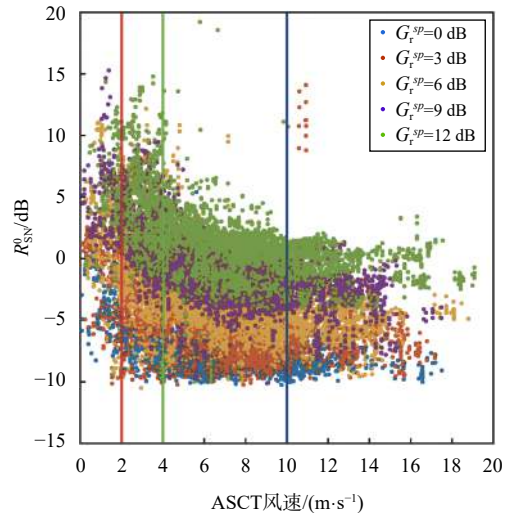
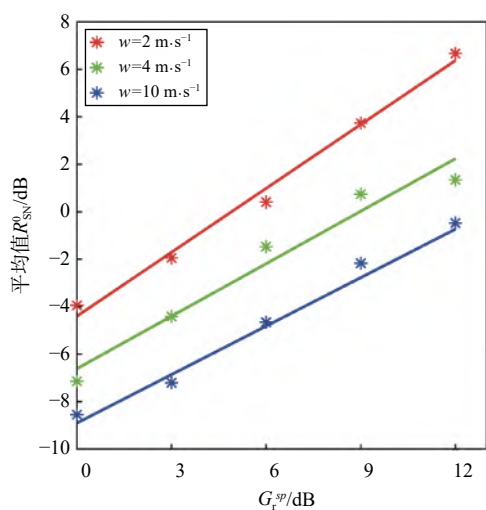
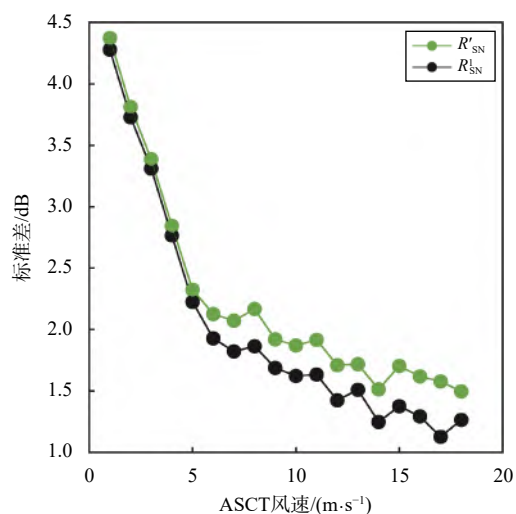
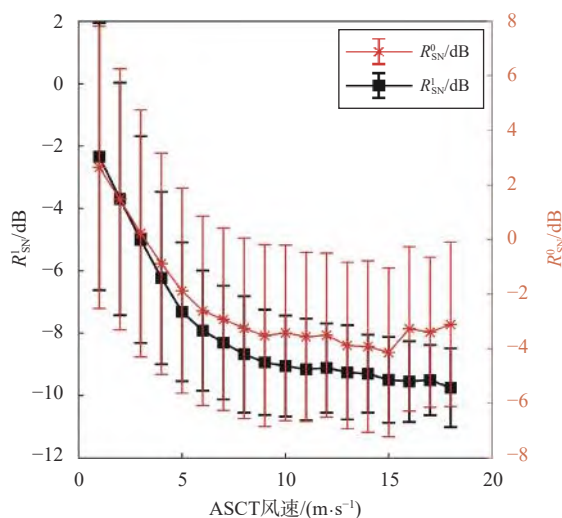


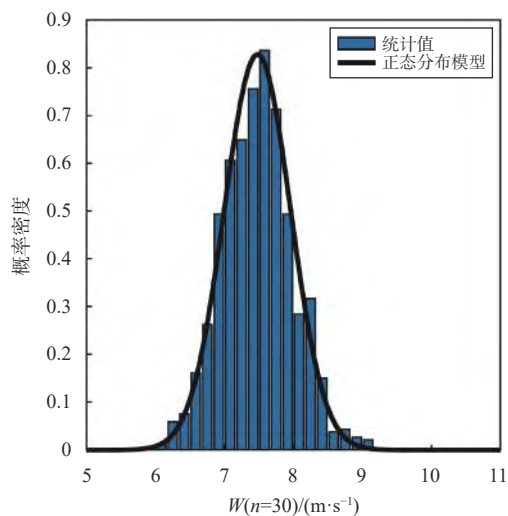
图 3 R_{SN}^0 在不同 G_r^{sp} 值下与 ASCAT 风速的变化关系

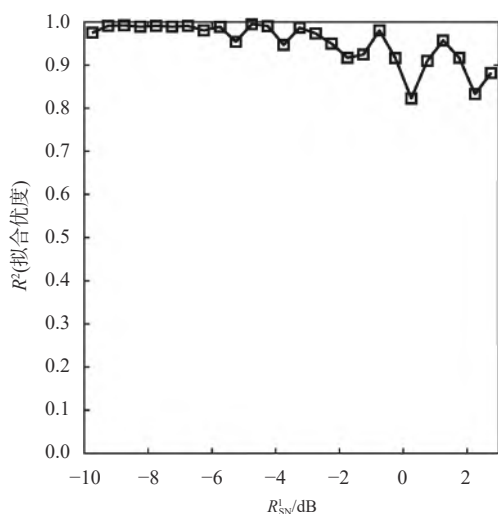
图 4 R_{SN}^0 平均值与 G_r^{sp} 的变化关系图 6 R'_{SN} 与 R_{SN}^1 的标准差

为了验证所提出的观测量校正方法的校正效果, 对 R_{SN}^0 、 R'_{SN} 与 R_{SN}^1 的统计特征进行了分析. 如图 5 所示, 观测量 R_{SN}^0 与观测量 R_{SN}^1 的均值与标准差随 ASCAT 风速的变化关系. 由图 5 可知, 在全部风速条件下观测量 R_{SN}^1 具有更小的标准差, 即观测量 R_{SN}^1 在不同风速条件下分布更加集中, 说明了利用接收天线增益进行校正后的观测量波动范围更小, 该数据验证结果表明了所提出方法的有效性. 图 6 为 R'_{SN} 与 R_{SN}^1 的标准差, 由图 6 可知, R_{SN}^1 具有比 R'_{SN} 更小的标准差, 说明了采用所提出方法进行校正比直接校正法具有更佳的效果. 此外, 图 6 中, 低风速条件下观测量标准差大, 高风速条件下标准差小, 这是由风速对观测量的影响关系决定的, 随着风速值的增大, 观测量值变化趋于平稳, 因此观测值分布更加集中, 标准差更小.

图 5 R_{SN}^0 与 R_{SN}^1 的均值与标准差 (误差条表示) 随 ASCAT 风速的变化关系

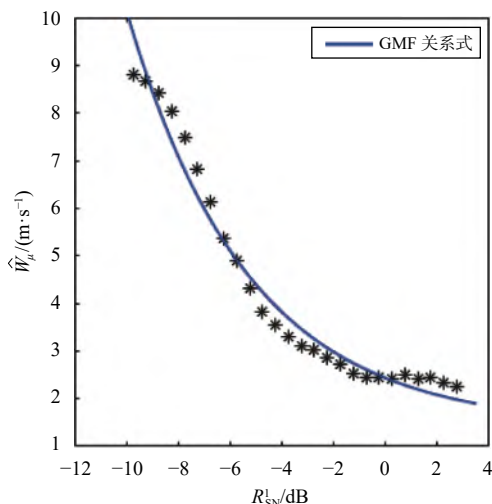
为了获得风速真值的估计值, 对与观测量 R_{SN}^1 相对应的 ASCAT 风速统计值 $W(n)$ 进行了分析, 并建立了与统计值相匹配的正态分布模型. 如图 7 所示, 当 R_{SN}^1 为 -7.75 dB 时, ASCAT 风速统计值 $W(n)$ 与根据统计值所建立的正态分布模型的概率密度值, 由图 7 可知, 正态分布模型与统计值匹配程度较高, 验证了用正态分布模型表征 ASCAT 风速统计值 $W(n)$ 的合理性. 图 8 中当 R_{SN}^1 为不同值时正态分布模型对统计值的拟合优度情况, 由图 8 可知, 拟合优度值均大于 0.8, 说明了当 R_{SN}^1 为不同值时, 正态分布模型均能有效表征 ASCAT 风速统计值的分布情况. 根据数据验证结果, 所建立的正态分布模型与实测数据吻合程度较高, 因此其均值能够作为风速真值的估计值.

图 7 风速统计值 $W(n)$ 与正态分布模型的概率密度函数

图8 不同 R_{SN}^1 下正态分布模型对统计值的拟合优度

根据上述过程,通过对观测量 R_{SN}^0 进行校正可得观测量 R_{SN}^1 ,通过对观测量 R_{SN}^1 相对应的参考风速值建立分布模型可得风速真值的估计值 \hat{W}_μ 。

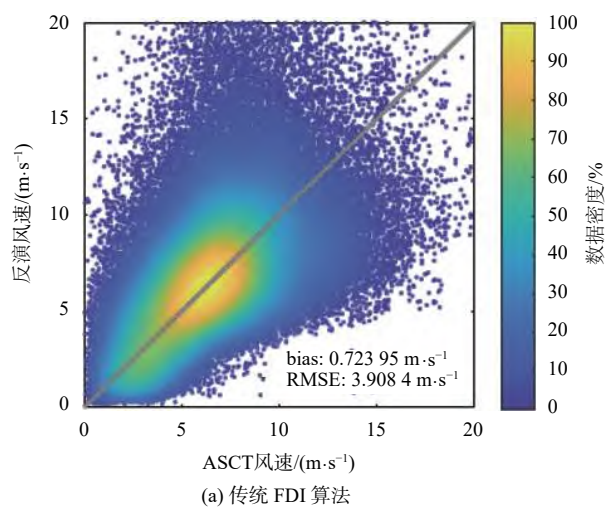
风速真值估计值 \hat{W}_μ 与 R_{SN}^1 的变化关系如图9所示,以 R_{SN}^1 作为模型的输入, \hat{W}_μ 作为模型的输出,对所述的经验公式进行训练,可得参数 $a_1 = 1.011$ 、 $a_2 = -0.216$ 、 $a_3 = 1.423$ 。由图9可知,GMF关系式与 \hat{W}_μ 随 R_{SN}^1 的变化关系匹配程度较高,因此可以利用该GMF关系式反演高精度海面风速。

图9 风速真值估计值 \hat{W}_μ 与 R_{SN}^1 的关系以及GMF关系式

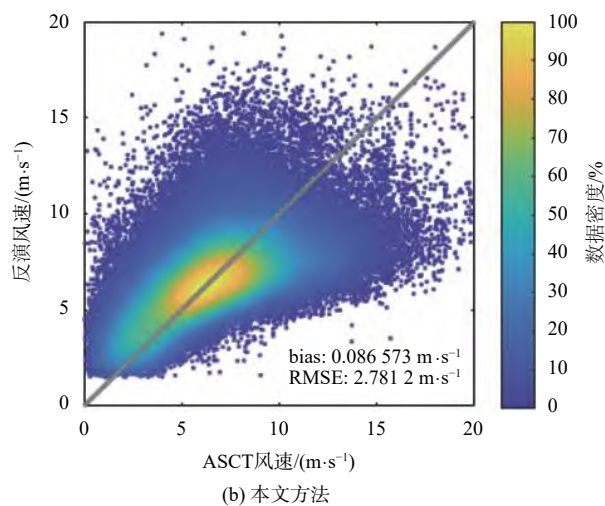
3.2 风速反演结果分析

从TDS-1星载数据中提取信噪比观测量,采用传统FDI算法反演的风速数据产品公布在MER-RBYS网站上(<http://merrbys.co.uk/>)。本文以相同的TDS-1星载数据作为测试集,采用文章提出的改进FDI算法获得的GMF关系式实现对风速的反演。两种方法风速反演结果如图10所示。图10(a)以ASCAT

卫星L2级风速数据作为真实风速参考值,传统FDI算法反演结果的RMSE约为3.91 m/s,偏差约为0.72 m/s,与参考风速的相关系数值为0.503;由图10(b)可知,本文提出的改进FDI算法反演结果的RMSE约为2.78 m/s,偏差约为0.09 m/s,与参考风速的相关系数值为0.565。相比于传统FDI算法,本文方法反演结果RMSE下降了29%,在反演偏差以及与参考风速的相关性方面也有了明显改进,说明了本文提出的海面风速反演方法能有效提高反演精度。



(a) 传统 FDI 算法



(b) 本文方法

图10 传统 FDI 算法与本文方法风速反演结果比对

4 结束语

本文针对传统FDI算法中观测量 R_{SN}^0 提取精度较低的问题,提出根据接收天线增益波动变化对观测量的影响关系对观测量进行校正,并配合海面风速提取方法,建立了海面风速与校正观测量 R_{SN}^1 的GMF关系式,实现对海面风速的反演。与传统FDI算法相比,本文方法的优势表现为:

1) 相比于观测量 R_{SN}^0 与 R_{SN}^t , 校正得到的观测量 R_{SN}^1 能够较好地消除增收天线增益动态波动带来的影响, 使得 R_{SN}^1 的值分布更加集中;

2) 所建立的正态分布模型能够有效估计与观测量 R_{SN}^1 相对应的风速真值, 建立了更加稳健的 GMF 关系式;

3) 具有比传统 FDI 算法更高的反演精度, 风速反演结果均方根误差下降了 29%, 且在反演偏差以及参考风速的相关性方面也有了明显改进。

致谢: 感谢 MERRByS 团队提供的 TDS-1 L1B 反演数据 (<http://merrbys.co.uk/>)。

参考文献

- [1] HALL C D, CORDEY R. Multistatic scatterometry [C]// International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 'Remote Sensing, 1988. DOI:10.1109/IGARSS.1988.570200
- [2] MASHBURN J, AXELRAD P, LOWE S T, et al. Global ocean altimetry with GNSS reflections from TechDemoSat-1[J]. *IEEE transactions on geoscience remote sensing*, 2018, 56(7): 4088-4097. DOI: 10.1109/TGRS.2018.2823316
- [3] MASHBURN J, AXELRAD P, ZUFFADA C, et al. Improved GNSS-R ocean surface altimetry with CYGNSS in the seas of Indonesia[J]. *IEEE transactions on geoscience remote sensing*, 2020, 58(9): 6071-6087. DOI: 10.1109/TGRS.2020.2973079
- [4] 胡媛, 陈行杨, 顾旺旺, 等. GNSS-R海面测高现状及其常用方法研究进展[J]. *全球定位系统*, 2020, 45(3): 96-103.
- [5] CLARIZIA M P, RUF C S, JALES P, et al. Spaceborne GNSS-R minimum variance wind speed estimator[J]. *IEEE transactions on geoscience remote sensing*, 2014, 52(11): 6829-6843. DOI: 10.1109/TGRS.2014.2303831
- [6] 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. DOI: 10.1002/2015GL064204
- [7] 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. DOI: 10.1109/JSTARS.2020.2968156
- [8] 刘原华, 何孟然, 牛新亮. GNSS-R海面风速反演技术研究[J]. *全球定位系统*, 2020, 45(2): 55-59.
- [9] LI W, CARDELLACH E, FABRA F, et al. First spaceborne phase altimetry over sea ice using TechDemoSat-1 GNSS-R signals[J]. *Geophysical research letters*, 2017, 44(16): 8369-8376. DOI: 10.1002/2017GL074513
- [10] YAN Q Y, HUANG W M. Sea ice thickness measurement using spaceborne GNSS-R: first results with TechDemoSat-1 data[J]. *IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*, 2020(13): 577-587. DOI: 10.1109/jstars.2020.2966880
- [11] 朱勇超. 星载GNSS-R海冰检测与海冰密集度反演方法研究[J]. *测绘学报*, 2020, 49(12): 1643.
- [12] RODRIGUEZ-ALVAREZ N, BOSCH-LLUIS X, CAMPS A, et al. Soil moisture retrieval using GNSS-R techniques: Experimental results over a bare soil field[J]. *IEEE transactions on geoscience remote sensing*, 2009, 47(11): 3616-3624. DOI: 10.1109/TGRS.2009.2030672
- [13] FRANCESC M M J, RAUL O, DANIEL P, et al. Single-pass soil moisture retrieval using GNSS-R at L1 and L5 bands: results from airborne experiment[J]. *Remote sens*, 2021, 13(4): 797. DOI: 10.3390/rs13040797
- [14] 孙波, 梁勇, 汉牟田, 等. 基于GPS多星三频数据融合的GNSS-IR土壤湿度反演方法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2020, 46(6): 1089-1096.
- [15] LOWE S T, LABRECQUE J L, ZUFFADA C, et al. First spaceborne observation of an earth-reflected GPS signal[J]. *Radio science*, 2002, 37(1): 1-28. DOI: 10.1029/2000RS002539
- [16] GLEASON S, HODGART S, SUN Y, et al. Detection and processing of bistatically reflected GPS signals from low earth orbit for the purpose of ocean remote sensing[J]. *IEEE transactions on geoscience remote sensing*, 2005, 43(6): 1229-1241. DOI: 10.1109/TGRS.2005.845643
- [17] UNWIN M, JALES P, TYE J, et al. Spaceborne GNSS-reflectometry on TechDemoSat-1: early mission operations and exploitation[J]. *IEEE journal of selected topics in applied earth observations remote sensing*, 2016, 9(10): 4525-4539. DOI: 10.1109/JSTARS.2016.2603846
- [18] JING C, NIU X L, DUAN C D, 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. DOI: 10.3390/rs11243013
- [19] LIU Y X, COLLETT I, MORTON Y J. Application of neural network to GNSS-R wind speed retrieval[J]. *IEEE transactions on geoscience remote sensing*, 2019, 57(12): 9756-9766. DOI: 10.1109/TGRS.2019.2929002
- [20] WANG F, YANG D K, ZHANG B, et al. Waveform-based spaceborne GNSS-R wind speed observation: demonstration and analysis using UK TechDemoSat-1 data[J]. *Advances in*

- space research, 2018, 61(6): 1573-1587. DOI: [10.1016/j.asr.2018.01.013](https://doi.org/10.1016/j.asr.2018.01.013)
- [21] ZAVOROTNY V U, VORONOVICH A G. Scattering of GPS signals from the ocean with wind remote sensing application[J]. *IEEE transactions on geoscience remote sensing*, 2000, 38(2): 951-964. DOI: [10.1109/36.841977](https://doi.org/10.1109/36.841977)
- [22] SOISUVARN S, JELENAK Z, SAID F, et al. The GNSS reflectometry response to the ocean surface winds and waves[J]. *IEEE journal of selected topics in applied earth observations remote sensing*, 2016, 9(10): 4678-4699. DOI: [10.1109/JSTARS.2016.2602703](https://doi.org/10.1109/JSTARS.2016.2602703)
- [23] LIN W M, PORTABELLA M, FOTI G, et al. Toward the generation of a wind geophysical model function for spaceborne GNSS-R[J]. *IEEE transactions on geoscience remote sensing*, 2018, 57(2): 655-666. DOI: [10.1109/TGRS.2018.2859191](https://doi.org/10.1109/TGRS.2018.2859191)

作者简介

谭承旦 (1996—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 星载 GNSS-R 理论与应用。

罗瑞丹 (1987—), 女, 博士, 副研究员, 主要研究方向: 导航信号体制及同步算法研究等。

李亚峰 (1985—), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向: 惯性导航系统 (INS) 及其组合导航技术、GNSS-R 理论与应用等。

袁超 (1986—), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向: 卫星导航接收机及应用技术、GNSS-R 应用技术与设备、GNSS 电离层探测技术与设备等。

A fast spaceborne GNSS-R sea surface wind speed retrieval method based on observation correction

TAN Chengdan^{1,2}, LUO Ruidan¹, LI Yafeng³, YUAN Chao¹, YANG Guang¹, TIAN Xiangwei¹

(1. *Aerospace Information Research Institute, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;*

2. *School of Electronic, Electrical and Communication Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;*

3. *School of Automation, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China)*

Abstract: The fast-delivery inversion (FDI) algorithm is a typical spaceborne Global Navigation Satellite system Reflectometry (GNSS-R) sea surface wind speed inversion method, which has the characteristics of low computational complexity and fast processing. However, the retrieval observation extraction accuracy in FDI algorithm is low, which leads to low wind speed retrieval accuracy. In view of this, an improved FDI algorithm based on observation correction is proposed to realize the fast and high-precision retrieval of sea surface wind speed. In this method, firstly, the auxiliary measurement information is used to correct the observation to reduce the influence of interference factors, then the sea surface wind speed value is extracted from the ASCAT satellite wind speed data based on the statistical analysis method, and finally the geophysical model function (GMF) relationship between the sea surface wind speed and the corrected observation is established to realize the retrieval of sea surface wind speed. Compared with the traditional FDI algorithm, the wind speed retrieval bias of this method is smaller, and the root-mean-square error (RMSE) is reduced by 29%.

Keywords: Global Navigation Satellite System (GNSS); reflected signal; sea surface wind speed; retrieval model; observation correction.