

基于神经网络的星载 GNSS-R 海面高度反演误差补偿模型

马德皓, 于先文, 王昊, 郭树森

东南大学 交通学院, 南京 211189

摘要: 在现阶段星载 GNSS 反射信号 GNSS-R (Global Navigation Satellite System-Reflectometry) 海面高度反演的误差研究中, 使用经典误差模型对反演结果修正后仍存在较大误差。针对该问题, 提出一种基于神经网络与注意力机制结合训练的误差补偿模型, 通过误差补偿模型对海面高度反演结果进行修正, 并使用 DTU 验证模型来评估修正精度。利用风云三号 E 星的星载 GNSS 反射信号中的多普勒延迟图 DDM (Delay-Doppler Mapping) 数据进行试验, 并与随机森林算法和 CNN 算法比较模型精度。结果表明: 全球定位系统 GPS (Global Positioning System) 反射信号的数据使用误差补偿模型修正后的平均绝对误差 MAE (Mean Absolute Error) 为 1.74 m, 北斗卫星定位系统 BDS (Beidou Navigation Satellite System) 反射信号的数据使用误差补偿模型修正后的 MAE 为 0.97 m, 相较经典误差模型修正精度提升了约 80%; 同时, 本文模型相较于使用随机森林算法和 CNN 算法训练的模型精度稍有提升。验证结果证明, 提出的误差补偿模型有效的修正了星载 GNSS-R 海面高度反演误差。

关键词: GNSS-R, 神经网络, 星载, FY-3E, 海面高度反演, 误差, DDM, 北斗

中图分类号: P228.3/P2

引用格式: 马德皓, 于先文, 王昊, 郭树森. 2025. 基于神经网络的星载 GNSS-R 海面高度反演误差补偿模型. 遥感学报, 29(7): 2369-2381

Ma D H, Yu X W, Wang H and Guo S S. 2025. A neural network-based model for compensation of inversion errors in satellite-borne GNSS-R sea surface heights. National Remote Sensing Bulletin, 29(7): 2369-2381 [DOI: 10.11834/jrs.20244117]

1 引言

海面高度的实时监测对海洋中的交通规划具有重要意义。在海面测高领域, 全球导航卫星反射信号 GNSS-R (Global Navigation Satellite System-Reflectometry) 技术可以利用海面对全球导航卫星 GNSS (Global Navigation Satellite System) 信号的反射信息来反演海面高度, 该技术具有覆盖范围广、信号源丰富等优势, 成为对全球海面高度进行反演的有效方法 (张云等, 2020, 2021a; Zhang等, 2023)。但在实际应用中, 星载 GNSS-R 海面高度反演存在误差较大的问题 (Clarizia等, 2016)。提高星载 GNSS-R 海面高度反演精度, 对星载 GNSS-R 技术的广泛应用具有重要意义。

当前, 提升星载 GNSS-R 海面高度反演精度的

主要研究方法分为经典算法和机器学习算法两类。在经典算法方面, 一部分研究通过建立误差模型以修正精度, 如使用 TechDemoSat-1 卫星数据 (Mashburn等, 2018), 利用对流层模型、电离层模型并结合 DTU10 全球海平面模型与 DTU 海潮模型共同构建高精度海面高度模型作为验证模型, 与星载 GNSS-R 海面高度反演结果进行对比, 最终结果的残差为 6.4 m, 并针对 GNSS-R 海面高度反演的局限性进行了讨论。而在此基础上, 相关研究利用 TechDemoSat-1 卫星数据 (张云等, 2021b), 使用时延多普勒图 DDM (Delay-Doppler Mapping) 海面高度反演方法反演海面高度, 同时建立了星载 GNSS-R 海面高度反演误差修正模型, 并使用 DTU15 全球海平面模型与 DTU 潮汐模型构建验证

收稿日期: 2024-03-29; 预印本: 2024-08-13

基金项目: 国家重点研发计划 (编号: SQ2022YFB4300022)

第一作者简介: 马德皓, 研究方向为 GNSS-R、交通测绘等。E-mail: Gabriel0224@seu.edu.cn

通信作者简介: 于先文, 研究方向为综合导航系统和多参数估计。E-mail: yuxianwen@seu.edu.cn

模型, 最终反演结果与验证模型对比的平均绝对误差 MAE (Mean Absolute Error) 为 6.05 m。而另一部分研究则着重优化 DDM 海面高度反演方法中的跟踪方法 (Li 等, 2020), 利用 CYGNSS 卫星数据, 分别使用不同的跟踪方法对海面高度进行反演, 与 DTU18 全球海平面模型进行对比验证, 最终结果中全球卫星定位系统 GPS (Global Positioning System) 反射信号和 Galileo 反射信号精度分别为 3.9 m 和 2.5 m。

经典算法具备充分的物理理论依据, 但由于接收机轨道不准确、系统误差、电离层误差、对流层误差等多种复杂误差的存在, 使用经典算法反演出的结果大多精度较低。因此在部分研究中, 引入了机器学习算法, 通过其多层结构能够有效捕捉和模拟复杂的非线性关系的特点, 对星载 GNSS-R 数据进行海面高度反演。

当前机器学习在星载 GNSS-R 海面高度反演方面的研究主要是直接将验证模型值作为目标参数, 利用接收机、发射机、DDM 信息等各项信息作为特征参数, 使用不同的机器学习模型进行训练。有研究使用主成分分析—支持向量回归机 PCA-SVR (Principal Component Analysis combined with Support Vector Regression) 和卷积神经网络 CNN (Convolutional Neural Network) 两种机器学习方法 (Zhang 等, 2022), 以验证模型的结果为目标参数, 利用 TechDemoSat-1 数据进行训练, 得到的 PCA-SVR 模型和 CNN 模型的反演结果均方根误差 RMSE (Root Mean Square Error) 分别为 1.72 m 和 1.27 m。还有采用反向传播神经网络 BP (Back Propagation) 和 CNN 模型结合 (Zhang 等, 2023) 的方法, 以验证模型的结果为目标参数, 使用 CYGNSS 数据进行训练, 得到的 BP 模型与 CNN 模型反演结果平均绝对值误差 (MAE) 分别为 5.9 m 与 0.97 m。以及分别采用随机森林 RF (Random Forest) 和 CNN 模型 (张云 等, 2023a) 的方法, 以验证模型的结果为目标参数, 使用风云三号 E 星 (FY-3E) 数据进行训练, 得到的 RF 模型与 CNN 模型反演结果平均绝对值误差 (MAE) 均约为 0.4 m。

综上, 经典算法是对海面进行长期观测的经验模型, 依赖于具备物理意义的 DDM 数据的观测, 对海面高度的反演具有较强的稳定性和可靠性, 但由于各种环境干扰和设备的系统影响, 误差相

对较大, 存在未建模误差需要修正。而在机器学习与星载 GNSS-R 的结合研究中, 均直接使用接收机、发射机、DDM 信息等各项信息作为特征参数, 以验证模型作为目标参数, 由于参数相关性较多, 模型复杂, 导致模型缺乏鲁棒性, 易在特定环境下出现较大差异。同时, 当前的研究中, DDM 信息在特征参数中的占比较低, 而发射机、接收机的位置、速度等易直接或间接反应出对应的地理位置的参数则常作为特征参数来大量使用, 并不能很好的反应出 GNSS-R 技术层面在地球物理方面反演的优势。

因此, 本文针对经典算法中星载 GNSS-R 海面高度反演误差较大的问题, 提出一种基于神经网络的误差补偿模型, 以提升星载 GNSS-R 海面高度反演精度。首先, 使用 DDM 海面高度反演方法反演海面高度, 并通过验证模型计算反演结果的误差值; 然后, 使用卷积神经网络与注意力机制相结合的方法对 DDM 信息进行针对性训练, 建立误差补偿模型; 最后, 使用误差补偿模型来修正星载 GNSS-R 海面高度反演结果, 并将修正后结果与经典模型、随机森林和纯 CNN 算法进行对比验证, 以验证所提方法的有效性与优越性, 实现星载 GNSS-R 海面高度的高精度反演, 以期待为全球海平面变化监测及海洋环境研究提供更可靠的数据支撑。

2 星载 GNSS-R 海面高度反演

2.1 星载 GNSS-R 海面高度反演几何原理

星载 GNSS-R 海面高度反演的基本几何原理如图 1 所示, 参考椭球为 WGS84 椭球体。

GNSS 卫星与接收机卫星之间的直射信号时延为 Dir, 经过海面反射被接收机接收的反射信号时延为 Ref1, 经过椭球面反射的理论反射时延为 Ref2 (Garrison 和 Katzberg, 2000), 因此, 椭球面与海面的反射信号相对于直射信号的时延差值 Delay 为

$$\text{Delay} = (\text{Ref2} - \text{Dir}) - (\text{Ref1} - \text{Dir}) = \text{Ref2} - \text{Ref1} \quad (1)$$

式中, Delay 的值可在后续星载 GNSS-R 数据处理中计算得出。通过光学几何原理, 可以通过仰角与时延差值 Delay 计算海面高度 SSH (Sea Surface Height) (杨东凯和张其善, 2012), 即:

$$\text{SSH} = \frac{\text{Delay} \cdot c}{2\sin A} \quad (2)$$

式中, A 为反射仰角, c 为光速。由于在 GNSS 发射

机与接收机均为星载, 与地球表面距离较远, 因此可忽略海面与椭球面的反射仰角差异。

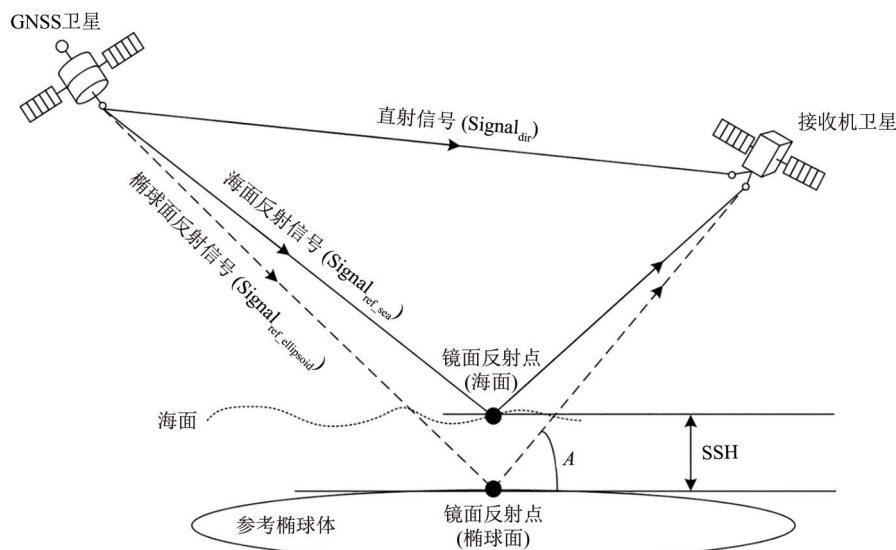


图1 星载GNSS-R海面高度反演几何原理

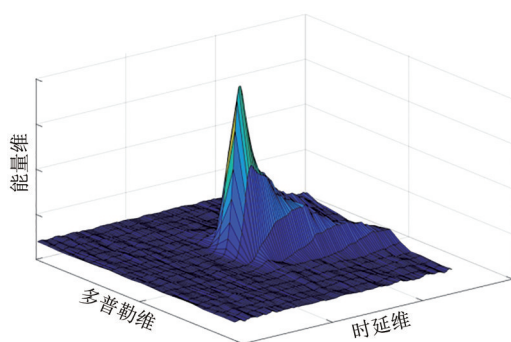
Fig. 1 Geometric principle of satellite-based GNSS-R sea surface height inversion

2.2 DDM海面高度反演技术

星载GNSS-R数据中的L1数据一般以DDM数据形式提供。图2(a)为经典的DDM数据示例图。

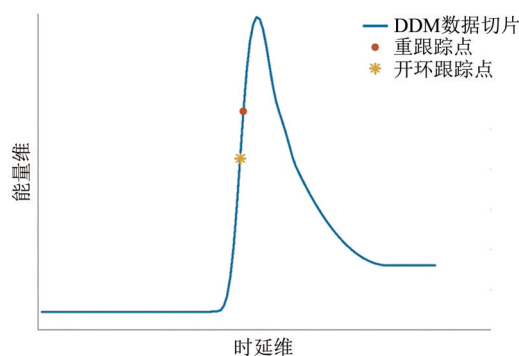
DDM海面高度反演中, 需要提取多普勒维度

为0的数据切片 (Hajj 和 Zuffada, 2003), 切片的延迟维中心点, 即开环跟踪点 OLTP (Open Loop Tracking Point), 对应椭球面的镜面反射点; 而计算海面上的镜面反射点时延, 则需要使用重跟踪方法确定重跟踪点 RP (Re-tracking Point) 位置。



(a) 多普勒延迟图数据示意图

(a) Schematic diagram of Delay-Doppler Mapping



(b) DDM切片示意图

(b) Schematic diagram of DDM slices

图2 经典DDM数据示例

Fig. 2 Example of classic DDM data

当前计算重跟踪点位置的方法主要有 HALF 法 (波形前沿 70%—75% 处提取点)、DER 法 (波形前沿最大导数点) 和 FIT 法 (波形与其他模型拟合) 3 种方法 (Clarizia 等, 2016; Li 等, 2018, 2020), 为实现算法的高效性与高适应性, 本文采

用 DER 法计算重跟踪点。

如图 2 (b) 所示, 在 DDM 波形切片上分别确定开环跟踪点时延 ($\text{Delay}_{\text{OLTP}}$) 与重跟踪点时延 (Delay_{RP}), 即可与式 (1) 对应求取 Delay, 即:

$$\text{Delay} = \text{Delay}_{\text{OLTP}} - \text{Delay}_{\text{RP}} \quad (3)$$

结合式 (2), 即可得到海面高度反演的初步结果 SSH。

2.3 DTU 验证模型

为验证海面高度反演结果的精度, 需要使用实时海面高度数据进行对比, 现有的海面测高技术已具备监测全球海域海面高度的能力, 但这些海面高度数据与星载 GNSS-R 系统测得的数据在空间分布和采样时间上存在不匹配等问题。因此, 现阶段星载 GNSS-R 海面高度反演的对比数据主要使用由丹麦技术大学开发的 DTU 全球海平面高度模型 DTUMSSH (DTU Global Mean Sea Surface Height) 和 DTU 全球海洋潮汐模型。目前 DTU 全球海平面高度模型的最新版本为 DTU21。

本文通过使用 DTU21 模型与 DTU 全球海洋潮汐模型共同建立 DTU 验证模型, 以验证海面高度的反演精度 (张云等, 2021b)。DTU21 模型的空间分辨率为 $1/60^\circ$, 精度约为 5—10 cm (Andersen等, 2023b), 由于 DTU21 模型提供的数据为网格数据, 为保证实验的严谨性, 需要与卫星数据的镜面反射点位置进行插值对准, 本文使用拉格朗日插值法来实现。DTU 全球潮汐模型的空间分辨率 $1/16^\circ$, 精度约为 5 cm, 该模型配备插值算法, 仅需输入时间与经纬度即可输出对应的潮汐数据 (Andersen等, 2023a; Zhang等, 2015)。DTU 验证模型计算的海面高度结果 SSH_{DTU} 为

$$SSH_{DTU} = MSSH_{DTU21} + Tide_{DTU} \quad (4)$$

式中, $MSSH_{DTU21}$ 为进行对应插值后的 DTU21 模型计算的海面高度结果, $Tide_{DTU}$ 为 DTU 海潮模型计算的海潮高度结果。因此, 验证海面高度反演精度, 需要将海面高度反演值与验证模型进行比较, 即:

$$\Delta H = SSH_{DTU} - SSH \quad (5)$$

式中, ΔH 为验证模型与海面高度反演结果的差值, m。

3 星载 GNSS-R 海面高度反演误差

3.1 误差分析

星载 GNSS-R 海面高度反演过程中存在较多的噪声和误差。这些噪声和误差的量级从厘米级到米级不等, 会使海面高度反演的结果出现较大的偏差, 并影响整体精度。

噪声方面, GNSS-R 海面高度反演存在的噪声在频域内具有均匀的功率密度分布。在实验中, 需要对数据进行降噪处理, 本文使用高斯滤波法对噪声进行去除。

误差方面, GNSS-R 海面高度反演中常见的误差有对流层误差、电离层误差、天线基线姿态误差、GNSS 卫星轨道误差和反射信号延迟误差等, 表 1 为各项误差在海面高度反演中所对应的数量级。

表 1 各项误差及对应量级

Table 1 Errors and corresponding magnitudes of each item

误差项	高度维误差绝对值/m
对流层误差	<10
电离层误差	<20
天线基线姿态误差	<1
GNSS 卫星轨道误差	<3
反射信号延迟误差	<10
未建模误差	<10

3.2 经典误差模型

本文依据相关研究构建适应多种星载 GNSS-R 数据的经典误差模型 (张云等, 2021b), 以与提出的基于神经网络的误差补偿模型做对比。

(1) 电离层误差。由于接收机卫星一般仅依靠单频测量, 并未去除电离层的影响, 因此海面高度反演中, 需要对电离层误差进行修正。由于星载 GNSS-R 的信号传播的 3 条路径均受到电离层影响, 本文使用国际参考电离层 IRI 模型 (Kumar, 2016) 的 IRI2020 版本以计算 3 条路径上的电子含量, 并映射为路径时延, 修正电离层所造成的影响 (Mashburn等, 2018), 即:

$$Error_{ion} = ion_1 + ion_2 - ion_3 \quad (6)$$

式中, $Error_{ion}$ 为电离层误差时延, $ion_{1,2,3}$ 分别为发射机与接收机路径、发射机与镜面反射点路径、接收机与镜面反射点路径等 3 条路径上的电离层误差时延。

(2) 对流层误差。对流层对 GNSS-R 海面高度反演同样具有较大影响, 本文使用 ECMWF 提供的第五代全球再分析资料数据集 ERA5 计算对流层延迟, 以修正对流层对高度反演的影响。ERA5 提供了气压、温度等气象数据, 时间分辨率为一小时, 可以较为准确的计算对流层的干折射率与湿

折射率, 进而计算出天顶静力学延迟 ZHD (Zenith Hydrostatic Delay) 与天顶湿延迟 ZWD (Zenith Wet Delay), 合并为天顶总延迟 ZTD (Zenith Total Delay) (Chen 等, 2011; Chen 和 Liu, 2016; 徐天河 等, 2022), 即:

$$ZTD = ZHD + ZWD \quad (7)$$

式中, ZTD 为天顶对流层总延迟, ZHD 为天顶静力学延迟, ZWD 为天顶湿延迟。最后, 利用对流层映射函数, 将天顶方向投影至斜径方向 (Zhang, 2017), 即可计算出对流层误差, 即:

$$\text{Error}_{\text{tro}} = \frac{ZTD}{\sqrt{1 - \left(\frac{\cos A}{1 + 0.001} \right)^2}} \quad (8)$$

式中, $\text{Error}_{\text{tro}}$ 为对流层误差时延。

(3) 卫星运行相关误差。图 1 的反射几何为星载 GNSS-R 信号传播的静态示例。在实际情况中, 由于 GNSS 发射机与接收机在信号传播过程的同时也会产生位移 (Hu 等, 2019), 这种情况的存在会造成反射路径时延与理论产生偏差 ($\text{Error}_{\text{path}}$), 因此需要使用相关模型进行修正 (张云 等, 2021b)。

同时, 依据 IGS (International GNSS Service) 与中国卫星导航系统管理办公室测试评估研究中心 (CSNO-TARE) 提供的 GNSS 准确轨道数据, 对 GNSS-R 数据中的 GNSS 轨道数据偏差 ($\text{Error}_{\text{orb}}$) 进行修正; 并通过接收机卫星的姿态数据, 校正天线基线姿态误差 ($\text{Error}_{\text{ant}}$) (Fabra, 2013)。

综上, 经典误差模型的整体修正值为

$$\text{Delay}_{\text{Error}} = \text{Error}_{\text{ion}} + \text{Error}_{\text{tro}} + \text{Error}_{\text{path}} + \text{Error}_{\text{orb}} + \text{Error}_{\text{ant}} \quad (9)$$

$$\text{SSH}_{\text{Error}} = \frac{\text{Delay}_{\text{Error}} \cdot c}{2 \sin A} \quad (10)$$

式中, $\text{Delay}_{\text{Error}}$ 为经典误差模型在时延维的修正值, $\text{SSH}_{\text{Error}}$ 为经典误差模型在海面高度维度的修正值。因此, 可通过该经典误差模型对海面高度反演值进行修正, 即:

$$\text{SSH}_{\text{classic}} = \text{SSH} - \text{SSH}_{\text{Error}} \quad (11)$$

式中, $\text{SSH}_{\text{classic}}$ 为使用经典误差模型修正后的海面反演值。将经典误差模型修正后的反演值与 DTU 验证模型对比, 即:

$$\Delta H_{\text{classic}} = \text{SSH}_{\text{DTU}} - \text{SSH}_{\text{classic}} \quad (12)$$

式中, $\Delta H_{\text{classic}}$ 为使用经典误差模型修正后的海面反演值与 DTU 验证模型 SSH_{DTU} 的差值。

在实际研究中, 使用经典误差模型修正后, 海面高度反演的结果仍会存在较大误差, 这些误差尚未进行模型构建, 大小一般约为 5—10 m。该出现的原因主要由于卫星系统带宽较窄, 限制了信号的分辨率 (Cardellach 等, 2020); 并且, 接收机数据中也存在轨道不精确、硬件时间出现误差等情况 (张云 等, 2021b); 同时, 电离层模型、对流层模型等也存在一定的误差, 导致结果不精确; 最后, 重跟踪算法的局限性也会导致反演的不精确 (Clarizia 等, 2016; Li 等, 2018; Wang 等, 2021)。因此, 经典误差模型的发展受到较大限制, 亟需新的方法来提升 DDM 海面高度反演技术的精度。

4 基于神经网络的误差补偿模型构建

4.1 模型结构设计

考虑到经典误差模型往往难以修正复杂的反演误差, 且误差与 GNSS-R 数据特征具有较强相关性, 需要引入一种有效的模型, 充分挖掘海面高度反演过程中的潜在信息, 减小反演误差。而神经网络作为一种强大的非线性建模工具, 能够通过利用大量数据的特征和规律, 从而实现对复杂问题的高效处理。

因此, 本文设计了一种卷积神经网络 CNN (Convolutional Neural Networks) 模型与注意力机制 AM (Attention Mechanism) 相结合的 CNN-AM 方式, 对误差 ΔH 进行精确训练, 以取代经典误差模型。

与相关研究中的传统机器学习算法 (如支持向量回归机、随机森林等) 相比, CNN 作为一种经典的神经网络, 其特有的卷积层更擅长从大规模数据中学习数据内在的层次结构和模式, 自动提取重要的特征, 进而提高模型的表现, 特别适用于具有空间或时间关联性的数据 (Du 等, 2016); 同时, 为了进一步增强模型对关键信息的识别和处理能力, 本文引入了注意力机制。注意力机制模仿人类的注意力分配过程, 能够使模型在处理大量数据时自动聚焦于最关键的信息片段。这种针对性的处理方式使得模型能够更有效地识别和利用数据中的关键信息, 减少了无关信息的干扰, 从而提高了整体的学习效率和准确性 (Bu 等, 2023)。通过对关键数据部分的优先处理, 模

型能够更快地收敛于最优解,同时提升了对复杂数据特征的感知能力,为误差修正提供了更可靠和高效的解决方案。而CNN-AM的如算力要求大、训练时间久等劣势,则在当前算力迅速提升的环境下得到弥补。

误差补偿模型的结构如图3所示。主要分为数

据预处理阶段、训练阶段和测试阶段。数据预处理阶段进行SSH的初步计算;训练阶段则使用训练集数据构建特征参数与目标参数,输入CNN-AM模型中进行训练,生成误差补偿模型;测试阶段则使用大量测试集数据针对误差补偿模型进行测试验证,检验其优化效果。

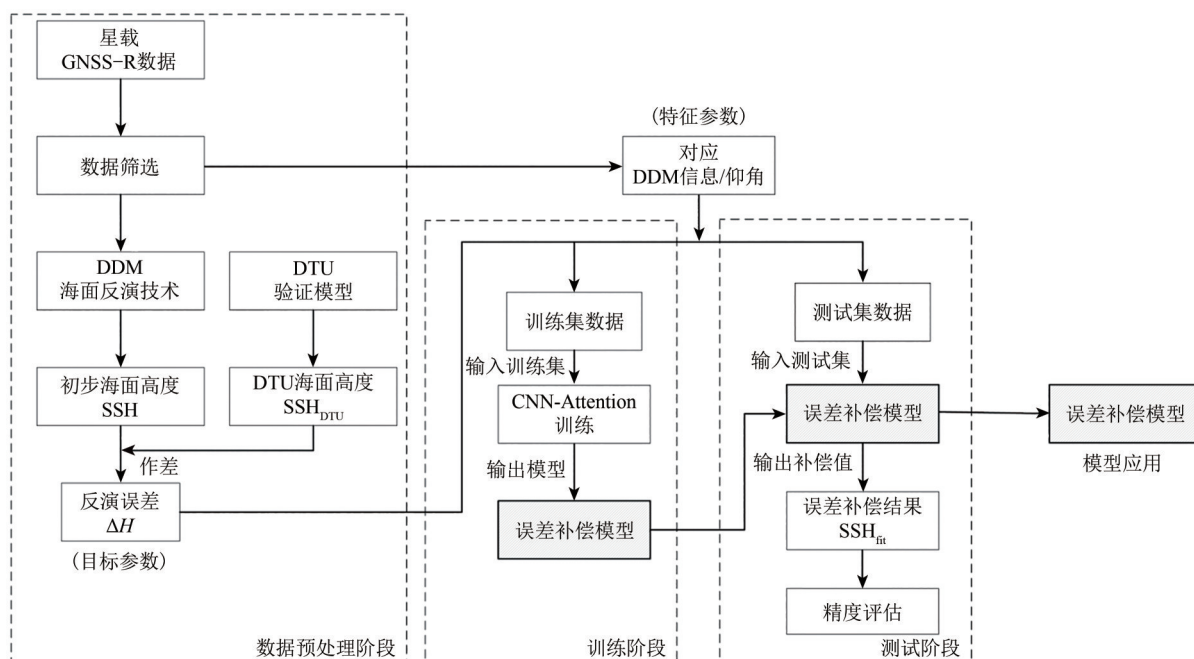


图3 基于神经网络的GNSS-R海面高度反演误差补偿模型结构图

Fig. 3 Structure diagram of the GNSS-R sea surface height inversion error compensation model based on neural network

4.2 数据预处理

为了确保分析结果的准确性和可靠性,在数据处理的初始阶段对接收机卫星数据进行了严格的筛选。筛选过程中需要排除可能影响结果分析的低质量数据,确保数据的高质量和可信度。具体的筛选标准为

(1) 仅保留镜面反射点位于海面上的数据,同时为减少陆地信号污染等因素影响,去除距离陆地25 km以内的数据;

(2) 为消除海冰影响,仅保留纬度 $\pm 70^\circ$ 以内的数据;

(3) 由于高仰角数据受影响少且信号强度较高,仅保留仰角大于 45° 的数据;

(4) 为保证数据质量,仅保留信噪比较高(大于5 db)的数据(Zhang等,2023);

(5) 去除DDM数据中波形异常数据,如双峰数据和DDM峰值点位置位于镜面反射区以外的数

据等;

(6) 依据接收机卫星数据中提供的数据质量控制标签进行进一步筛选。

对筛选后的数据使用2.2节的DDM海面高度反演方法对海面高度进行初步反演,即提取DDM数据中多普勒为0切片数据,插值计算开环跟踪点与重跟踪点位置与对应的时延,并使用式(2)与式(3)结合去噪算法,得到初步海面高度反演结果SSH。然后,使用DTU验证模型计算得到DTU海面高度 SSH_{DTU} ,并使用式(5)计算误差值 ΔH 。最后将误差值与其对应的DDM信息、仰角信息分为测试集数据与测试集数据两部分,供后续训练与测试使用。

4.3 模型训练

本文使用的CNN-AM模型训练结构如图4所示。损失函数选取回归任务中常用的均方误差MSE (Mean Square Error),选取Adam优化器自适

应调整学习率。经大量实验，模型一般在 80 个迭代轮次 (epoch) 左右收敛，因此设置训练 100 个 epoch，设置批次大小 (Batch_size) 为 512。每个特征图均生成对应的注意力权重，将其与卷积层

输出的特征矩阵相乘后直接相加，最终输出加权特征图。训练的目标参数选定为每段数据对应的误差值 ΔH ，为训练模型的评估和测试提供了一个明确的标准。

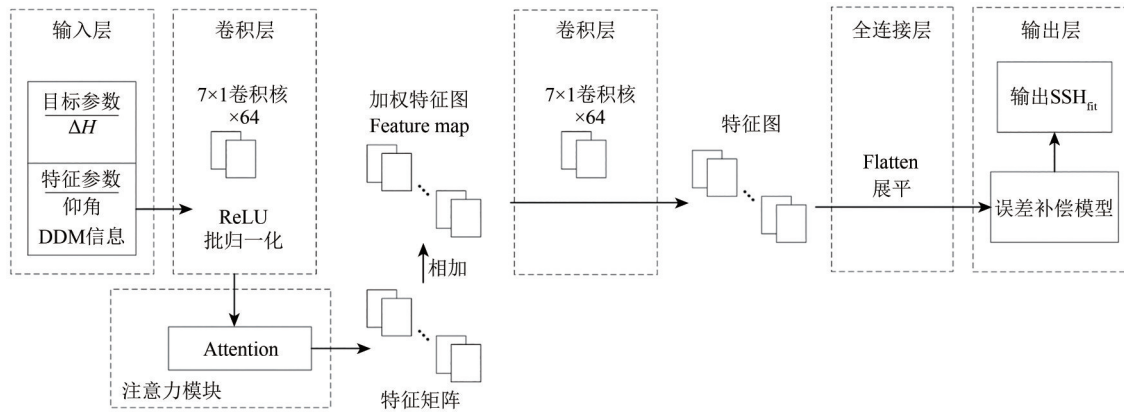


图 4 CNN-AM 训练结构图

Fig. 4 Diagram of CNN-AM training structure

在特征参数的选择上，由于 DDM 数据中包含了大量关键信息，能够综合反映信号源的速度、距离以及信号传播过程中的各种物理效应等；并且，星载 GNSS-R 海面高度反演的主要工具为 DDM 数据，需要尽可能的将 DDM 数据作为训练依据，才可发挥星载 GNSS-R 的优势。因此，本文针对 DDM 中多普勒为零的数据切片进行特征参数提取，并在提取中，为防止数据量过大，仅使用具有强代表性的信息，即噪底能量值、峰值能量值、峰值位置、DDM 切片总能量均值、重跟踪点位置、开环跟踪点位置、仰角等参数。

在上述参数中，噪底能量值量化了信号中的背景噪声或非目标信号成分的能量水平，有利于对信号的识别和处理；峰值能量值表示信号中最强能量值，通常对应于信号中最重要或最显著的部分，是评估信号强度和质量的重要指标；峰值位置有助于识别信号的时延特性；DDM 切片总能量均值表示信号在一定时间或频率范围内所有成分能量的平均水平，有助于了解信号的整体能量分布；重跟踪点位置和开环跟踪点位置分别对应了观测的镜面反射点时延与理论镜面反射点时延位置，有助于辅助算法训练。同时，由于涉及时延与高度的转换，并且仰角与信号强度高度相关，仰角也一并作为特征参数。

在相关研究中，GNSS 发射机与接收机的相关

信息也一并被列为特征参数 (Zhang 等, 2023; 张云 等, 2023a)。尽管发射机与接收机的信息与大量误差具备相关性，但由于卫星的位置和速度信息可以直接或间接反应出对应的地理位置，很容易使模型捕捉到地理位置和海面高度之间的联系，为防止此情况的出现，并使模型的训练注意力集中在 DDM 数据上，故在本研究中，发射机与接收机信息不作为参数加入到训练中。

综上所述，共 7 个参数被选定。使用 4.2 节中的训练集数据训练，最终生成基于神经网络的误差补偿模型。

4.4 模型测试

在生成误差补偿模型后，为测试其有效性与在大量数据中的实用性，使用 4.2 节中的测试集数据对其进行测试。输入内容为 4.3 节的 7 个特征参数，计算误差补偿结果 SSH_{fit} ，并针对误差补偿模型的结果修正海面高度反演结果，得到最终结果，即：

$$SSH_{hp} = SSH - SSH_{fit} \quad (13)$$

式中， SSH_{hp} 为使用误差补偿模型修正后的海面高度结果。将最终结果 SSH_{hp} 与 DTU 验证模型 SSH_{DTU} 对比以验证修正效果，即：

$$\Delta H_{hp} = SSH_{DTU} - SSH_{hp} \quad (14)$$

式中， ΔH_{hp} 为使用误差补偿模型修正后的海面反演值与 DTU 验证模型 SSH_{DTU} 的差值。

5 结果与分析

5.1 试验数据

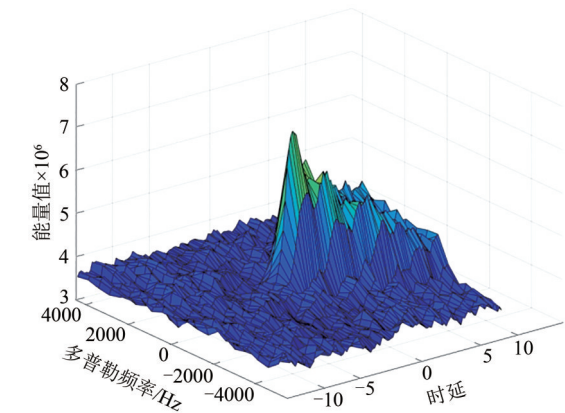
本文使用风云三号E星采集的GNSS-R数据中的L1级数据进行实验,验证提出的高精度误差模型可行性,数据来源于风云卫星遥感数据服务网的数据下载页面([http://satellite.nsmc.org.cn/portalsite/Data/DataView.aspx?SatelliteType=0&SatelliteCode=FY3E\[2024-03-29\]](http://satellite.nsmc.org.cn/portalsite/Data/DataView.aspx?SatelliteType=0&SatelliteCode=FY3E[2024-03-29])),选定无线电掩星探测仪GNOS(GNSS Occultation Sounder)即可下载。该网站提供FY-3E卫星从2022年7月6日至今的GNSS-R数据。

风云三号E星(FY-3E卫星)提供的GNSS-R数据中,包括DDM数据、GNSS发射机参数、接收机参数和镜面反射点参数的相关信息。本文采用发射机为北斗卫星定位系统BDS(Beidou Navigation Satellite System)与GPS的两种GNSS-R数据进行分析。

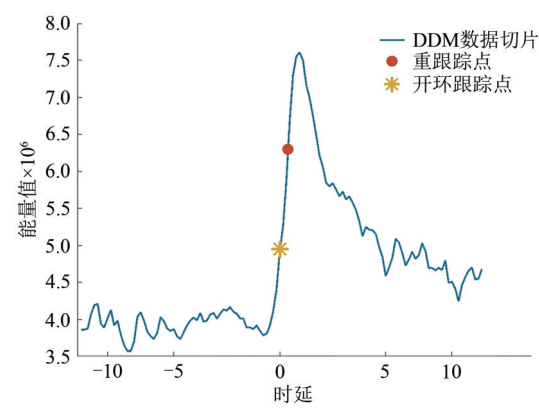
其中的DDM数据如图5(a)所示,分为多普勒维、时延维与能量维。多普勒维的范围为

-5000 Hz到4500 Hz,均分为20个刻度;能量维表示能量值的参考,无实际单位;时延维的范围为-12.25码片到12.125码片,分为122个刻度,其中中心部分-2.875码片到2.875码片间的刻度分辨率为1/8码片,其他部分的刻度分辨率为1/4码片。相对于其他诸如TDS-1、CYGNSS等接收机卫星,FY-3E的数据分辨率在中间部分采用了更高的采样率,有助于提升反演精度(Yang等,2022)。使用2.2节方法提取的多普勒为零的切片如图5(b)所示,并计算相应的重跟踪点与开环跟踪点以支持后续计算。

考虑到模型收敛的情况下,采用少数数据训练,多数数据测试的策略能够进一步验证模型的泛化性能。这种策略有助于评估模型在未知数据上的表现,确保其在实际环境中的可靠性和有效性。故本文实验选择2022年8月20日—8月26日数据作为训练集进行机器学习训练,使用2022年8月27日—2022年9月21日的数据作为测试集,进行误差补偿模型测试。对总量约200万数据筛选后,保留了约60%,如表2所示。



(a) 风云三号E星DDM示意图(时延维以码片计)
(a) Schematic diagram of DDM of FY-3E (Delay dimension measured in chips)



(b) 风云三号E星DDM切片示意图(时延维以码片计)
(b) Schematic diagram of DDM slice of FY-3E (Delay dimension measured in chips)

图5 风云数据示意图
Fig. 5 Example of FY-3E data

表2 可用数据信息			
Table 2 Available data information			
GNSS卫星	数据日期	数据用途	可用数据量
GPS	08-20—08-26	训练	117421
BDS	08-20—08-26	训练	119913
GPS	08-27—09-21	测试	517910
BDS	08-27—09-21	测试	520117

为验证模型计算的结果精度,本文使用MAE与RMSE共两种精度评估方法,即:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |\Delta_i|}{n} \tag{15}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\Delta_i)^2}{n}} \tag{16}$$

式中， Δ 为 DTU 验证模型与不同反演修正值的差值，即 $\Delta H_{\text{classic}}$ 和 ΔH_{hp} ， n 为样本数量，且 $i = 1, 2, \dots, n$ 。

5.2 区域数据验证

为验证模型的有效性，提取一段小区域数据示例，如图 6 所示，其中散点为未去噪的海面高度初步反演结果，实线为验证模型的高度 SSH_{DTU} 。

由图可知，海面高度反演的初步结果与验证模型趋势较为一致，但存在较大噪声和误差。

首先，对该段数据使用高斯滤波方法进行去噪处理，在高斯核的选择中，本文通过大量实验，确定将标准差设置为 10，核长度设置为 3 倍标准差，同时，使用镜像填充的方法以避免滤波结果在首尾处的边缘数据失真，减少边缘效应。然后，使用误差补偿模型对示例数据进行修正，并与使用经典误差模型修正的数据结果进行对比。图 7 (a) 为经典误差模型修正前后的结果与验证模型 SSH_{DTU}

的对比，虚线为去噪后的反演值 SSH ，点状线为经典误差模型修正后的结果 $\text{SSH}_{\text{classic}}$ ；图 7 (b) 为误差补偿模型修正前后的结果与验证模型 SSH_{DTU} 的对比，虚线为去噪后的反演值 SSH ，点状线为误差补偿模型修正后的结果 SSH_{hp} 。

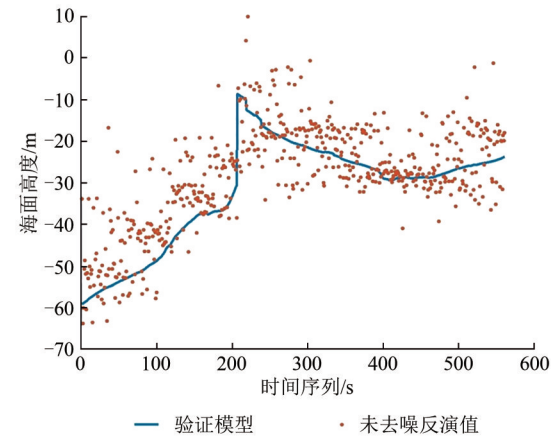


图 6 初步反演结果与 DTU 结果

Fig. 6 Preliminary inversion results and DTU results

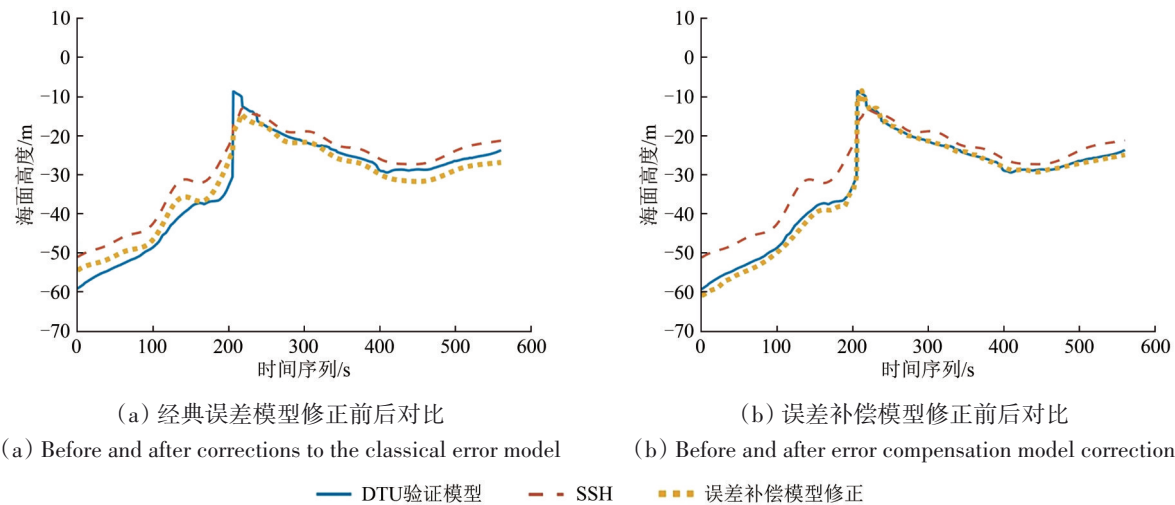


图 7 示例数据处理结果对比

Fig. 7 Comparison of example data processing results

在示例中，各项修正前后与 DTU 验证模型对比的结果，即初始反演值精度 ΔH ，降噪后反演值精度 $\Delta \tilde{H}$ ，经典误差模型修正后精度 $\Delta H_{\text{classic}}$ 和误差补偿模型修正后精度 ΔH_{hp} 的 MAE 与 RMSE 如表 3

所示。结果表明，通过上述方法，高精度误差模型有效修正了示例数据海面高度反演中的各项误差，达到了约 1 m 精度。

表 3 示例数据修正前后对比

Table 3 Comparison of results before and after correction for each of the example data

指标	初始反演值精度 ΔH	降噪后反演值精度 $\Delta \tilde{H}$	经典误差修正精度 $\Delta H_{\text{classic}}$	误差补偿修正精度 ΔH_{hp}
RMSE	8.58	4.83	2.83	1.12
MAE	6.47	4.03	2.39	0.86

5.3 全球海面高度反演验证

本文使用2022年8月27日—2022年9月21日的GPS-R与BDS-R数据各约50万条有效数据，进行全球海面高度反演，以充分验证误差补偿模型

的实际效果。使用数据分别计算去噪前后海面高度反演精度， $\Delta H_{\text{classic}}$ 和 ΔH_{hp} 的MAE与RMSE，结果如表4所示。

表4 全球数据各项修正前后结果对比
Table 4 Comparison of results before and after correction of global data

						/m
数据类型	指标	初始反演值精度 ΔH	降噪后反演值精度 $\Delta \tilde{H}$	经典误差修正精度 $\Delta H_{\text{classic}}$	误差补偿修正精度 ΔH_{hp}	
GPS-R	RMSE	18.03	11.93	10.27	2.25	
	MAE	13.63	9.67	7.93	1.74	
BDS-R	RMSE	12.65	9.75	9.30	2.16	
	MAE	9.53	6.35	6.18	0.97	

由反演结果可知，BDS-R数据的海面高度反演结果整体略优于GPS-R的海面高度反演结果，造成这种结果的因素可能是源于BDS码片分辨率相对于GPS较高，具备更好的反演精度（张云等，2023a）。同时，误差补偿模型有效的修正了反演中存在的误差，使星载GNSS-R海面高度反演的DDM算法在神经网络的辅助下达到了2 m以下的精度，大幅优于经典误差模型。图8与图9分别为GPS-R、BDS-R与验证模型差值绝对值在全球的投影结果。由图8与图9可见，GPS-R与BDS-R反演结果在全球范围内均达到了理想精度，证明了本文模型能够有效提升GNSS-R海面高度的反演精度。

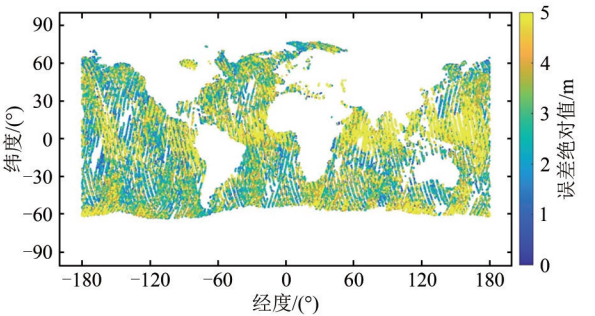


图8 GPS-R反演海面高度误差绝对值
Fig. 8 Absolute value of GPS-R inversion sea surface height error

分别将GPS-R与BDS-R数据的误差进行统计，如图10所示。可见：在使用误差补偿模型前，GPS-R数据有30.63%的数据误差绝对值低于5 m，BDS-R数据有56.83%的数据误差绝对值低于5 m；而使用误差补偿模型后，GPS-R数据有96.75%的数据误差绝对值低于5 m，BDS-R数据有99.72%的数据误差绝对值低于5 m。

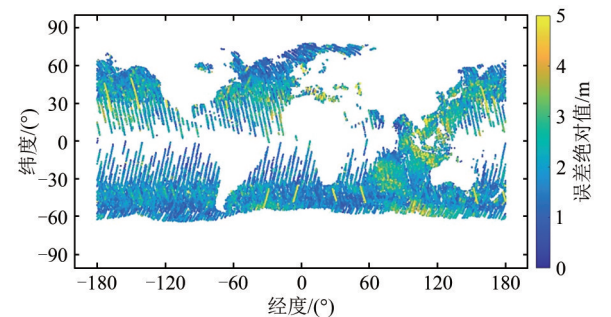


图9 BDS-R反演海面高度误差绝对值
Fig. 9 Absolute value of BDS-R inversion sea surface height error

误差的多源性和复杂性是当前误差修正面临的主要挑战，特别是受数据信息可用性的限制、接收机系统带宽的约束以及卫星运行速度等影响，对进一步提升海面高度反演精度造成较大困难；同时，本研究所采用的DER算法虽然基于对海面长期观测的丰富经验和深入的物理信息分析构建，但其普遍适用性受限，该算法并未能充分适配全球各个海域的独特环境和变化条件，导致在不同区域的应用效果存在差异；此外，尽管采取了多种误差修正策略，但在实际计算过程中仍具备一定的局限性，这些因素可能导致误差的累积，最终反映在海面高度反演的结果上，影响其准确性和可靠性。因此，为了提高GNSS-R海面高度反演的精度，不仅需要对现有算法和模型进行深入优化和调整，还需要探索更为先进的数据处理方法和误差修正技术，以有效克服这些挑战，进而提升整体反演结果的精度和鲁棒性。

在应用机器学习于GNSS-R海面高度反演误差修正的过程中，本研究采用的训练集数据相对测

试集数据量较少，且使用的模型没有经过针对此特定任务的特殊优化，同时在这一领域也缺少深

入和长期的训练经验来形成一个高度适配于 GNSS-R 应用的鲁棒机器学习模型。

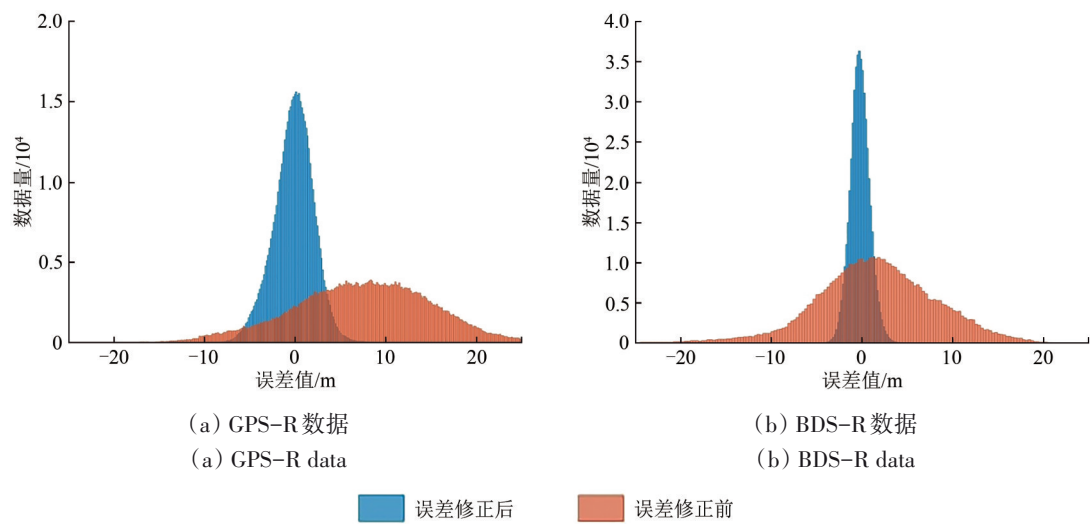


图 10 海面高度反演误差分布直方图
Fig. 10 Histogram of inversion error distribution of sea surface height

为了验证本文方法相对传统机器学习方法的优越性，在同样的条件下使用随机森林算法和 CNN 算法对数据进行训练，得到的结果如表 5 所示。

表 5 不同训练方法对比				
Table 5 Comparison of different training methods				
数据类型	指标	CNN-AM	CNN	随机森林
GPS-R	RMSE	2.25	2.31	2.41
	MAE	1.74	1.71	1.78
BDS-R	RMSE	2.16	2.24	2.38
	MAE	0.97	1.05	1.03

由表 5 可知，CNN-AM 训练相较于随机森林算法和 CNN 算法训练的结果精度稍有提升，但提升不明显。因此，在构建误差补偿模型方面，当前使用的机器学习模型的反演效果还存在较大提升空间，未来可通过数据增强技术扩展训练集、优化模型结构以更好地捕捉复杂特征，并实施更细致的模型训练策略，如引入不同海域、不同气候条件下的数据针对性训练。同时，考虑集成学习方法和增强特征工程以提高模型的精度和鲁棒性。通过进一步优化模型，有望显著增强误差修正的效能。

6 结 论

星载 GNSS-R 技术作为一种有效且低成本的海

面高度反演方法，能够提供几乎全球范围内的覆盖，适用于偏远或难以接近以实测的海域。在实际应用中，仍存在反演精度较低的问题。提升反演精度有助于其在海面高度反演领域发挥更大优势。

本文针对星载 GNSS-R 海面高度反演精度不足的问题，将经典 DDM 海面高度反演算法与卷积神经网络及注意力机制相结合，构建了一个高效的误差补偿模型。通过对近百万条 GPS-R 和 BDS-R 观测数据的系统测试与对比分析，验证了所提方法在多种运行环境下的稳健性，也证明了其在精度提升和适用性方面的显著优势。该模型可为全球海平面变化监测与海洋环境评估提供更可靠的算法支撑。未来工作可在此框架基础上，进一步引入多源遥感信息与时间序列分析，以持续提升反演精度并拓展应用场景。

参考文献 (References)

Andersen O B, Rose S K, Abulaitijiang A, Zhang S J and Fleury S. 2023b. The DTU21 global mean sea surface and first evaluation. Earth System Science Data, 15(9): 4065-4075 [DOI: 10.5194/essd-15-4065-2023]

Andersen O B, Rose S K and Hart-Davis M G. 2023a. Polar ocean tides—revisited using Cryosat-2. Remote Sensing, 15(18): 4479 [DOI: 10.3390/RS15184479]

Bu J W, Yu K G, Zhu F Y, Zuo X Q and Huang W M. 2023. Joint retriev-

- al of sea surface rainfall intensity, wind speed, and wave height based on spaceborne GNSS-R: a case study of the oceans near China. *Remote Sensing*, 15(11): 2757 [DOI: 10.3390/rs15112757]
- Cardellach E, Li W Q, Rius A, Semmling M, Wickert J, Zus F, Ruf C S and Buontempo C. 2020. First precise spaceborne sea surface altimetry with GNSS reflected signals. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13: 102-112 [DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2952694]
- Chen B Y and Liu Z Z. 2016. A comprehensive evaluation and analysis of the performance of multiple tropospheric models in China region. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(2): 663-678 [DOI: 10.1109/TGRS.2015.2456099]
- Chen Q M, Song S L, Heise S, Liou Y A, Zhu W Y and Zhao J Y. 2011. Assessment of ZTD derived from ECMWF/NCEP data with GPS ZTD over China. *GPS Solutions*, 15(4): 415-425 [DOI: 10.1007/s10291-010-0200-x]
- Clarizia M P, Ruf C, Cipollini P and Zuffada C. 2016. First spaceborne observation of sea surface height using GPS-Reflectometry. *Geophysical Research Letters*, 43(2): 767-774 [DOI: 10.1002/2015GL066624]
- Du X D, Cai Y H, Wang S and Zhang L J. 2016. Overview of deep learning//2016 31st Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation (YAC). Wuhan: IEEE: 159-164 [DOI: 10.1109/YAC.2016.7804882]
- Fabra F. 2013. GNSS-R as a Source of Opportunity for Remote Sensing of the Cryosphere. Cardellach Galí: Universitat Politècnica de Catalunya [DOI: 10.5821/dissertation-2117-94934]
- Garrison J L and Katzberg S J. 2000. The application of reflected GPS signals to ocean remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, 73(2): 175-187 [DOI: 10.1016/S0034-4257(00)00092-4]
- Hajj G A and Zuffada C. 2003. Theoretical description of a bistatic system for ocean altimetry using the GPS signal. *Radio Science*, 38(5): 1089 [DOI: 10.1029/2002RS002787]
- Hu C J, Benson C R, Rizos C and Li Q. 2019. Impact of receiver dynamics on space-based GNSS-R altimetry. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(6): 1974-1980 [DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2910544]
- Kumar S. 2016. Performance of IRI-2012 model during a deep solar minimum and a maximum year over global equatorial regions. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 121(6): 5664-5674 [DOI: 10.1002/2015JA022269]
- Li W Q, Cardellach E, Fabra F, Ribó S and Rius A. 2020. Assessment of spaceborne GNSS-R ocean altimetry performance using CYGNSS mission raw data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(1): 238-250 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2936108]
- Li W Q, Rius A, Fabra F, Cardellach E, Ribó S and Martín-Neira M. 2018. Revisiting the GNSS-R waveform statistics and its impact on altimetric retrievals. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(5): 2854-2871 [DOI: 10.1109/TGRS.2017.2785343]
- Mashburn J, Axelrad P, Lowe S T and Larson K M. 2018. Global ocean altimetry with GNSS reflections from TechDemoSat-1. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(7): 4088-4097 [DOI: 10.1109/TGRS.2018.2823316]
- Wang Q, Zheng W, Wu F, Xu A G, Zhu H Z and Liu Z Q. 2021. A new GNSS-R altimetry algorithm based on machine learning fusion model and feature optimization to improve the precision of sea surface height retrieval. *Frontiers in Earth Science*, 9: 730565 [DOI: 10.3389/feart.2021.730565]
- Xu T H, Li S, Wang S M and Jiang N. 2022. Improved tropospheric delay model for China using RBF neural network and meteorological data. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 51(8): 1690-1707 (徐天河, 李耸, 王帅民, 江楠. 2022. 顾及气象数据的中国区域对流层延迟RBF神经网络优化模型. 测绘学报, 51(8): 1690-1707) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2022.20210480]
- Yang D K and Zhang Q S. 2012. GNSS Reflected Signal Processing: Fundamentals and Applications. Beijing: Publishing House of Electronics Industry (杨东凯, 张其善. 2012. GNSS反射信号处理基础与实践. 北京: 电子工业出版社)
- Yang G L, Bai W H, Wang J S, Hu X Q, Zhang P, Sun Y Q, Xu N, Zhai X C, Xiao X J, Xia J M, Huang F X, Yin C, Du Q F, Wang X Y, Cai Y R, Meng X G, Tan G Y, Hu P and Liu C L. 2022. FY3E GNOS II GNSS reflectometry: mission review and first results. *Remote Sensing*, 14(4): 988 [DOI: 10.3390/rs14040988]
- Zhang D. 2017. The Study of the GNSS Tropospheric Zenith Delay Model and Mapping Function. Wuhan: Wuhan University (章迪. 2017. GNSS对流层天顶延迟模型及映射函数研究. 武汉: 武汉大学)
- Zhang S K, Lei J T and Li F. 2015. Advances in global ocean tide models. *Advances in Earth Science*, 30(5): 579-588 (张胜凯, 雷锦韬, 李斐. 2015. 全球海潮模型研究进展. 地球科学进展, 30(5): 579-588) [DOI: 10.11867/j.issn.1001-8166.2015.05.0579]
- Zhang Y, Huang S, Han Y L, Yang S H, Hong Z H, Ma D H and Meng W T. 2022. Machine learning methods for spaceborne GNSS-R sea surface height measurement from TDS-1. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 15: 1079-1088 [DOI: 10.1109/JSTARS.2021.3139376]
- Zhang Y, Lu Q, Jin Q, Meng W T, Yang S H, Huang S, Han Y L, Hong Z H, Chen Z S and Liu W L. 2023. Global sea surface height measurement from CYGNSS based on machine learning. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 16: 841-852 [DOI: 10.1109/JSTARS.2022.3231916]
- Zhang Y, Lu Q, Zhang Y W, Qin G Y, Hu X Q and Yang G L. 2023a. Spaceborne GNSS-R sea surface height inversion model using FY-3E. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*. <https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2023.0540> (张云, 鹿麒, 张月维, 秦甘尧, 胡秀清, 杨光林. 2023a. 基于FY-3E的星载GNSS-R海面高度反演模型. 北京航空航天大学学报. <https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2023.0540>)
- Zhang Y, Ma D H, Meng W T, Qin J, Sheng Z C and Yang S H. 2021a. Performance evaluation on sea surface altimetry of UAV-borne Beidou reflected signals. *Radio Engineering*, 51(10): 1064-1074 (张云, 马德皓, 孟婉婷, 秦瑾, 盛志超, 杨树瑚. 2021a. 无人机载北斗反射信号的海面测高性能评估. 无线电工程, 51(10): 1064-1074) [DOI: 10.3969/j.issn.1003-3106.2021.10.008]
- Zhang Y, Ma D H, Meng W T, Zheng Q and Yang S H. 2021b. Sea sur-

- face height inversion of GPS reflected signal based on TechDemo-Sat-1 satellite. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 47(10): 1941-1948 (张云, 马德皓, 孟婉婷, 郑俏, 杨树瑚). 2021b. 基于 TechDemoSat-1 卫星的 GPS 反射信号海面高度反演. *北京航空航天大学学报*, 47(10): 1941-1948 [DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2020.0357]
- Zhang Y, Zhang Y Y, Meng W T, Yang S H and Han Y L. 2020. Research on sea surface altimetry model of airborne GNSS reflected signal. *Haiyang Xuebao*, 42(3): 149-156 (张云, 张杨阳, 孟婉婷, 杨树瑚, 韩彦岭). 2020. 机载 GNSS 反射信号海面测高模型的研究. *海洋学报*, 42(3): 149-156 [DOI: 10.3969/j.issn.0253-4193.2020.03.015]
- Zhang Y, Zhao L J, Meng W T, Qin J, Sheng Z C and Yang S H. 2023b. Evaluation of accuracy of shore-based sea surface height inversion based on Beidou satellite reflected signals. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 49(5): 999-1008 (张云, 赵乐久, 孟婉婷, 秦瑾, 盛志超, 杨树瑚). 2023b. 北斗卫星反射信号岸基海面高度反演精度的评估. *北京航空航天大学学报*, 49(5): 999-1008 [DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2021.0412]

A neural network-based model for compensation of inversion errors in satellite-borne GNSS-R sea surface heights

MA Dehao, YU Xianwen, WANG Hao, GUO Shusen

School of Transportation, Southeast University, Nanjing 211189, China

Abstract: In the current research on sea surface height inversion from satellite-borne GNSS reflected signals, classical algorithms are usually used to invert sea surface height. However, due to the existence of multiple complex errors, such as inaccurate receiver orbit, system error, ionosphere error, and troposphere error, the results inverted using classical algorithms are mostly of low accuracy. Therefore, an error model is needed to correct the inversion results. Classic error models generally improve the accuracy of sea surface height inversion by correcting common errors, such as tropospheric error, ionosphere error, and antenna baseline attitude error, but there remain large errors that cannot be corrected. To address this problem, this paper proposes an error compensation model based on the combined training of neural networks and Attention Mechanisms (AMs) to correct the sea surface height inversion results.

This paper proposes a training method that combines a Convolutional Neural Network (CNN) model with an AM to accurately train the error of sea surface height inversion from satellite-borne GNSS reflection signals. An error compensation model is generated to replace the classical error model, thereby improving the accuracy of sea surface height inversion.

The proposed model was compared with the classic error model, CNN model, and random forest model and tested on about 2 million delay Doppler mapping data of the FY-3E dataset. The evaluation indicators used Mean Absolute Error (MAE) and Root Mean Square Error (RMSE). For the Global Positioning System reflected signal data corrected using the error compensation model, the MAE was 1.74 m, and the RMSE was 2.25 m. For the Beidou Navigation Satellite System reflected signal data, the MAE was 0.97 m, and the RMSE was 2.16 m. Compared with the classic error model, the correction accuracy was improved by about 80%. Compared with the random forest model and CNN model, the accuracy was also slightly improved.

This paper proposes an error compensation model based on the training of CNN and AM to correct the sea surface height inversion results. Experiments show that the proposed error compensation model effectively corrects the sea surface height inversion error of space-borne GNSS-R.

Key words: GNSS-R, neural network, satellite-based, FY-3E, sea surface height inversion, error, DDM, Beidou

Supported by National Key Research and Development Program of China (No. SQ2022YFB4300022)