

基于Landsat-8遥感影像的浅水水深反演方法研究

——以浪花礁区域为例

仇世敖, 邱 伟, 颜 冰, 吴 颀

国防科技大学气象海洋学院, 湖南 长沙

收稿日期: 2025年8月5日; 录用日期: 2025年9月1日; 发布日期: 2025年9月8日

摘 要

浅水水深信息对海洋资源管理、航道规划、海岸防护等具有重要意义。本文基于Landsat-8卫星OLI影像, 利用蓝光与绿光波段的对数比值, 结合ICESat-2实测水深数据, 建立了一种浅水区域水深反演模型, 并以浪花礁海域为例进行了实验分析。通过多项式拟合方法, 得到反演模型参数, 拟合结果 R^2 达到0.987, 验证数据 R^2 为0.951, 表明本文所提模型具备良好的精度与稳定性。最终生成了浪花礁区域的水深分布图, 揭示了其浅滩与深槽交错分布的地形特征。研究结果表明, 对数比值模型在海岸带浅水测深中具有实用价值, 并对水下地形测绘和生态研究具有重要意义。

关键词

浅水测深, Landsat-8, 对数比值模型, 遥感反演, ICESat-2, 水深反演

Research on Shallow Water Depth Inversion Method Based on Landsat-8 Remote Sensing Image

—Taking the Langhua Reef Area as an Example

Shiao Qiu, Wei Qiu, Bing Yan, Jie Wu

College of Meteorology and Oceanography, National University of Defense Technology, Changsha Hunan

Received: Aug. 5th, 2025; accepted: Sep. 1st, 2025; published: Sep. 8th, 2025

Abstract

Shallow water depth information plays a vital role in marine resource management, channel planning, and coastal protection. This study utilizes Landsat-8 satellite OLI imagery to develop a shallow-water depth inversion model based on log ratios of blue and green light bands, combined with actual depth data from the ICESat-2 satellite, and carries out experimental analysis in the Langhua reef sea area. Through polynomial fitting methods, the model parameters achieved an R^2 value of 0.987 for inversion results and 0.951 for validation data, demonstrating excellent accuracy and stability. The resulting water depth distribution map reveals the interlaced topographic features of shoals and deep channels in the Langhua Reef area. The research result demonstrates that the log ratio model holds practical value for shallow-water bathymetric surveys in coastal zones, significantly contributing to underwater topography mapping and ecological studies.

Keywords

Shallow Water Bathymetry, Landsat-8, Logarithmic Ratio Model, Remote Sensing Inversion, ICESat-2, Water Depth Inversion

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着全球气候变化和沿海地区人类活动强度的不断增加,浅海区域的环境动态变得愈发复杂,精准获取海域水深信息对于保障海洋交通安全、合理规划港口航道、科学开展海洋资源开发和加强海洋生态环境保护等方面具有重要意义。浅水测深作为海洋测绘与水下地形识别的重要手段,目的在于获得海底地形点的三维坐标,即测量其位置、水深等信息,核心就是水深测量[1],其成果广泛应用于海岸带管理、水下考古、岛礁建设及海洋灾害应对等多个领域[2]。

传统浅水水深测量主要依赖回声测深仪(SBES、MBES)或激光测深(LiDAR)系统,尽管其精度较高,但在作业效率、空间覆盖范围及成本控制方面存在明显局限,尤其在地形复杂、交通受限或生态敏感区域难以广泛部署。相比之下,遥感技术凭借其“宽覆盖、高频率、低成本”的优势,正成为获取浅水区域水深信息的重要替代手段和补充技术。

近年来,随着多光谱和高分辨率遥感卫星的发展,如 Landsat、Sentinel、WorldView 等,其搭载的光学传感器能够获取丰富的可见光与近红外波段信息,为水色遥感、水体参数反演和浅水测深等应用提供了坚实的数据基础。在光学遥感浅水测深中,蓝光(约 $0.44\ \mu\text{m}$)和绿光(约 $0.56\ \mu\text{m}$)波段因具备较强的水体穿透能力,被广泛用于构建水深反演模型。

此外,近年来的光学-激光卫星融合测深进展较为显著,自 ICESat-2 (冰、云和陆地高程卫星-2) 2018 年发射以来,其搭载的 ATLAS (先进地形激光测高系统)通过光子计数技术实现了亚米级精度的水深测量,为光学遥感反演提供了高精度验证基准。2020 年, Ma 等利用 Sentinel-2 多光谱图像与 ICESat-2 激光雷达数据集构建了永乐环礁附近和阿克林斯岛和长岛附近的水深反演模型,证明在 ICESat-2 数据的支持下,使用卫星多光谱图像的经验模型不再受到先验测量的限制[3]。2025 年, Sarvesh Kumar Verma 等测试了将 ICESat-2 激光测高仪和多光谱卫星任务的图像相结合用于喜马拉雅浅冰川湖深度建模的潜力[4]。

2024 年, Ye 等结合机器学习方法, 在东沙群岛实现 ICESat-2 和 Sentinel-2 数据融合反演, 验证 R^2 达 0.94, 凸显多源数据反演的应用协同潜力[5]。

当前主流的遥感水深反演方法主要包括: 经验模型(如回归模型、对数比值模型)、半解析模型和数据驱动模型(如神经网络、支持向量机等)。其中, Stumpf 等(2003)提出的对数比值模型因其形式简洁、适应性强、对底质影响较小等优点, 成为浅水遥感测深研究中的经典方法之一, 广泛应用于全球多种水体类型的研究。

然而, 遥感反演水深的准确性仍受多种因素影响, 如遥感反射率的精度、水体光学特性、底质类型、反演模型的稳定性、实测水深数据的配准误差等。因此, 在实际应用中, 构建区域适应性强、精度高的遥感水深反演模型仍是一个值得深入探索的课题。

同时, 南海岛礁地形复杂、水体清澈, 是光学遥感测深的理想试验区。Ruan 等人研究表明, 在南海中部盆地, 测深深度超过 4000 米, 但包含众多岛屿、浅滩和河岸, 大陆架区域深度 < 100 米[6]。因此, 对南海浅水测深的彻底调查, 有利于保护生物多样性、珊瑚礁生态系统和海洋渔业, 解决海岸侵蚀问题和进行石油勘探开发[7]。2024 年 Chen 等融合 WorldView 与 ICESat-2 数据, 基于双媒体摄影测量模型, 高精度地反演了昭树岛、北岛和山湖岛的水深信息[8]; 但此类高分辨率数据成本高昂, 难以大范围推广。相比之下, 免费开放的 Landsat-8 数据更具业务化应用价值, 然而其在南海岛礁的研究仍集中于南沙群岛、黄岩岛等热点区域[9], 浪花礁作为南海重要航行枢纽, 系统性水深反演研究较少。

基于此, 本文以南海浪花礁为研究区域, 选用 Landsat-8 OLI 影像作为遥感数据源, 结合 ICESat-2 激光测高数据作为实测水深参考, 采用对数比值模型建立水深反演模型, 并对其反演精度进行验证和评估。研究旨在探索在高空间分辨率遥感影像支持下, 如何提升浅水区域水深反演的精度和稳定性, 从而为海洋地形测绘与生态环境研究提供实用技术支撑。

2. 数据与方法

2.1. 遥感影像数据

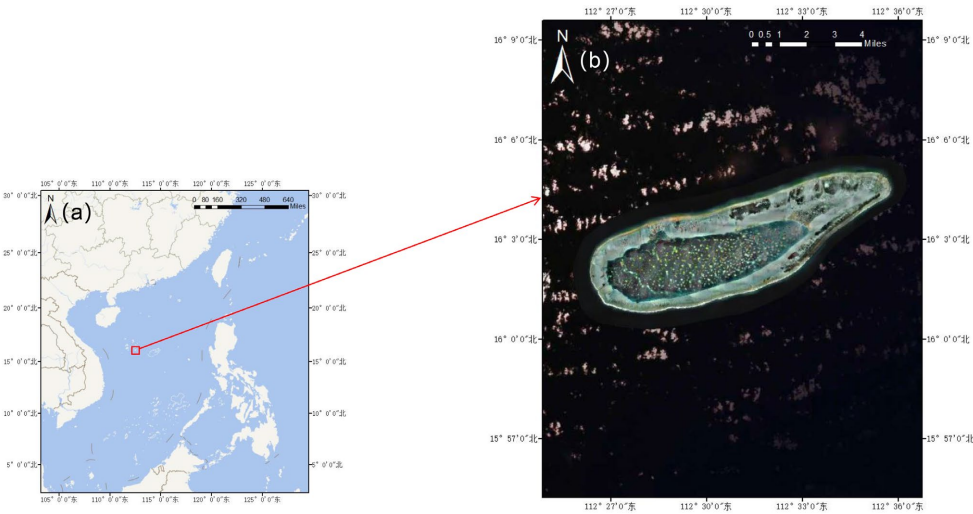


Figure 1. Study the location of Langhua Reef in the area
图 1. 研究区浪花礁的位置

本研究使用 Landsat-8 卫星遥感影像数据[10], 该卫星是美国陆地卫星计划(Landsat)的第八颗卫星, 由美国航空航天局(NASA)于 2013 年 2 月 11 日发射。Landsat-8 卫星是中分辨率卫星, 携带两个传感器,

分别是 OLI 陆地成像仪(Operational Land Imager)和 TIRS 热红外传感器(Thermal Infrared Sensor)。OLI 传感器共包含 9 个光谱波段, 本文主要选用蓝光(Rrs_443)和绿光(Rrs_561)波段数据, 其空间分辨率均为 30 m, 时间分辨率为 16 天, 研究时间段为 2022 年 1 月 22 日~2022 年 1 月 28 日, 研究区为南海浪花礁附近的浅水区域, 地理范围为 15.9819°~16.1204°N, 112.4057°~112.6250°E (图 1 所示)。该数据为进行大气校正、几何校正等处理后得到的 L2 级数据, 可从 <https://www.usgs.gov/landsat-missions/product-information> 网站中下载。

2.2. 实测水深数据

利用 ICESat-2 激光雷达卫星提供的 ATL03 轨道数据, 提取对应研究区的实测水深信息。通过对点位数据进行筛选与投影转换, 将其与 OLI 遥感数据进行空间配准, 确保建模与验证的准确性。

2.3. 反演模型

在浅水区域, 水体对光的吸收和散射特性与水深有关。处于蓝光波段和绿光波段的光在水体中的穿透能力较强, 其遥感反射率与水深之间存在一定的关系。通过多项式拟合, 建立对数比值模型, 可以利用卫星遥感数据反演浅水区域的水深, 该模型通常会考虑水体的光学特性、底质反射率等因素对反演结果的影响。

随着水深的变化, 蓝光波段和绿光波段的值的变化存在差异, 因此两个波段的对数比值与水深存在较强的相关性。基于此原理, Stumpf 等人[11]构建的波段对数比值模型(Log-ratio method, 后面简称 LRM)如下:

$$H = m_0 \frac{\ln(qR_{rs}(Band_1))}{\ln(qR_{rs}(Band_2))} + m_1 \quad (1)$$

其中 m_0 和 m_1 是两个经验参数, q 是保证对数有意义的常数 10000。通常情况下, 分子分母中的两个波段分别对应蓝光波段和绿光波段。当存在实测水深数据时, 可以通过回归分析对两个经验参数进行定标, 从而构建水深对数比值反演模型。具体反演流程如下:

- (1) 提取研究区的 OLI 遥感图像并进行大气校正与裁剪处理;
- (2) 获取蓝光和绿光波段的 Rrs 值并计算对数比值;
- (3) 将 ICESat-2 水深数据与 Rrs 数据进行配准, 并划分为建模集(2/3)和验证集(1/3);
- (4) 进行线性回归, 获得模型参数 m_0 和 m_1 , 建立水深反演模型;
- (5) 将模型应用于 OLI 图像, 获取全域水深反演图像。

3. 水深反演结果分析

3.1. 模型拟合结果

对建模样本数据(共 39 个点)进行回归分析, 得到最佳拟合线性模型。首先将 ICESAT-2 数据分成两部分, 一部分(2/3)用于获取波段比值模型的系数, 另一部分(1/3)用于验证水深反演结果; 然后, 根据 ICESat-2 的坐标信息, 从遥感图像上获取对应位置的反射率信息, 即利用 ICESAT-2 数据的坐标获取 Landsat8 对应位置的样本反射率。接着, 根据 ICESat-2 和对应的反射率信号建立波段比值模型, 使用线性回归方式获取公式 1 中的定标系数 m_0 和 m_1 , 计算后结果如图 2 所示。

图 2 中, x 值为蓝绿波段的对数比值, y 值为海水深度, 黑点为建模数据集样本点, 将所有样本拟合得到一条最佳拟合趋势线 $y = -64.91 + 69.46x$, 均方根误差 RMSD 为 0.46, 偏差 BIAS 为 0, 相关系数 R^2

为 0.987, 建模数据样本数量 N 为 39, 表明该趋势线能够较好地反映样本数据的趋势, 具有很强的相关性, 满足了实验需求, 由此得出模型参数 m_0 为 -64.91, m_1 为 69.46, 并得出以下水深反演公式:

$$H = -64.91 \frac{\ln(1000R_{rs}(\text{blue}))}{\ln(1000R_{rs}(\text{green}))} + 69.46 \quad (2)$$

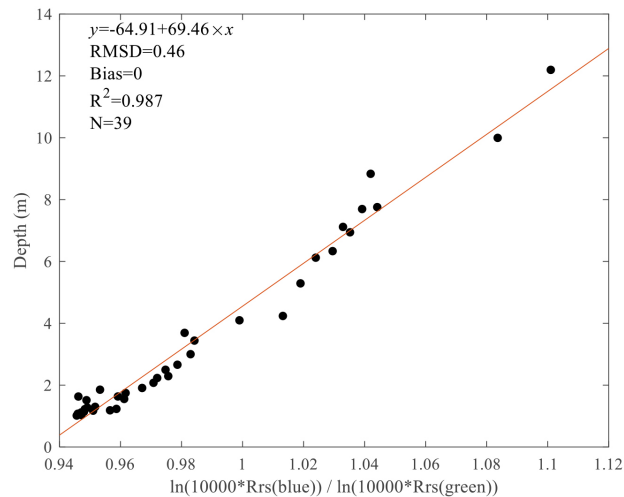


Figure 2. Polynomial fitting results figure

图 2. 多项式拟合结果图

3.2. 模型验证结果

使用其余 19 组验证样本对反演模型拟合所得到的公式 2 进行验证, 得到模型在验证数据上的表现如图 3 所示。

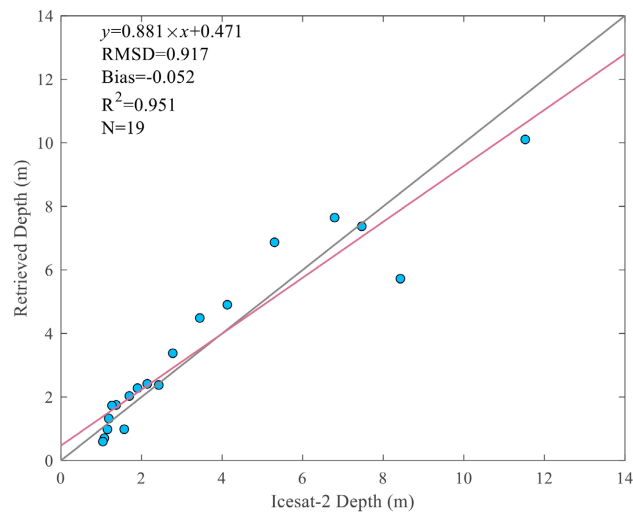


Figure 3. Model validation result figure

图 3. 模型验证结果图

图 3 中, 横坐标为由 Icesat-2 测得的真实水深(单位: m), 纵坐标为模型反演的水深(单位: m), 蓝点

表示实测水深与反演水深的对应关系,黑线为理想情况下的 $y=x$ 线,即反演水深完全等于实测水深的情况,红线为真实值和模型反演值拟合趋势线 $y=0.881x+0.471$,均方根误差 RMSD 为 0.917,偏差 BIAS 为 -0.052,相关系数 R^2 为 0.951,样本数 N 为 19,这说明反演水深与实测水深之间的平均误差较小,模型的预测精度较高,虽然反演水深整体上略微偏小,但偏差不大,从而证明了模型对水深具有较好的拟合效果,能够较为准确地反演浅水区域的水深。

3.3. 水深空间分布图

将反演模型应用于整个遥感图像区域,得到浪花礁浅水区域的水深空间分布图。结果如图 4 所示,浪花礁区域的浅水地形呈现出明显的浅滩和深槽交错分布的特点。浅滩区域水深较浅,底质可能以泥沙为主,适合于一些底栖生物的栖息和繁衍;而深槽区域水深相对较深,水流湍急,可能对船舶航行构成一定威胁,同时也为一些海洋生物提供了良好的生存环境。此外,浅水地形的分布还与海洋动力过程密切相关,如潮流、波浪等对底质的侵蚀和搬运作用。

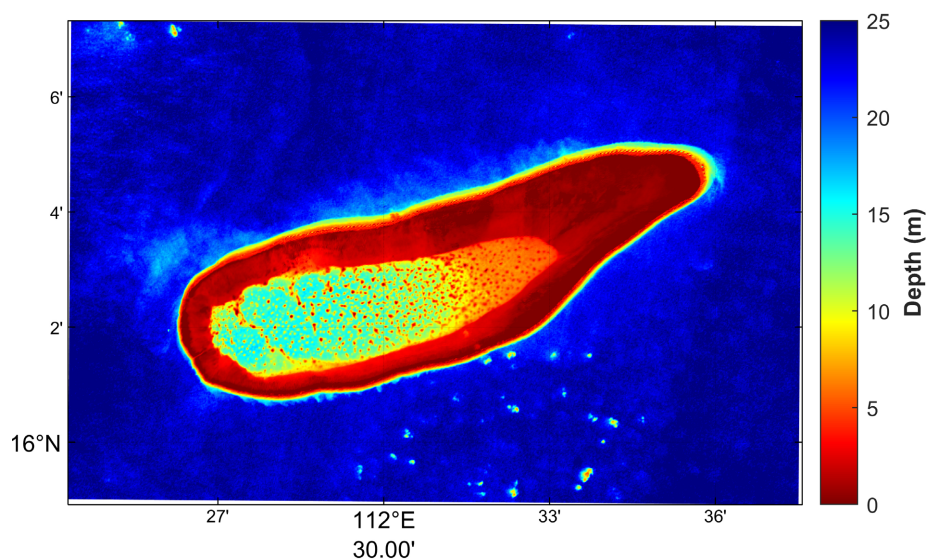


Figure 4. Spatial distribution of water depth in Langhua Reef area
图 4. 浪花礁区域水深的空间分布

4. 讨论

4.1. 误差来源分析

本研究验证结果显示反演水深整体略小于实测值($BIAS = -0.052$),且拟合趋势线斜率(0.881)偏离理想值 1 (图 3),这一系统性偏差表明模型在深水区域可能存在系统性低估,其原因可能有以下几个。

(1) 遥感影像的质量会受到噪声、云层干扰以及大气校正误差的影响。这些误差可能导致图像的反射率值不准确,从而影响水深反演模型的稳定性与精度。

(2) 实测 ICESat-2 数据的精度限制与空间匹配仍存在误差。通过对其点位数据进行筛选与投影转换,将其与 OLI 遥感数据进行空间配准,但其空间分布仍存在一定的误差,尤其是在复杂地形或边界区域。这可能导致与遥感数据的配准不完美,从而影响模型反演的准确性。

(3) 模型对海底多样性变化的响应能力不足。研究表明,模型底质类型(如沙质、泥质、珊瑚礁等)对水体光学特性具有重要影响(如图 5 所示),不同底质会导致水体的反射率特征差异,从而影响反演结果,

尤其在浅水区，底质类型的多样性较大[12]。由表 1 可看出，在图 4 中，浪花礁东北部为沙质浅滩，其对光的反射率相对较高(25~30%)，增强蓝绿波段信号，导致模型高估水深；而在西南部深槽区，其底质类型主要为珊瑚礁深槽，对光的反射率相对较低(4~10%)，会削弱信号穿透性，进而造成模型低估[13][14]。

Table 1. Light reflectance of different substrate types [13]-[19]
表 1. 不同底质类型的光反射率[13]-[19]

底质类型	443 nm 反射率	561 nm 反射率
淤泥	1%~5%	5%~8%
珊瑚	4%~10%	5%~10%
粗砂	12%~18%	15%~20%
细砂	25%~35%	30%~40%
浅水沙子	5%~10%	15%~20%
沙滩	15%~20%	25%~30%
海草	3%~5%	10%~15%
石莼	15%~25%	40%~48%
碎石	20~30%	25%~50%

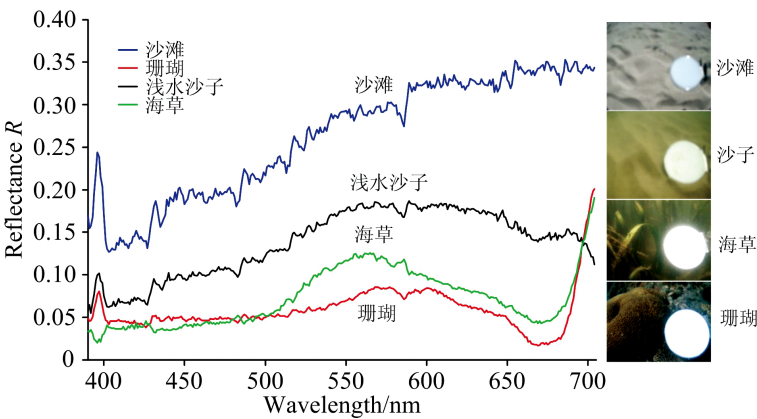


Figure 5. Spectral reflectance curves of different substrates [14]
图 5. 不同底质光谱反射率曲线[14]

4.2. 底质分类信息与非线性模型的潜力

为了解决模型对海底类型与水质变化的响应能力不足这一问题，可以引入底质分类信息，通过遥感影像提取底质类型并与水深反演模型进行结合，从而提高水深反演精度。此外，采用多源数据融合的方法，如结合遥感影像和地面采样数据，进行底质类型的精准分类，将有助于提高模型在复杂底质环境中的适用性[20]。研究表明，利用机器学习方法进行底质分类(如随机森林、支持向量机等)是提高水深反演精度的有效途径[21]。这些方法能够有效识别底质类型，并将其作为附加特征引入水深反演模型，进一步减少底质变化对反演结果的影响。

虽然本研究采用了对数比值模型来进行水深反演，取得了较好的拟合结果，但该线性模型在面对复杂底质和水质变化时的适应性仍有限。为此，未来可以考虑引入非线性模型，如神经网络、支持向量机(SVM)等。这些方法具有更强的非线性拟合能力，可以更好地捕捉水深与遥感反射率之间的复杂关系，尤其在底质种类繁多的区域。通过引入非线性模型，能够更有效地解决由底质变化引起的系统性偏差。

例如，神经网络能够通过训练从大规模遥感数据中自动提取特征并进行预测，避免了传统回归模型

对底质变化的强依赖。相较于传统的线性回归模型,非线性模型能在水深反演中取得更高的精度,并能在不同底质条件下提供更可靠的结果[22]。

4.3. 模型改进方向

对数比值模型结构简单、参数可解释性强,适用于水质清澈、水底反射率相对一致的浅水区域,尤其适合快速开展区域性水深制图。在后续研究中,可通过引入红外波段、底质分类信息或采用机器学习方法如随机森林、神经网络等提高模型精度。同时,多源卫星融合(如 Sentinel-2、WorldView)及长期序列监测也有助于提高反演的稳定性与时效性。

5. 结论

本文基于 Landsat-8 OLI 影像与 ICESat-2 数据,建立了对数比值水深反演模型并应用于浪花礁区域。实验结果表明,该模型具有良好的拟合与预测能力,能准确反映浅水区域的水深变化特征,为水下地形测绘与海洋生态研究提供了可靠手段。未来研究可进一步拓展模型在不同类型海域中的适应性,结合多时相、多源数据与智能算法,不断提升遥感水深反演的精度和实用性,为海洋资源可持续开发与管理提供科学支撑。

致 谢

本论文得以完成,依赖于宝贵的水深数据和 Landsat-8 OLI 影像数据,没有这些数据,我的研究就没法进行,它们对本文研究起到了很大的作用,在这里非常感谢 NASA 数据下载网站,同时也感谢 Roelfsema 等人提供的海洋底质光谱反射率数据库。

参考文献

- [1] 赵建虎, 欧阳永忠, 王爱学. 海底地形测量技术现状及发展趋势[J]. 测绘学报, 2017, 46(10): 1786-1794.
- [2] 赵建虎. 现代海洋测绘[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2008.
- [3] Ma, Y., Xu, N., Liu, Z., Yang, B., Yang, F., Wang, X.H., *et al.* (2020) Satellite-Derived Bathymetry Using the ICESat-2 Lidar and Sentinel-2 Imagery Datasets. *Remote Sensing of Environment*, **250**, Article ID: 112047. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112047>
- [4] Verma, S.K. and Vijay, S. (2025) Potential of ICESat-2 and Multispectral Satellite Imagery for Estimating the Depth of Shallow Glacial Lakes in the Himalaya. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, **38**, Article ID: 101577. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2025.101577>
- [5] Ye, M., Yang, C., Zhang, X., Li, S., Peng, X., Li, Y., *et al.* (2024) Shallow Water Bathymetry Inversion Based on Machine Learning Using ICESat-2 and Sentinel-2 Data. *Remote Sensing*, **16**, Article 4603. <https://doi.org/10.3390/rs16234603>
- [6] Ruan, X., Cheng, L., Chu, S., Yan, Z., Zhou, X., Duan, Z., *et al.* (2020) A New Digital Bathymetric Model of the South China Sea Based on the Subregional Fusion of Seven Global Seafloor Topography Products. *Geomorphology*, **370**, Article ID: 107403. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2020.107403>
- [7] Wu, Y., Shi, H., Jia, D., Andersen, O.B., He, X., Luo, Z., *et al.* (2025) HHU24SWDSCS: A Shallow-Water Depth Model over Island Areas in the South China Sea Retrieved from Satellite-Derived Bathymetry. *Earth System Science Data*, **17**, 2463-2488. <https://doi.org/10.5194/essd-17-2463-2025>
- [8] Chen, Y., Wu, L., Le, Y., Zhao, Q., Zhang, D. and Qiu, Z. (2024) High-Accuracy Bathymetric Method Fusing ICESAT-2 Datasets and the Two-Media Photogrammetry Model. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, **134**, Article ID: 104179. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2024.104179>
- [9] Dong, Y., Liu, Y., Hu, C. and Xu, B. (2019) Coral Reef Geomorphology of the Spratly Islands: A Simple Method Based on Time-Series of Landsat-8 Multi-Band Inundation Maps. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **157**, 137-154. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.09.011>
- [10] Landsat 8 数据介绍[EB/OL]. https://blog.csdn.net/ddy_sweety/article/details/79729810, 2025-08-20.

-
- [11] Stumpf, R.P., Holderied, K. and Sinclair, M. (2003) Determination of Water Depth with High-Resolution Satellite Imagery over Variable Bottom Types. *Limnology and Oceanography*, **48**, 547-556. https://doi.org/10.4319/lo.2003.48.1_part_2.0547
- [12] Hu, L., Liu, Z., Liu, Z., Hu, C. and He, M. (2014) Mapping Bottom Depth and Albedo in Coastal Waters of the South China Sea Islands and Reefs Using Landsat TM and ETM+ Data. *International Journal of Remote Sensing*, **35**, 4156-4172. <https://doi.org/10.1080/01431161.2014.916441>
- [13] Carder, K.L., Lee, Z.P., Chen, R.F. and Davis, C.O. (1993) Unmixing of Spectral Components Affecting AVIRIS Imagery of Tampa Bay. *SPIE Proceedings*, **1937**, 77-90. <https://doi.org/10.1117/12.157045>
- [14] 曾凯, 许占堂, 杨跃忠, 等. 浅海底质高光谱反射率测量系统的设计及应用[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(2): 579-585.
- [15] Wang, Y., He, X., Shanmugam, P., Bai, Y., Li, T., Wang, D., *et al.* (2024) An Enhanced Large-Scale Benthic Reflectance Retrieval Model for the Remote Sensing of Submerged Ecosystems in Optically Shallow Waters. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **210**, 160-179. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2024.03.011>
- [16] Roelfsema, C.M. and Phinn, S.R. (2012) Spectral Reflectance Library of Selected Biotic and Abiotic Coral Reef Features in Heron Reef. Centre for Remote Sensing & Spatial Information Science, School of Geography, Planning & Environmental Management, University of Queensland, Brisbane, Australia, PANGAEA. <https://doi.org/10.1594/PANGAEA.804589>
- [17] Roelfsema, C.M. and Phinn, S.R. (2013) Spectral Reflectance Library of Selected Biotic and Abiotic Coral Reef Features in Glovers Reef, Belize. Biophysical Remote Sensing Group, Centre for Spatial Environmental Research, University of Queensland, Australia, PANGAEA. <https://doi.org/10.1594/PANGAEA.824861>
- [18] Roelfsema, C.M., Phinn, S.R. and Joyce, K. (2016) Spectral Reflectance Library of Algal, Seagrass and Substrate Types in Moreton Bay, Australia. PANGAEA. <https://doi.org/10.1594/PANGAEA.864310>
- [19] Roelfsema, C.M. and Phinn, S.R. (2017) Spectral Reflectance Library of Healthy and Bleached corals in the Keppel Islands, Great Barrier Reef. PANGAEA. <https://doi.org/10.1594/PANGAEA.872507>
- [20] 相琳. VIIRS 的浅海地形和水体信息遥感探测[D]: [硕士学位论文]. 厦门: 厦门大学, 2019.
- [21] Frederick, C., Villar, S. and Michalopoulou, Z. (2020) Seabed Classification Using Physics-Based Modeling and Machine Learning. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **148**, 859-872. <https://doi.org/10.1121/10.0001728>
- [22] 郭孝祖. 基于 ICESat-2 和 Sentinel-2 的浅水测深研究[D]: [硕士学位论文]. 南京: 南京信息工程大学, 2023.