

顾及地理位置特征的近海水深遥感反演方法

高二涛¹, 周国清¹, 李佺洋², 李淑娴¹, 付波霖¹,
李淑瑾¹, 雷文正¹, 徐嘉盛¹

1. 桂林理工大学 测绘地理信息学院, 桂林 541004;

2. 重庆交通大学 智慧城市学院, 重庆 400074

摘要: 高效准确地获取高空间分辨率的浅海水深能够为海上航运、海洋资源普查与保护等提供数据支持。本文提出了一种引入地理位置特征作为建模要素的水深反演方法, 构建了基于反向传播神经网络 BPNN (Back Propagation Neural Network) 的水深反演模型, 分别利用 Sentinel-2、Landsat 9 等不同的遥感影像, 在中国涠洲岛海域和美国莫洛凯岛海域对本文提出的方法进行精度和适用性检验。结果表明: 在模型筛选过程中发现, 机器学习模型建模精度高于其他所有经验模型, 其中 BPNN 模型建模精度最高。引入地理位置特征后可以很好地提高水深反演精度。实验验证结果发现: 涠洲岛地区反演精度 R^2 从 0.7666 提升到 0.9952, RMSE 从 2.5016 m 减小到 0.3578 m; 莫洛凯岛地区 R^2 也达到了 0.9939, RMSE 从 3.0165 m 减小到 1.0189 m。表明本文构建的水深反演模型精度高、可靠性强、可移植性好, 可以有效地用于浅海测深。此外, 在加入地理位置特征的同时加入植被指数特征并没有取得更好的结果, 反而使模型的建模精度略有降低, 说明盲目地增加建模要素并不能提高模型精度, 应分析各要素之间的自相关性, 进行综合分析取舍建模因子。

关键词: 光学遥感, 近海海域, 地理位置特征, BPNN 模型, 涠洲岛, 莫洛凯岛, 精度验证

中图分类号: P23/P229/P2

引用格式: 高二涛, 周国清, 李佺洋, 李淑娴, 付波霖, 李淑瑾, 雷文正, 徐嘉盛. 2025. 顾及地理位置特征的近海水深遥感反演方法. 遥感学报, 29(8): 2559-2574

Gao E T, Zhou G Q, Li J Y, Li S X, Fu B L, Li S J, Lei W Z and Xu J S. 2025. Remote sensing inversion method for offshore water depth considering geographical location characteristics. National Remote Sensing Bulletin, 29(8): 2559-2574 [DOI:10.11834/jrs.20243537]

1 引言

在海洋信息普查中, 水深测量是最重要的工作之一。浅海水深数据对于海底地貌获取、海上交通运输、海岸线管理与海洋资源保护等都具有重要意义 (Kutser 等, 2020)。目前, 船载单波束/多波束和机载/船载激光雷达等实测设备可以获取较高精度的浅海水深数据 (金鼎坚 等, 2020; Yang 等, 2017; Zhou 等, 2021)。但船载单波束/多波束探测受水深的影响较大, 且投入成本较高, 单次扫描范围有限, 效率低下 (Shang 等, 2019); 激光雷达探测能从某种程度上弥补这些缺点, 但对水质的要求非常高, 受到激光脉冲穿透力的限

制, 不能获取大范围的水深量测数据 (马毅 等, 2018)。卫星测高技术可以获取水深样本点, 通过空间插值来估计海水深度的整体分布 (Yang 等, 2020; Qiao 等, 2017); 合成孔径雷达技术基于浅海海底地形与 SAR 成像机制之间的定量关系, 通过 SAR 图像的仿真模拟, 进而反演出浅海水深 (黄茂苗 等, 2024; 黄韦良 等, 2000; Mishra 等, 2014)。但是, 这些方法在水深获取过程中需要用到的数据源较多, 且在数据处理的过程中存在很多不确定因素影响测量精度, 不适合大尺度的水深测量 (Becker 等, 2009; Costa 等, 2009)。随着遥感传感器的空间分辨率和时间分辨率的不断提

收稿日期: 2024-01-08; 预印本: 2024-03-21

基金项目: 广西科技计划项目 (编号: 2025GXNSFAA069642, 2024GXNSFBA010172); 国家自然科学基金 (编号: 42201463, 42371341); 广西高校中青年教师科研基础能力提升项目 (编号: 2023KY0265); 广西空间信息与测绘重点实验室开放基金 (编号: 21-238-21-26)

第一作者简介: 高二涛, 研究方向为海岸带湿地遥感。E-mail: gaoertao@glut.edu.cn

通信作者简介: 周国清, 研究方向为空间遥感以及激光雷达。E-mail: gzhou@glut.edu.cn

高 (Fu 等, 2022; Gao 和 Zhou, 2023), 遥感技术愈加适用于大范围浅海水深反演 (Yang 等, 2022; 张华国 等, 2023; Zhou 等, 2023)。遥感卫星可以获得大量的大尺度瞬时静态影像, 且能够在的大范围内进行重复观测, 在水体监测方面有着巨大的潜力 (Xu 等, 2022)。根据可见光在水中的传输特性, 遥感水深反演技术可以建立遥感图像与水深关系来模拟整个水域的水深分布 (张春玲 等, 2023)。一般而言, 建立的这种关系越接近, 则获得的水深越可靠, 就越能真实地反应区域的水深分布 (Yang 等, 2022)。

目前, 国内外学者已开展了大量基于遥感影像的水深反演研究。这些方法可以分为理论解析模型、半理论半经验模型和统计模型 3 类 (马毅 等, 2018)。理论解析模型是基于水光场辐射传输方程, 建立光学遥感器接收到的辐亮度与水深和底质反射的解析模型 (Cao 等, 2021)。这类模型精度较高, 物理普适性强, 但是水体光学参数较多, 计算复杂且获取困难, 因此限制了其应用 (段正贤 等, 2023)。半理论半经验又称为传统经验 TE (Traditional Empirical) 模型, 是指使用理论模型和经验参数相结合的方法实现被动光学遥感的水深反演 (沈蔚 等, 2022)。最具代表性的方法是多波段对数线性模型 (Lyzenga) 和双波段对数比值模型 (Stumpf)。Lyzenga 模型是由 Lyzenga (1985) 提出的一种忽略了水体的反射作用, 对传输方程进行简化后的双层流近似模型, 是基于水光场辐射传输方程, 建立光学遥感器接收到的辐亮度与水深和地质反射的解析模型, 这类模型物理普适性强, 已被应用于不同类型的环境和不同钟类的卫星数据 (楚森森 等, 2023; Kanno 等, 2011)。Stumpf 模型使用反射率比值作为基础 (Stumpf 等, 2003), 不同于 Lyzenga 模型, Stumpf 模型结构简单, 涉及参数少, 被广泛用于水深反演, 但 Stumpf 模型忽略了不同水深范围中各波段反射率的敏感性差异 (Jin 等, 2016)。Kanno 和 Tanaka (2012) 对 Lyzenga 模型进行了 3 次扩展, 对两个珊瑚礁进行精度测试, 经过扩展后的模型 RMSE 明显降低, 在所有水深值上扩展后的模型都优于原始 Lyzenga 模型, 但精度容易受到训练数据的影响。Yang 等 (2022) 结合这两种模型的优点提出了一种包含 8 个建模因子的多要素组合模型, 有效地提高了水深反演精度。统计模型是直接建

立遥感图像辐亮度值与实测水深值之间的统计关系, 基本没有考虑水深遥感的物理机制 (He 等, 2023)。近年来, 随着机器学习模型 ML (Machine Learning) 的快速发展, 极大地提升了统计模型的水深反演的效率 (Ai 等, 2020; Mateo 等, 2020; Pahlevan 等, 2020; 王照翻 等, 2023; 郑贵洲 等, 2017)。Liu 等 (2021) 开发了一种自适应混合算法, 该方法能从较浅的区域无缝映射到较深的区域, 显著提高了深度估计的精度。Wan 和 Ma (2021) 使用高分辨率多光谱影像构建了基于反向传播神经网络的具有数据扰动 (DBN-DP) 算法的深度信念网络模型, 并对辛集岛地区进行水深反演, 结果显示其平均相对误差为 12.8%, 平均绝对误差为 1.2 m。综上, 国内外已经对遥感水深反演模型开展了大量的研究, 但是多数研究仅针对单一模型和单一数据源在不同区域的应用进行分析来探索模型的适用性, 或提高一个共同模型中水深反演的精度, 以获得特定区域更好的测深效果。少有深入研究对相同实验条件下的各种水深反演模型的进行总体比较, 尤其是比较 ML 模型和 TE 模型之间的差异、多种数据的光谱分辨率差异并没有直接反映出来, 因此很难客观地理解各种模型的优缺点, 且模型反演精度有限、普适性差。

因此, 本研究为更好地进行水深反演测量以得出可靠性高的水深反演模型, 拟以涠洲岛海域和莫洛凯岛海域为实验区和检验区, 利用 Sentinel-2 影像、Landsat 9 影像、多波束实测水深数据、潮汐数据等, 基于 MATLAB 平台分别构建 ML 模型和 TE 模型, 并定量对比不同模型的精度。并在此基础上选择精度最好的 BPNN 模型, 引入地理位置特征和植被指数等作为建模要素, 探索出最优的水深反演方法, 最后对该方法的精度和可移植性进行检验, 以期服务国家战略需求, 助力海洋资源开发与生态保护提供方案, 为全球海洋信息共享与标准化建设提供技术支撑。

2 研究区概况与数据源

2.1 研究区概况

选择水深变化明显的中国北部湾涠洲岛西侧海域为研究区, 如图 1 (a) 所示。涠洲岛海域风浪较大, 海底地形复杂, 海底底质以火山基岩和珊瑚礁为主 (姜波 等, 2023; 梁文 等, 2021)。研

究区为 21°01′47″N—21°03′26″N，109°03′23″E—109°05′09″E，面积为 3.06 km×3.06 km。研究区水深变化梯度大，最大水深为 24.00 m，平均水深深度为 14.45 m（Zhou 等，2023）。

为验证水深反演方法的可靠性和适用性。实

验还选择美国夏威夷群岛中的莫洛凯岛作为验证区域（图 1（b））。莫洛凯岛位于太平洋中部的夏威夷群岛，海岸线长 142 km，面积 673 km²，全年降水量皆多，近海岸受人类活动影响较小，水体较为清澈。

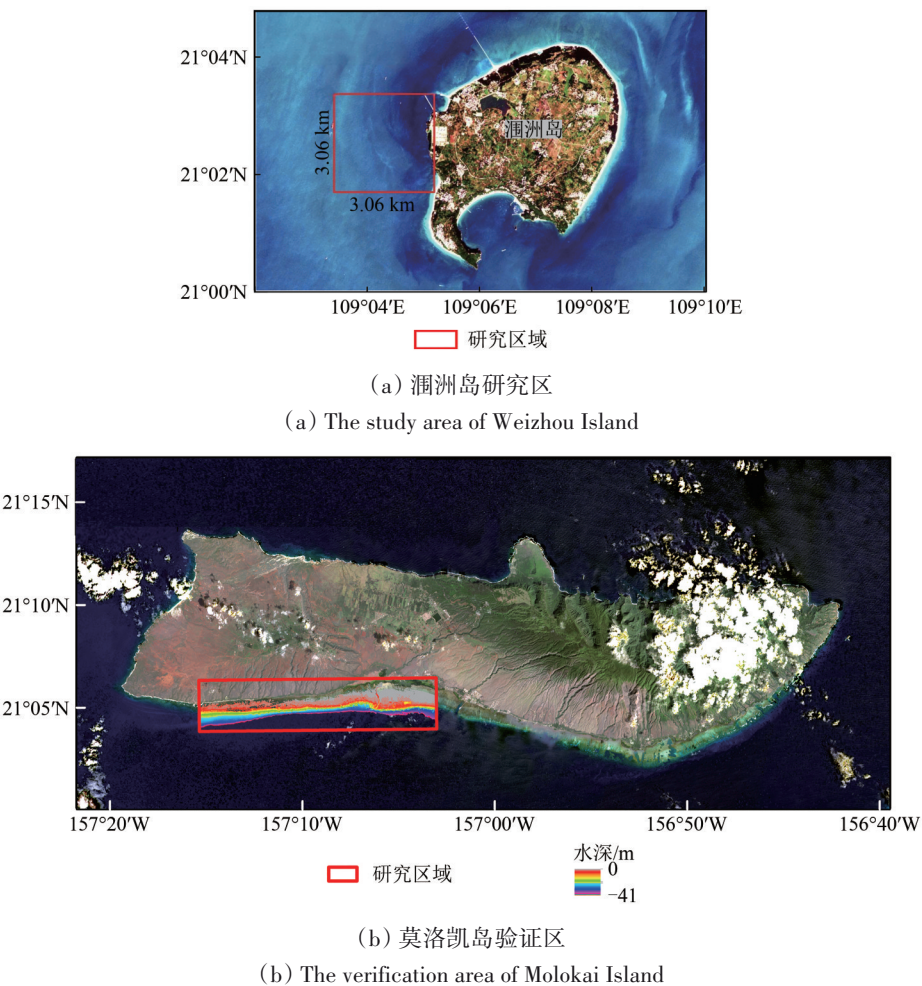


图 1 研究区分布图
Fig. 1 Distribution map of the research area

2.2 数据来源

本研究共下载 3 幅 Sentinel-2 卫星 L1C 级影像，对应的时间分别为 2021-10-24、2021-11-02 和 2021-12-06；1 幅 Landsat 9 L2 级影像，获取时间为 2022-02-24。实验所需的 Sentinel-2 影像数据可从欧洲航天局 ERS（European Space Agency）（<https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home> [2024-01-08]）和美国地质勘探局（USGS）（<https://earthexplorer.usgs.gov/> [2024-01-08]）获取，Landsat 9 L2 影像数据从 USGS 获取。本文使用的实测水深数据分别为多

波束测深数据和激光雷达数据，利用 RESON Seabat 7125 多波束探测系统在 2019-11-03 获取涠洲岛海域多波束实测数据，莫洛凯岛 LiDAR 实测数据为基于 CZMIL 激光雷达系统获得的测深数据（Ramnath 等，2015）。

2.3 数据预处理

利用欧洲航天局官方提供的 Sen2Cor 软件对 Sentinel-2 影像进行大气校正与辐射定标，然后利用 SNAP 对得到的结果进行重采样。Landsat 9 L2

级产品已经过官方的辐射定标和大气校正处理，因此不需要做额外的预处理。

此外，由于受到潮汐的影响，近海岸的水深在不同时间段内存在一定差异。实测的水深数据一般以大地水准面为基准，来计算得到平均海平面到海底之间的距离，因此还需要对实验地区遥感影像成像时刻的实测水深进行潮汐校正。本文通过国家海洋信息中心（[https://www.cnss.com.cn/tide/\[2024-01-08\]](https://www.cnss.com.cn/tide/[2024-01-08])）获取了涠洲岛地区对应遥感影像成像时刻的潮汐数据。潮汐校正的计算公式如下：

$$H = h + T_{\text{refer}} + T \tag{1}$$

式中， H 表示影像获取时刻实际水深值， h 表示在大地水准面下实测水深值； T_{refer} 表示潮汐参考面距离大地水准面的距离，一般为负数， T 表示在影像获取时刻在潮高基准面下的潮汐高度。通过查询在国家海洋信息中心网站得到3幅 Sentinel-2 影像对应时期的潮位分别为 299 cm、404 cm 和 251 cm。

3 研究方法

本文主要通过定量分析遥感影像各波段反射率与水深数据之间的线性相关关系，建立不同要素组合与水深之间的线性和非线性关系。首先，分别构建3种经验模型和两种机器学习模型，对每个模型进行训练和测试，分析精度的变化，比较反演效果，探索最优水深反演模型；其次，引入地理位置特征要素、相关植被指数要素、水体指数要素等加入到最优反演模型，分析评价不同方案的精度差异，寻求最优的浅海水深反演方法；最后，在不同的区域，使用不同的遥感影像和实测水深数据源对所提出的方法进行验证，证明方法的科学性和一般适用能力。本文的技术路线如图2所示。

3.1 建模影像筛选

可见光在水中具有一定的穿透能力，是多光谱水深遥感反演的物理基础。在可见光波段，蓝色和绿色波段具有相对较强的穿透能力，因此常被用在遥感水深反演模型中（Manessa 等，2014）。在整个可见光波段，由于水中黄色物质、叶绿素、含盐量和悬浮物的含量不同，导致不同波段的反射率也存在一定差异（Xia 等，2020）。本研究共

选取3幅 Sentinel-2 的遥感影像进行分析，对应的时间分别 2021-12-06、2021-11-26 和 2021-10-24。分别分析了每幅影像可见光波段 b1、b2、b3、b4 的自然对数和对数比值要素与水深的相关性。如图3所示，同一地区相同深度范围内不同时期的影像与水深均相关性较高的是可见光波段的 $\ln(b1)$ 、 $\ln(b2)$ 和 $\ln(b3)$ 。3个时期各要素与水深的相关性变化趋势大致相同，其中2021-11-26影像（影像2）的各要素与水深的相关性最高。因此，本研究选取2021-11-26的影像作为建模的数据源。

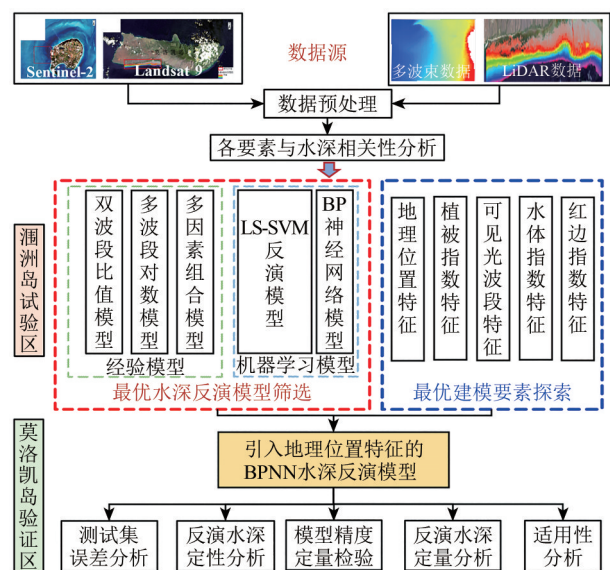


图2 技术路线

Fig. 2 Flowchart of the study

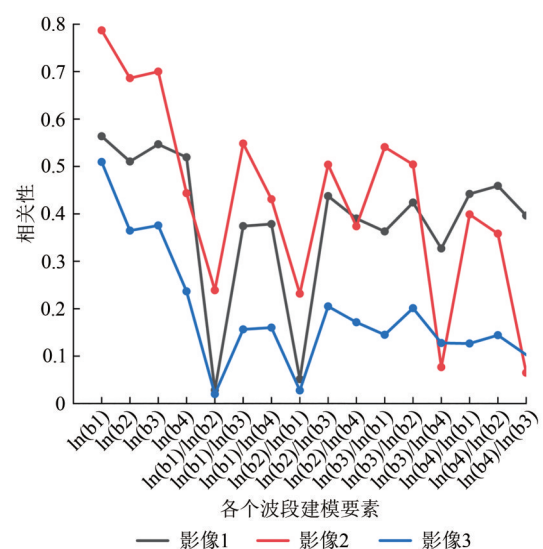


图3 各影像可见光波段要素与水深的相关性

Fig. 3 Correlation between visible-band elements and water depth across multispectral imagery

本文选择建模的 Sentinel-2 影像可见光各个波段反射率与水深之间的关系见图 4。由图 4 (a) 可见：实验水域的水深值主要集中在 0—24 m。对比 4 个波段反射率与水深之间的关系可见：在 0—10 m 水深内，前 3 个波段（波长 430—582 nm）反射率值主要集中在 420—620，b4 波段反射率值相比较低，集中在 180—360，且 4 个波段反射率值分布均较为离散，没有表现出较强的相关性。这可能主要是在近海岸较浅水域内，人类活动较频繁，水中的黄色物质和浮游植物较少，水底地形变化较一致，导致反射率普遍较低且变化不大。

在 10—24 m 水深内，可以看出 4 个波段的反射率随水深的增加而增大，表现出较为明显的正相关线性关系。在 12 m 左右深度内，均出现一个反射率低谷，这是因为随着水域深度加深，可见光的穿透能力下降，反射率电磁波减少。随着深度加深，海底浮游植物和黄色物质增加，反射率提高。同时在这个水深范围内，绿光 b3 的反射率变化跨度范围最大且反射率最高，360—800，其次为蓝光波段 b2，410—720。这说明蓝光和绿光对 10—25 m 水深最为敏感，因此本文所构建的所有模型的建模要素均包含蓝、绿波段。

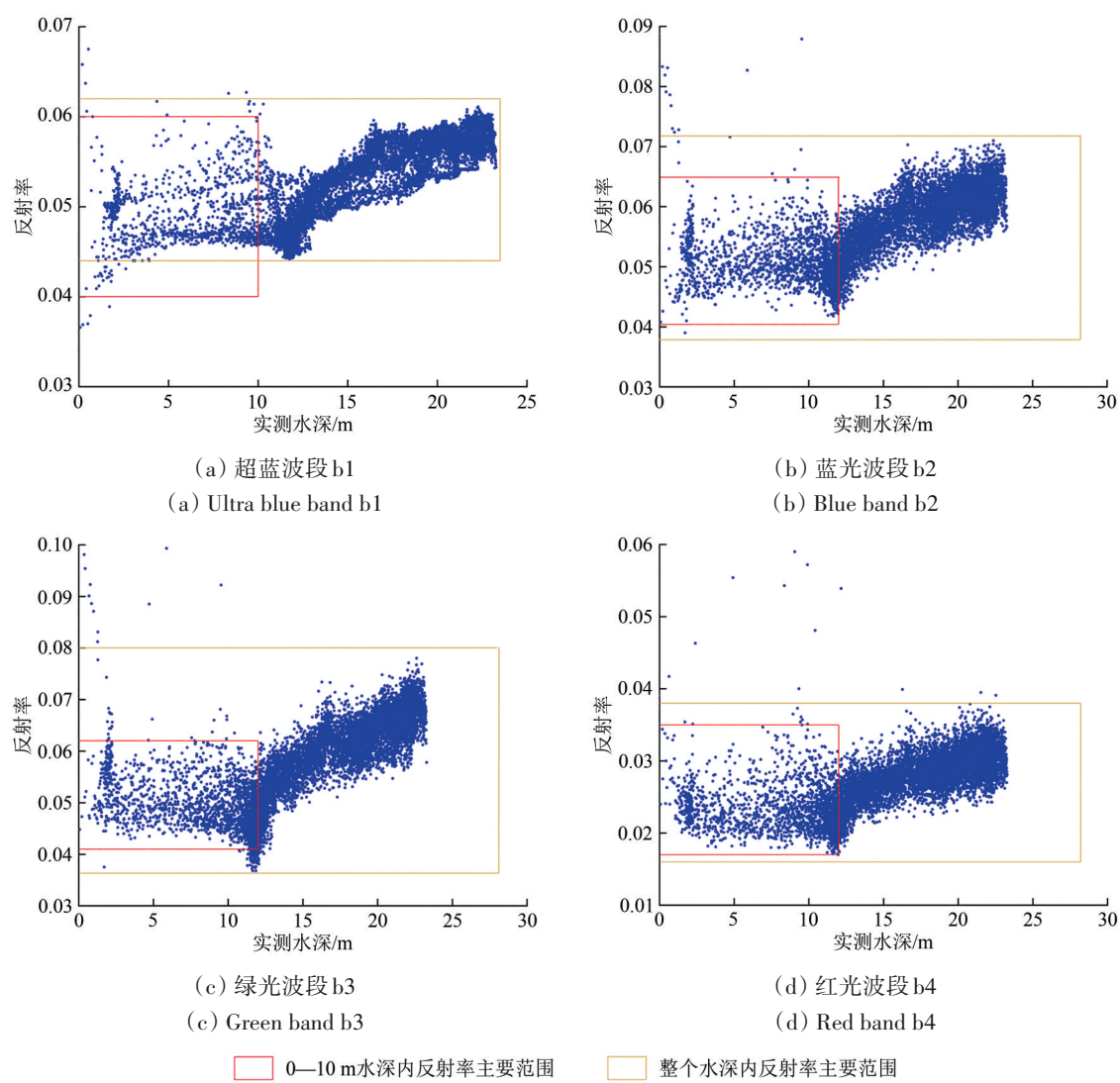


图 4 Sentinel-2 影像可见光 4 个波段反射率与水深之间的关系
Fig. 4 The relationship between the reflectance of the four visible light bands of the Sentinel-2 image and the water depth

3.2 模型构建及最优模型筛选

在遥感水深反演中，模型的选择将直接影响反演的精度，因此，需要探讨不同反演模型的可

靠性及精度。本文主要通过选择与水深相关性较高的要素，分别建立经验模型和机器学习模型并对比分析它们之间的精度差异。在此基础上选择

经验模型中常用的且具有代表性的双波段对数比值模型 (Stumpf)、多波段对数模型 (Lyzenga)、多要素组合线性回归模型 (MLR), 以及机器学习模型中的 BPNN 模型、最小二乘支持向量机模型 LS-SVM (Least Squares Support Vector Machines) 等 5 个水深反演模型进行定量分析, 所有的模型训练和测试都在 MATLAB 2022a 内完成。

Stumpf 模型通过建立水深与反射带之间的线性关系来减少水深辐亮值与传感器获取辐亮值之间的差异, 其公式表达如下:

$$h = m_1 \frac{\ln(nL(\lambda_i))}{\ln(nL(\lambda_j))} - m_0 \quad (2)$$

式中, h 为水深值, m_1 为斜率常数, m_0 水深为 0 m 时的偏移量。表示由 n 个要素所组成的 m 个样本, $L(\lambda_i)$ 与 $L(\lambda_j)$ 分别代表波段 i 和波段 j 的反射率。

Lyzenga 模型通过使用多个波段的反射率来作为训练数据来构造预测水深的函数。结合尽可能多的可见光波段, 一定程度上避免了水光学特性的损失, 减少了水底物质类型变化对预测深度的影响。其公式表达如下:

$$h = a_0 + a_i \ln(L(\lambda_i) - L_\infty(\lambda_i)) \quad (3)$$

式中, h 为水深值, $L(\lambda_i)$ 表示波段 i 的反射率, $L_\infty(\lambda_i)$ 表示波段 i 在深水区所对应的反射率, a_0 和 a_i 表示模型系数, N 为选择参与建模的波段数。

多要素组合线性回归模型 (MLR) 由 Yang 等 (2022) 提出。该模型既考虑了所有可见光波段来避免水的光学特性损失, 又加入多个对数比值要素以尽可能减少水深辐亮值与传感器获取辐亮值之间的差异。具体公式表达如下:

$$h = a_0 + a_1 \ln(b_1) + a_2 \ln(b_2) + a_3 \ln(b_3) + a_4 \ln(b_4) + a_i \sum_{i=1}^4 \frac{\ln(b_i)}{\ln(b_j)} \quad (4)$$

式中, h 为水深值, b_i 表示波段 i 的反射率, a_i 为回归系数。该模型共选择 4 个双波段比值要素作为建模输入变量, 具体选择方法根据各波段两两的对数比值结果与深水之间的相关性而确定。在 4 个波段两两对数比值的 12 个要素中, 选择与水深相关性最高的 4 个作为建模输入变量。

BPNN 是由输入层、中间层 (也称为隐含层) 和输出层组成的多层反向传播网络模型。每一层由几个节点 (也称为神经元) 组成, 同一层中的节点不被连接, 相邻层中的任何两个节点都被连接 (连接强度用权重表示)。输入变量经过两次变换得到与隐含层节点数相同组输出结果, 然后计算结果与真实值之间的误差, 通过改正函数计算权值、阈值改正数并后向反馈调整权值矩阵和阈值。如此迭代计算, 最终得到最优权值矩阵和阈值向量, 并完成 BPNN 的构建。如图 5 所示, 为 BPNN 模型反演水深的示意图。

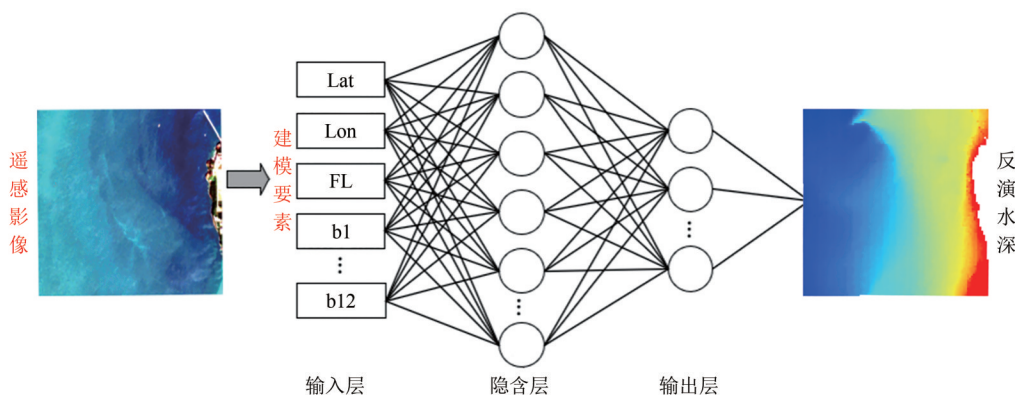


图 5 BPNN 模型示意图

Fig. 5 Schematic of BPNN model

LS-SVM 模型是由 Suykens 和 Vandewalle (1999) 提出的一种机器学习算法。其将 SVM 模型中不等式约束条件转化为等式约束条件, 并且使用最小二乘线性系统取代二次规划作为损失函数, 是一种较为成熟且常用的机器学习模型。

为了定量评价传统模型 (Stumpf、Lyzenga、MLR) 与机器学习模型 (BPNN、LS-SVM) 的精度, 本文选择与 MLR 模型相同的要素作为机器学习模型的建模因子, 各模型选择用于建模的要素如表 1 所示。

表1 5种模型的建模要素
Table 1 Modeling elements for each model

模型	建模要素
Stumpf	$\ln(b1)/\ln(b3)$
Lyzenga	$\ln(b1), \ln(b2), \ln(b3), \ln(b4)$
MLR	$\ln(b1), \ln(b2), \ln(b3), \ln(b4), \ln(b1)/\ln(b3), \ln(b1)/\ln(b4), \ln(b2)/\ln(b3), \ln(b2)/\ln(b4)$
BPNN	与MLR相同
LS-SVM	与MLR相同

本次实验选择的建模精度评价指标有：决定系数 (R^2)、均方根误差 (RMSE)、平均绝对值误差 (MAE)、平均相对误差 (MAPE) 和相关系数 (r)。通过这些评价指标，定量对比5种模型的精度，进而选择精度最高的模型进行后续实验。

3.3 引入地理位置特征的最优水深反演方法探索

在确定好最优水深反演模型后，为了进一步提升模型反演精度，本文重点对建模要素进行了改进。主要通过大量建模要素的引入，构建多种要素组合的水深反演方案，并定量对比不同方案的反演精度，进而筛选出最优水深反演方案。本文使用的建模要素除可见光外波段外，还引入了 Sentinel-2 影像其他全部波段、改进的归一化水体指数 MNDWI (Modified Normalized Difference Water Index)、红边叶绿素植被指数 RECI (Red Edge Clre Index)、归一化差值水分指数 NDWI (Normalized Difference Water Index)，以及地理位置特征 (包含每个样本像元的经纬度、像元至水边线的距离) 等参与建模。

3.3.1 水边线地理位置提取

水边线 FL (Flowage Line) 是指水体与陆地的分界线。目前最常用的方法是使用归一化差分水体指数 (NDWI) 来提取水边线。该指数利用水体对电磁波具有较强的吸收能力而导致反射率较低这一特性，可以增强水体信息，以达到区分水体和陆地的目的。因此，本研究利用 NDWI 来提取 Sentinel-2 影像水边线。

考虑到已拥有实验区域的多波束实测水深数据，因此使用实测数据来获取该区域的水边线理论上会具有更高的精度。但通过观察发现，实测

水深在 0 m 附近的点很少，很难拟合成一条完整的曲线。因此，本研究综合利用 NDWI 提取的水边线和水深在 0—0.1 m 的实测点来拟合出水边线 (图6)。具体拟合流程如下：(1) 将 NDWI 线要素转换为点要素，并计算得到每个点的经纬度坐标；(2) 将水边线上所有点和 ±0.1 范围内实测水深点的经纬度导入 MATLAB 中；(3) 遍历所有 NDWI 水边线点，在一定范围内搜索距离最近的实测水深点，取 2 点连线的中点作为新的水边线点；(4) 计算完成，得到水边线上所有点对应的坐标。本研究将各样本点与水边线的最短距离作为建模要素。

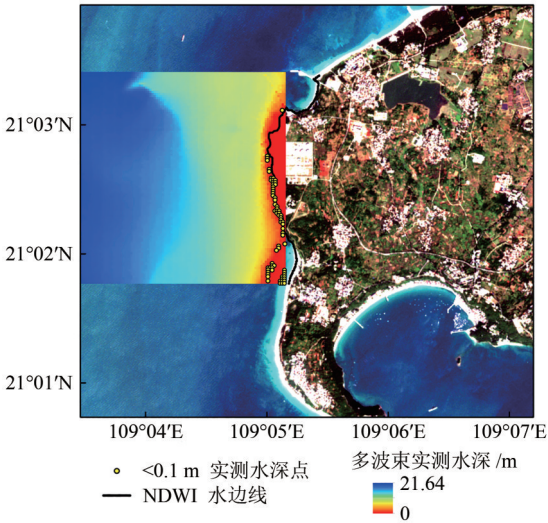


图6 北部湾涠洲岛西侧NDWI水边线和多波束0—0.1 m 实测水深

Fig. 6 The NDWI waterline and multi-beam measured 0–0.1 m water depth on the west side of Weizhou Island in Beibu Gulf

3.3.2 最优反演方案探索

为了探索不同建模要素对建模精度的影响情况，在已有研究 (Yang 等, 2022) 基础上，选用了精度可靠且较为常用的建模要素进行建模，并在此基础上逐步添加新的要素来提升模型反演精度。共设计6种建模要素组合方案，各方案建模要素如表2所示。方案1选择的建模要素与 MLR 模型相同，方案2在方案1的基础上增加了经纬度要素和各像元至水边线的距离，方案3在方案2的基础上添加了部分植被指数要素。方案4使用 Sentinel-2 所有波段进行建模，方案5和方案6依次在方案4的基础上添加经纬度、水边线距离和植被指数等。

表2 6种建模方案的要素组合
Table 2 Six combinations of modeling elements

模型方案	选择要素
方案1	ln(b1)、ln(b2)、ln(b3)、ln(b4)、ln(b1)/ln(b3) ln(b1)/ln(b4)、ln(b2)/ln(b3)、ln(b2)/ln(b4)
方案2	Lat、Lon、FL、ln(b1)、ln(b2)、ln(b3)、ln(b4)、ln(b1)/ln(b3) ln(b1)/ln(b4)、ln(b2)/ln(b3)、ln(b2)/ln(b4)
方案3	Lat、Lon、FL、ln(b1)、ln(b2)、ln(b3)、ln(b4)、ln(b1)/ln(b3)、 ln(b1)/ln(b4)、ln(b2)/ln(b3)、ln(b2)/ln(b4)、 MNDWI、RECI、NDWI
方案4	b1、b2、b3、b4、b5、b6、b7、b8、b8A、b9、b11、b12
方案5	Lat、Lon、FL、b1、b2、b3、b4、b5 b6、b7、b8、b8A、b9、b11、b12
方案6	Lat、Lon、FL、b1、b2、b3、b4、b5、b6、b7、b8、b8A、b9、b11、 b12、MNDWI、RECI、NDWI

4 实验结果与可靠性验证

4.1 最优模型筛选结果

本研究以涠洲岛西侧海域为实验区，综合利用筛选后的 Sentinel-2 影像和实测多波束数据，基于 MATLAB 平台对 Stumpf、Lyzenga、MLR、BPNN、LS-SVM 等 5 个水深反演模型进行定量分析，5 个模型的建模精度计算结果如图 7 所示。3 种传统经验模型中，MLR 模型的精度最好，Stumpf 模型的精度最低。Stumpf 模型的 R^2 仅为 0.31，RMSE 达到 4.32 m，该模型虽然选择了两个波段进行建模，但经过对数比值后仅有一个要素，不足以提供更多的与水深相关的信息，因此建立的一元线性回归模型精度不高；Lyzenga 模型的 R^2 为 0.61，RMSE 约为 3.25 m，精度几乎是 Stumpf 模型的两倍，是由于该模型选择可见光的所有波段进行建模，更加充分利用了可见光能穿透水体的物理特性，因此得到的建模精度相比较较高；而 MLR 模型综合了 Stumpf 模型和 Lyzenga 模型的优势，选择了所有可见光波段和 4 个对数比值要素，综合更多与水深相关的信息，因此得到的模型精度最高。BPNN 和 LS-SVM 2 种机器学习模型中，两者 R^2 分别为 0.7666 和 0.6726，RMSE 分别为 2.5016 m 和 2.9843 m，相差较小，但 BPNN 模型建模精度相对更高。

为进一步分析各模型的稳定性和鲁棒性，本

研究绘制了 5 个水深反演模型实测水深值与反演水深值散点图（图 8）。可见对每个模型来说，越接近直线 $y=x$ 的点表示反演结果越好，这样的点越多表示测量值与预测值的相关性越高，误差越小，预测深度的稳定性越强。散点图大致分布在直线 $y=x$ 两边，预测值与测量值较为吻合；5 个模型的拟合曲线均在直线 $y=x$ 下方且斜率值 <1 ，说明反演水深值整体而言低于实测水深值，其中 BPNN 与直线 $y=x$ 最为接近。其中：在 0—10 m 水深，5 个模型的绝大多数离散点都普遍集中在直线 $y=x$ 上方，预测值偏大，出现较多异常值，误差较大且没有明显的线性关系；在 10—24 m 水深内，离散点大致分布在拟合曲线两边，预测误差较小且表现出较强的相关性，没有明显的异常值，说明这 5 种模型在较深水域的反演结果更好。在 0—10 m 水深内，水体物质含量和水底变化特征不明显，可见光各波段反射率与水深之间没有明显的线性关系，因此反演结果较差。分析产生这种结果的原因如下：首先，在两个水深范围内，可见光与水深之间的关系可能完全不同，因此使用同一个方法建立全水深范围内的水深反演模型会导致建立的模型存在一定偏差；其次，本次实验所选水域的水深大多集中在 10—24 m，对于 0—10 m 的样本数量较少，可能导致得到反演模型结果不那么准确。

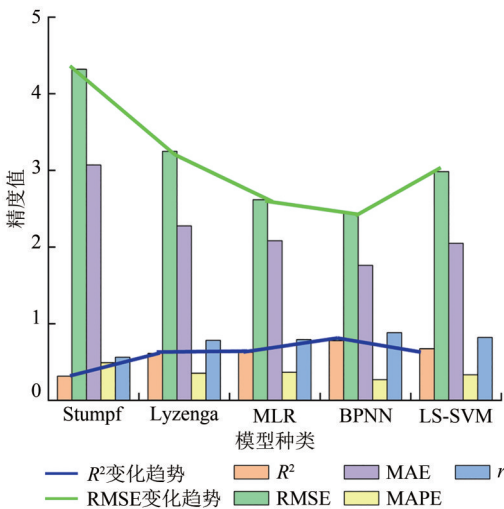


图7 各模型建模精度统计直方图
Fig. 7 Histogram of modeling accuracy statistics across different models

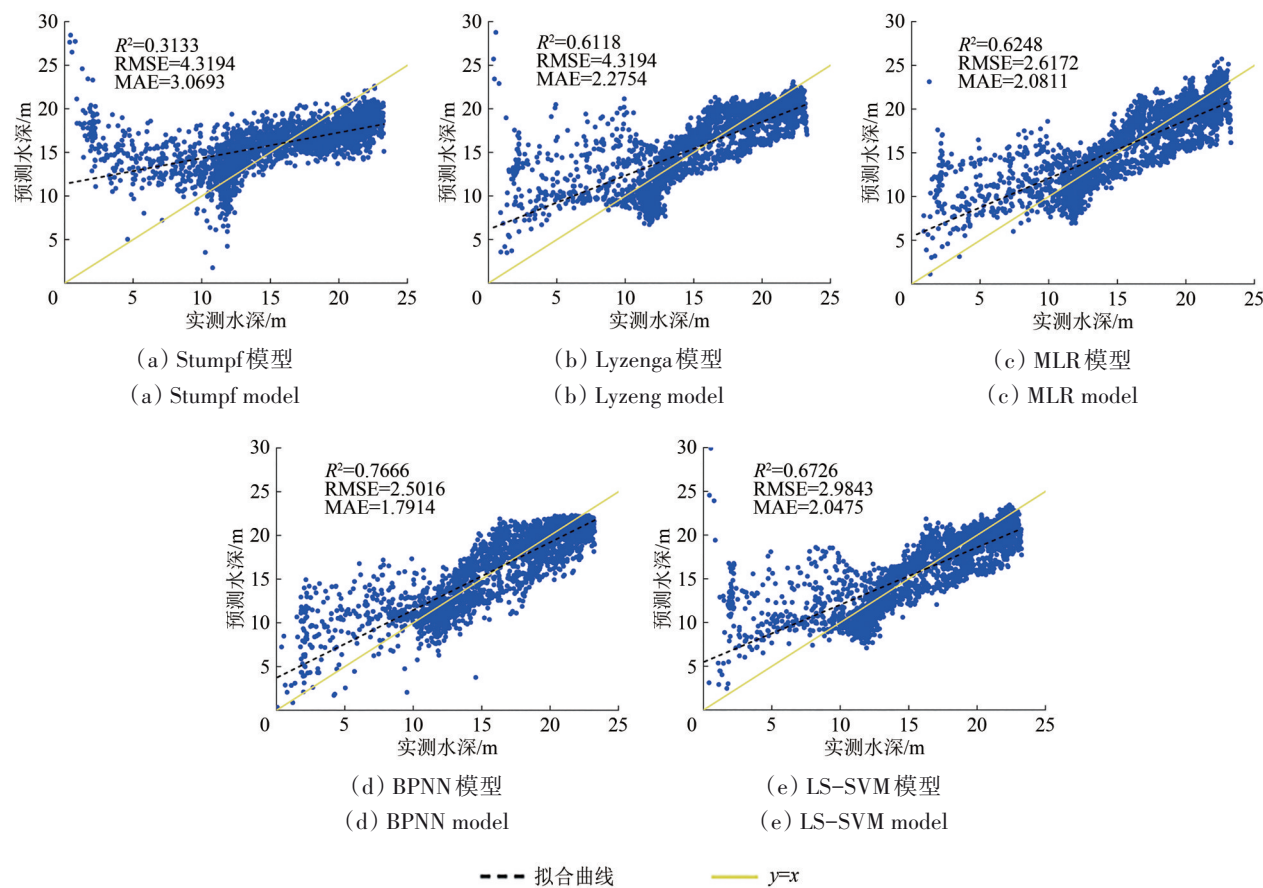


图8 5种模型反演结果与实测水深值相关性比较

Fig. 8 Comparison of the correlation between the inversion results of the five models and the measured water depth values

总体来说，机器学习模型的建模效果优于传统模型，其中BPNN模型的反演精度最高。因此，本文将在BPNN模型的基础上，引入更多与水深相关的要素参与建模，构建更高精度的水深反演方法。

4.2 引入地理位置特征后模型反演精度

通过定量对比5种常见模型，本文选择精度较好的BPNN模型进行建模要素改进，共设计了6种建模要素组合方案，各方案建模要素如表2所示。通过试错法对比不同要素的建模误差，最终设置神经网络的隐含层节点数为输入层节点数的2倍加1；输入层至隐含层的激活函数为Sigmoid函数，后向反馈使用梯度下降法。学习速率设置为0.0001，最大迭代次数为1000次，训练最小目标误差为0.00000001。6种建模方案精度统计结果图9所示。在使用Sentinel-2所有波段作为建模要素，建模精度也得到有效提高（方案1和方案4），但是提高幅度不及引入地理位置特征要素提高的大

（方案2、方案5和方案6）。各模型的MAE变化趋势与RMSE相同，说明各精度评价指标准确可靠。

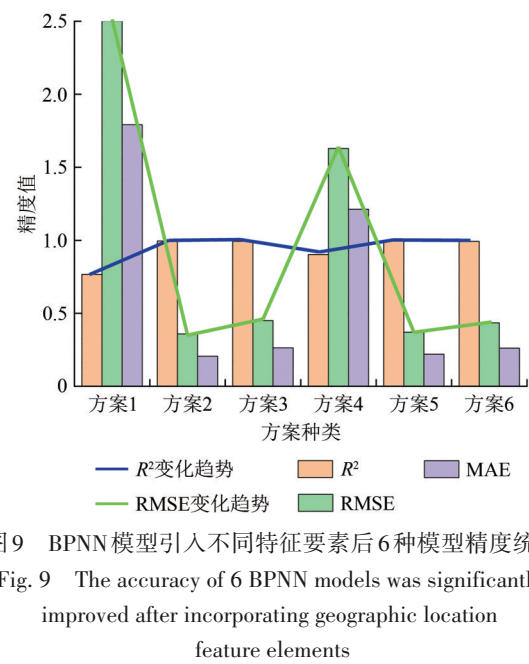


图9 BPNN模型引入不同特征要素后6种模型精度统计

Fig. 9 The accuracy of 6 BPNN models was significantly improved after incorporating geographic location feature elements

为进一步对比分析各方案的稳定性和反演能力,实验绘制了不同方案反演水深与实测水深之间的散点图。由图10可见:除方案1外,BPNN模型的各方案散点图的拟合曲线几乎均与直线 $y=x$ 重合。方案2和方案5这两种模型的拟合效果最好,说明在加入地理位置特征要素后,模型的建模精度得到很大提高,这可能是因为研究区域水深本身具有一定的空间连续性,呈梯度变化,沿远离海岸方向逐渐变大,在平行海岸线方向变化不大的原因。在精度最高的方案2和方案5中可以发现,

反演结果中仍有少量异常点,其最大误差为2 m左右,这可能是因为遥感影像中一些其他地物产生的异常反射率的影响,如海面上的船只和实验区域海边码头的栈桥,由于样本量相对很少,在选择建模时并未剔除。通过对比两种模型方案2与方案3,方案5与方案6可以看出,引入相关的植被指数因子并不能提高模型的精度反而使模型的稳定性降低,说明盲目地增加建模因子的数量并不能取得更好的效果。

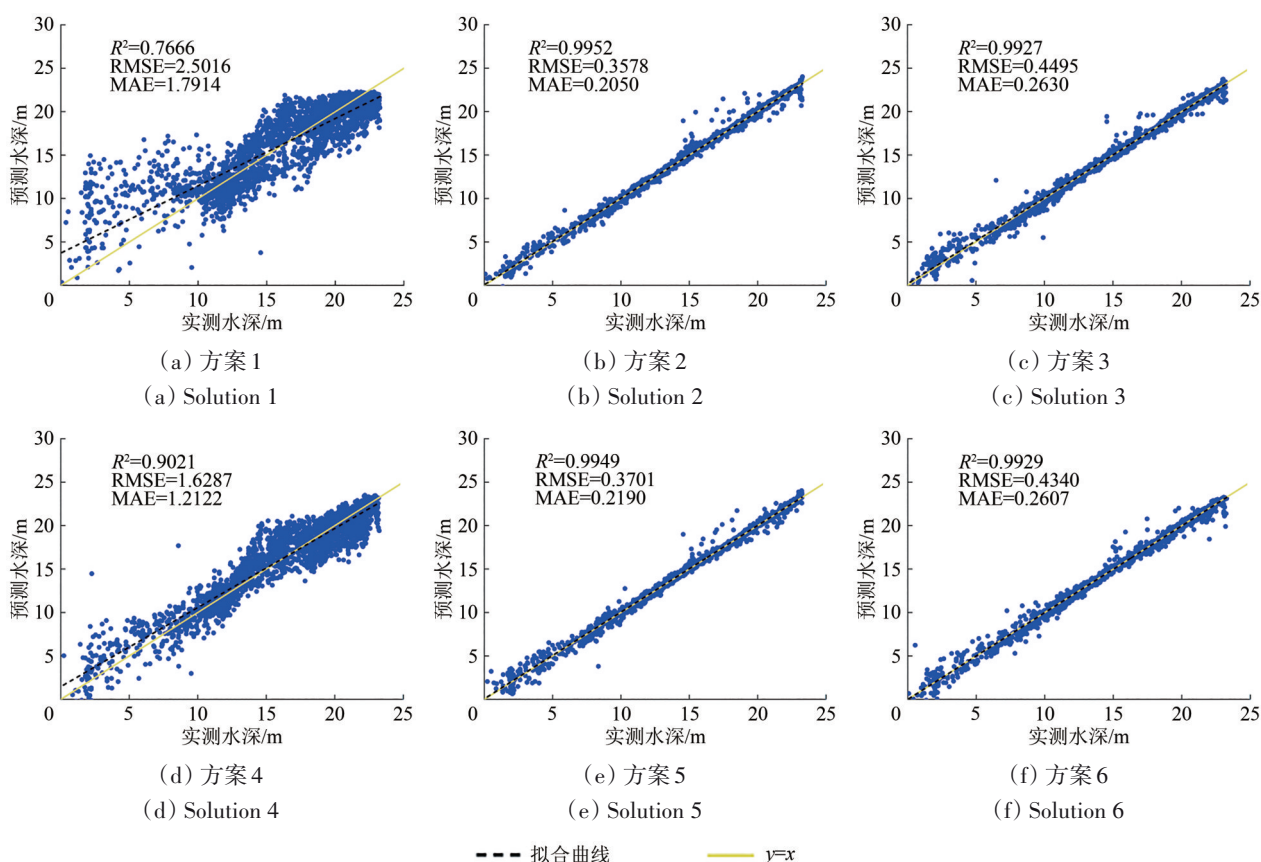


图10 6种BPNN方案反演水深与实测水深散点图

Fig. 10 Scatter plots of inverted water depth and measured water depth for six BPNN schemes

4.3 模型可靠性及适用性检验

4.3.1 涠洲岛海域反演的空间分布

利用本文改进的最优BPNN水深反演模型(方案5),将Sentinel-2影像上实验区域对应所有像元的相关要素提取出来并输入模型进行反演,并将反演结果与实测水深对比,结果见图11。可见本文改进后的水深反演方法很好地反演出水深分布变化,反演结果平滑,水深梯度变化明显,与实测水深结果较为一致。通过反演水深与实测水深做

差发现,两者整体之间的偏差较小,在水边线附近地区差异稍大。可能是因为本研究提取的水边线是一个范围,并没有精确到0 m水深位置所导致。

4.3.2 莫洛凯岛海域反演的空间分布

为了验证方法的稳定性,实验数据更换为LiDAR实测水深和Landsat 9影像,同样引入地理位置特征作为建模要素。结合实测水深数据,提取研究区域中正负0.1 m范围内的实测点和NDWI遥感影像水边线,得到结果如图12所示。

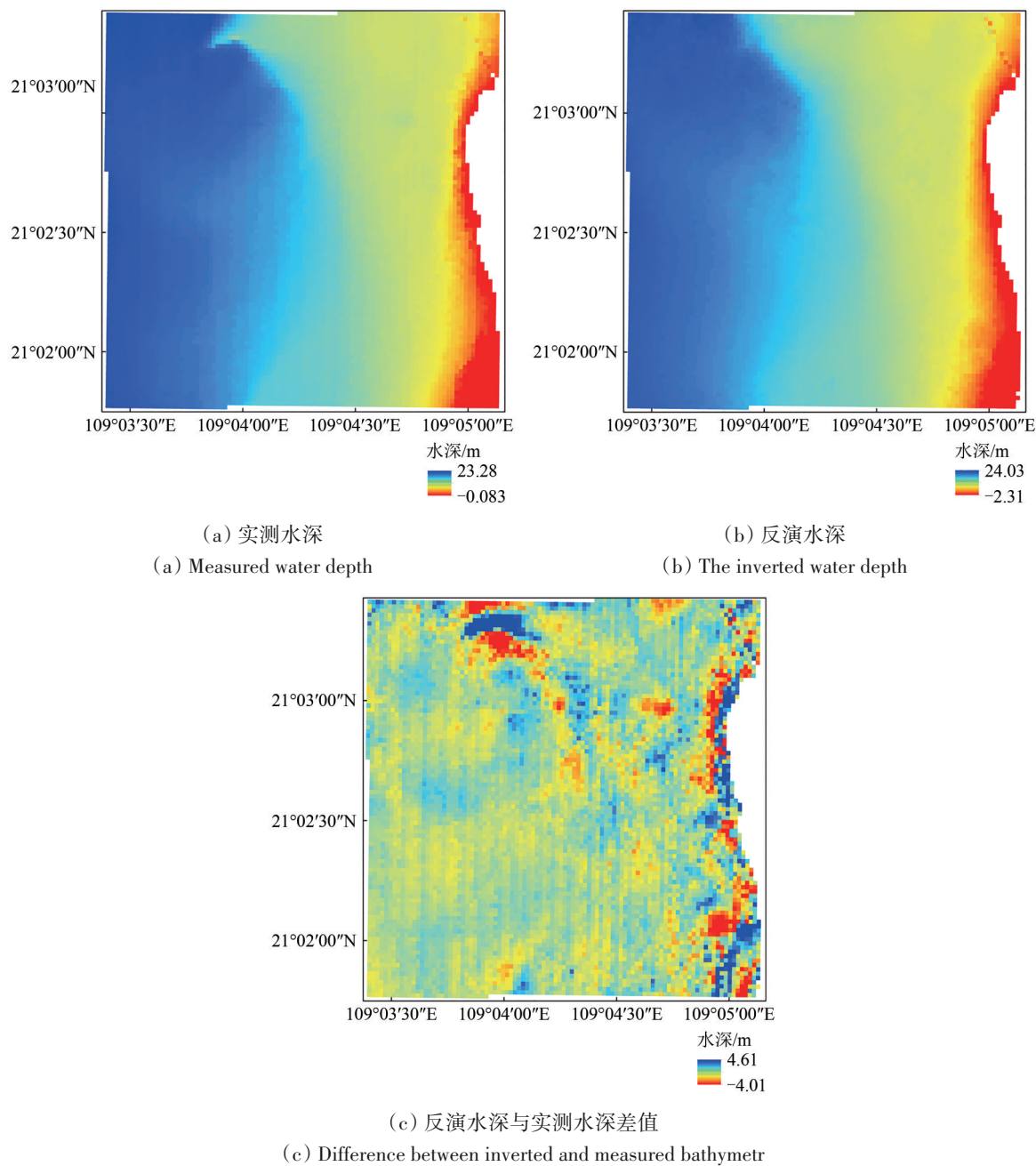


图 11 最优方案反演水深与实测水深对比

Fig. 11 Comparison between measured water depth and the inverted water depth of optimal model

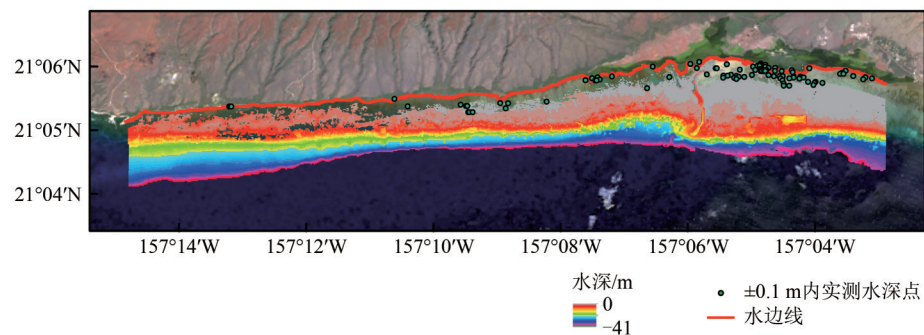


图 12 遥感水边线和±0.1 m 范围内实测水深分布

Fig. 12 The remote sensing water boundary line and measured water depth within ± 0.1 m

实验区域 30 m 空间分辨率下共 38128 个像元，使用其中的 70% 用于建模，剩下 30% 测试模型精度。通过试错法对比不同参数的建模误差，最终设置神经网络的隐含层节点数为输入层节点数的 2 倍加 1。输入层至隐含层的激活函数为 Sigmoid 函数，后向反馈使用梯度下降法，学习速率设置为 0.0001，最大迭代次数为 1000 次，训练最小目标误差为 0.00000001。最终得到的反演精度如表 3 所示。绘制反演水深与实测水深之间的散点图如图 13 所示。

对比可知，在引入地理特征要素后，模型的精度得到了很大提高， R^2 达到了 0.99 以上，RMSE

从 3.0165 m 减小到 1.0189 m，MAE 从 1.75 m 减小到 0.64 m 左右。反演水深值基本均匀分布在直线 $y=x$ 两侧，拟合曲线几乎与直线 $y=x$ 重合。说明本文所提出的引入地理特征作为建模要素的方法稳定可靠，适用性强。

表 3 引入地理位置特征前后的精度对比
Table 3 Comparison of accuracy before and after introducing geographical location features

建模方案	建模精度		
	R^2	RMSE/m	MAE/m
改进前	0.9463	3.0165	1.7539
改进后	0.9939	1.0189	0.6406

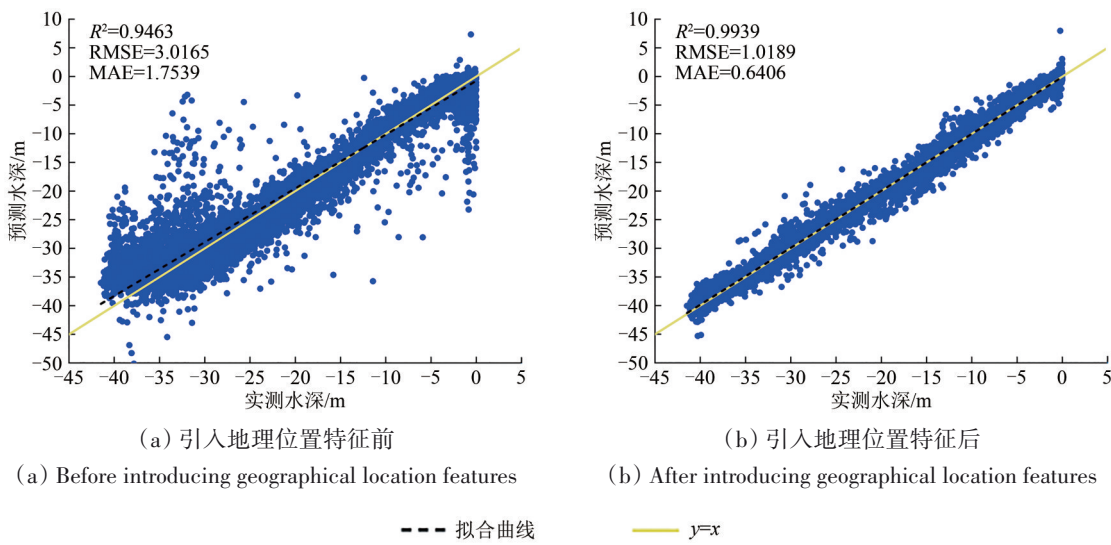
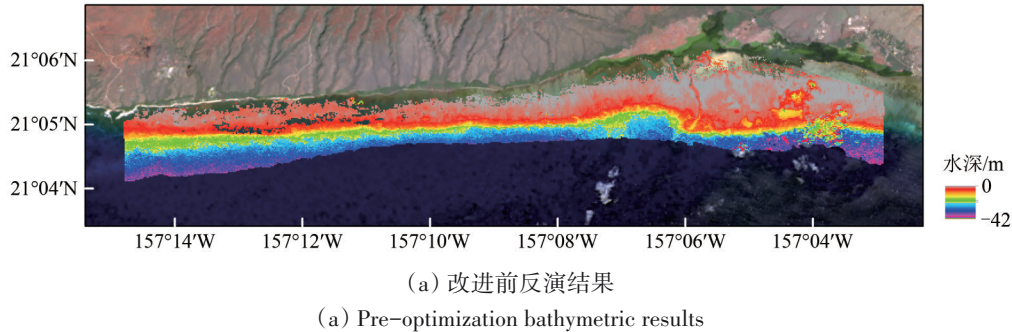


图 13 引入地理位置特征前后反演水深与实测水深散点图

Fig. 13 Scatter plot of inverted water depth and measured water depth before and after introducing geographical location features

将 Landsat 9 影像上验证区域对应所有像元的相关要素提取出来并输入模型进行反演，在去除异常值后，得到反演水深图如图 14 所示。通过反

演水深图可以看出，水深变化平滑，异常值更少，水深的梯度变化明显。验证结果表明，本文所提出的水深反演方案精度高、可靠性好、适用性广。



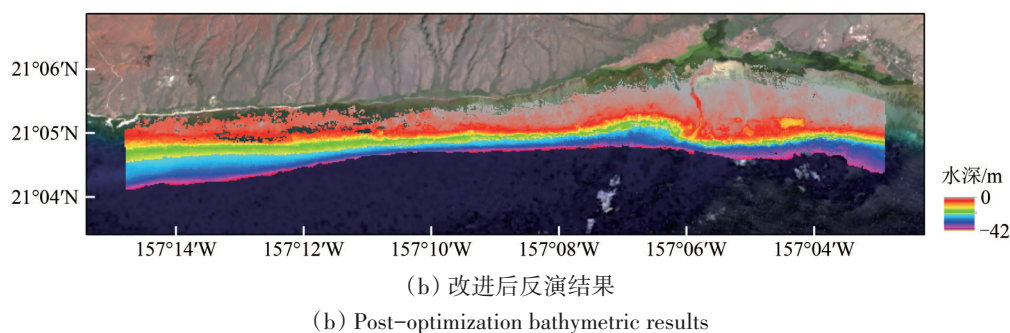


图14 引入地理位置特征前后的反演结果对比

Fig. 14 Comparison of bathymetric retrieval results before and after incorporating geospatial features

5 结 论

为了提升可见光遥感水深反演精度，本文提出引入地理位置特征作为建模要素参与反演，并定量对比了不同模型、不同建模方案的精度，最后分别在涠洲岛和莫洛凯岛实验区对引入地理位置特征的BPNN模型的精度和可靠性进行了检验。结果发现，从整体水深反演结果来看，机器学习模型反演的水深图像更加平滑，精度也更高。在引入地理位置特征后，在不同数据、不同实验区，BPNN模型均取得了准确的结果，表明了本文所提出的引入地理位置特征参与水深反演的方法精度可靠、适用性强。

此外，本文实验也存在一定的不足，虽然在引入地理位置特征因素后取得了较好的反演效果，但是对于海岸线较为复杂的区域，水边线的精确提取存在一定困难。同时，浅海地区的水深还与海水中叶绿素浓度、黄色物质、海底底质等要素有关，在后续的实验中应综合考量这些因素。

参考文献(References)

- Ai B, Wen Z, Wang Z H, Wang R F, Su D P, Li C M and Yang F L. 2020. Convolutional neural network to retrieve water depth in marine shallow water area from remote sensing images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13: 2888-2898 [DOI: 10.1109/jstars.2020.2993731]
- Becker J J, Sandwell D T, Smith W H F, Braud J, Binder B, Depner J, Fabre D, Factor J, Ingalls S, Kim S H, Ladner R, Marks K, Nelson S, Pharaoh A, Trimmer R, Von Rosenberg J, Wallace G and Weatherall P. 2009. Global bathymetry and elevation data at 30 arc seconds resolution: *srtm30_plus*. *Marine Geodesy*, 32(4): 355-371 [DOI: 10.1080/01490410903297766]
- Cao B, Deng R R, Zhu S L, Liu Y M, Liang Y H and Xiong L H. 2021.

Bathymetric retrieval selectively using multiangular high-spatial-resolution satellite imagery. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14: 1060-1074 [DOI: 10.1109/JSTARS.2020.3040186]

- Chu S S, Cheng L, Cheng J, Zhang X D and Liu J M. 2023. Shallow water bathymetry using remote sensing based on spectral stratification. *Haiyang Xuebao*, 45(1): 125-137 (楚森森, 程亮, 程俭, 张雪东, 刘晋铭. 2023. 基于光谱分层的浅海水深遥感反演方法. *海洋学报*, 45(1): 125-137) [DOI: 10.12284/hyxb2023024]
- Costa B M, Battista T A and Pittman S J. 2009. Comparative evaluation of airborne LiDAR and ship-based multibeam SoNAR bathymetry and intensity for mapping coral reef ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, 113(5): 1082-1100 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.01.015]
- Duan Z X, Zuo X L, Yu K F, Su F Z, Zang S L, Qin B N and Wu H S. 2023. Optimal bathymetry retrieval method for coral reef habitats based on icesat-2 and gf-1 under geomorphic zoning. *Scientia Geographica Sinica*, 43(9): 1640-1648 (段正贤, 左秀玲, 余克服, 苏奋振, 臧声琳, 覃宾妮, 吴会胜. 2023. 地貌分带下基于icesat-2与gf-1的珊瑚礁水深遥感优化反演方法. *地理科学*, 43(9): 1640-1648) [DOI: 10.13249/j.cnki.sgs.2023.09.014]
- Fu B L, He X, Yao H, Liang Y Y, Deng T F, He H C, Fan D L, Lan G W and He W. 2022. Comparison of RFE-DL and stacking ensemble learning algorithms for classifying mangrove species on UAV multispectral images. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 112: 102890 [DOI: 10.1016/j.jag.2022.102890]
- Gao E T and Zhou G Q. 2023. Spatio-temporal changes of mangrove-covered tidal flats over 35 years using satellite remote sensing images: a case study of Beibu gulf, China. *Remote Sensing*, 15(7): 1928 [DOI: 10.3390/rs15071928]
- He C L, Jiang Q G, Tao G F and Zhang Z C. 2023. A convolutional neural network with spatial location integration for nearshore water depth inversion. *Sensors*, 23(20): 8493 [DOI: 10.3390/s23208493]
- Huang M M, Wei Y L, Tang Z Y, Liu H, Yuan W X and Yuan X Z. 2024. Retrieval of shallow water depths from sentinel-1 images based on a gradient boosting decision tree model. *Marine Sciences*, 48(4): 1-17 (黄茂苗, 魏永亮, 唐泽艳, 刘浩, 袁文泉, 袁新哲.

2024. 基于梯度提升决策树模型的 sentinel-1 图像浅海水深反演. 海洋科学, 48(4): 1-17 [DOI: 10.11759/hyxx20221121001]
- Huang W G, Fu B, Zhou C B, Yang J S, Shi A Q and Li D L. 2000. Simulation of optimal synthetic aperture radar (SAR) parameters for mapping underwater bottom topography. Journal of Remote Sensing (in Chinese), 4(3): 172-177 (黄韦良, 傅斌, 周长宝, 杨劲松, 史爱琴, 厉冬玲. 2000. 星载 SAR 水下地形和水深遥感的最佳雷达系统参数模拟. 遥感学报, 4(3): 172-177 [DOI: 10.11834/jrs.20000302])
- Jiang B, Ding J, Fang Y Z, Wu G W, Wang X Y and Cui L. 2023. Off-shore wind energy and wave energy resource valuation in Weizhou island. Acta Energiac Solaris Sinica, 44(10): 461-466 (姜波, 丁杰, 方舫洲, 吴国伟, 汪小勇, 崔琳. 2023. 涠洲岛海洋风能和波浪能资源评估. 太阳能学报, 44(10): 461-466 [DOI: 10.19912/j.0254-0096.tynxb.2022-0860])
- Jin D J, Wu F, Yu K, Li Q, Zhang Z G, Zhang Y J, Zhang W K, Li Y Z, Ji X Y, Gao Y, Li J and Gong J H. 2020. Large-scale application test and evaluation of an airborne lidar bathymetry system—a case study in China's coastal zone. Infrared and Laser Engineering, 49(S2): 20200317 (金鼎坚, 吴芳, 于坤, 李奇, 张宗贵, 张永军, 张文凯, 李勇志, 冀欣阳, 高宇, 李京, 龚建华. 2020. 机载激光雷达测深系统大规模应用测试与评估——以中国海岸带为例. 红外与激光工程, 49(S2): 20200317 [DOI: 10.3788/IRLA20200317])
- Jin M R, Liu Z, Liu X Y, Yan H, Han X, Qiu Y and Zhu Z Z. 2016. Does intraoperative navigation improve the accuracy of pedicle screw placement in the apical region of dystrophic scoliosis secondary to neurofibromatosis type i: comparison between o-arm navigation and free-hand technique. European Spine Journal, 25(6): 1729-1737 [DOI: 10.1007/s00586-015-4012-0]
- Kanno A, Koibuchi Y and Isobe M. 2011. Shallow water bathymetry from multispectral satellite images: extensions of lyzenga's method for improving accuracy. Coastal Engineering Journal, 53(4): 431-450 [DOI: 10.1142/s0578563411002410]
- Kanno A and Tanaka Y. 2012. Modified lyzenga's method for estimating generalized coefficients of satellite-based predictor of shallow water depth. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 9(4): 715-719 [DOI: 10.1109/lgrs.2011.2179517]
- Kutser T, Hedley J, Giardino C, Roelfsema C and Brando V E. 2020. Remote sensing of shallow waters – A 50 year retrospective and future directions. Remote Sensing of Environment, 240: 111619 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111619]
- Liang W, Zhou H L, Wang X and Yu K F. 2021. Studies on scleractinian coral community structure characteristics in the southwest seawaters of the Weizhou island. Haiyang Xuebao, 43(11): 123-135 (梁文, 周浩郎, 王欣, 黄荣永, 余克服. 2021. 涠洲岛西南部海域造礁石珊瑚的群落结构特征分析. 海洋学报, 43(11): 123-135 [DOI: 10.12284/hyxb20211150])
- Liu Y M, Tang D L, Deng R R, Cao B, Chen Q D, Zhang R H, Qin Y and Zhang S Q. 2021. An adaptive blended algorithm approach for deriving bathymetry from multispectral imagery. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 14: 801-817 [DOI: 10.1109/jstars.2020.3034375]
- Lyzenga D R. 1985. Shallow-water bathymetry using combined lidar and passive multispectral scanner data. International Journal of Remote Sensing, 6(1): 115-125 [DOI: 10.1080/01431168508948428]
- Ma Y, Zhang J, Zhang J Y, Zhang Z and Wang J J. 2018. Progress in shallow water depth mapping from optical remote sensing. Advances in Marine Science, 36(3): 331-351 (马毅, 张杰, 张靖宇, 张震, 王锦锦. 2018. 浅海水深光学遥感研究进展. 海洋科学进展, 36(3): 331-351 [DOI: 10.3969/j.issn.1671-6647.2018.03.001])
- Manessa M D M, Kanno A, Sekine M, Ampou E E, Widagti N, As-Syakur A R. 2014. Shallow-water benthic identification using multispectral satellite imagery: investigation on the effects of improving noise correction method and spectral cover. Remote Sensing, 6(5): 4454-4472 [DOI: 10.3390/rs6054454]
- Mateo-Pérez V, Corral-Bobadilla M, Ortega-Fernández F and Vergara-González E P. 2020. Port bathymetry mapping using support vector machine technique and sentinel-2 satellite imagery. Remote Sensing, 12(13): 2069 [DOI: 10.3390/rs12132069]
- Mishra M K, Ganguly D, Chauhan P and Ajai. 2014. Estimation of coastal bathymetry using RISAT-1 C-band microwave SAR data. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 11(3): 671-675 [DOI: 10.1109/lgrs.2013.2274475]
- Pahlevan N, Smith B, Schalles J, Binding C, Cao Z G, Ma R H, Alikas K, Kangro K, Gurlin D, Hà N, Matsushita B, Moses W, Greb S, Lehmann M K, Ondrusek M, Oppelt N and Stumpf R. 2020. Seamless retrievals of chlorophyll-*a* from sentinel-2 (MSI) and sentinel-3 (OLCI) in inland and coastal waters: a machine-learning approach. Remote Sensing of Environment, 240: 111604 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111604]
- Qiao B J, Zhu L P, Wang J B, Ju J T, Ma Q F and Liu C. 2017. Estimation of lakes water storage and their changes on the northwestern Tibetan Plateau based on bathymetric and Landsat data and driving force analyses. Quaternary International, 454: 56-67 [DOI: 10.1016/j.quaint.2017.08.005]
- Ramnath V, Feygels V, Kalluri H and Smith B. 2015. CZMIL (coastal zone mapping and imaging lidar) bathymetric performance in diverse littoral zones//OCEANS 2015-MTS/IEEE Washington. Washington: IEEE: 1-10 [DOI: 10.23919/OCEANS.2015.7404574]
- Shang X D, Zhao J H and Zhang H M. 2019. Obtaining high-resolution seabed topography and surface details by co-registration of side-scan sonar and multibeam echo sounder images. Remote Sensing, 11(12): 1496 [DOI: 10.3390/rs11121496]
- Shen W, Meng R, Lian K F, Rao Y L, He L H and Ji Q. 2022. Comparison of four machine learning models for remote sensing water depth inversion. Hydrographic Surveying and Charting, 42(5): 68-72 (沈蔚, 孟然, 栾奎峰, 饶亚丽, 郝李华, 纪茜. 2022. 4种遥感水深反演机器学习模型的比较. 海洋测绘, 42(5): 68-72 [DOI: 10.3969/j.issn.1671-3044.2022.05.014])
- 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(1part2): 547-556

- [DOI: 10.4319/lo.2003.48.1_part_2.0547]
- Suykens J A K and Vandewalle J. 1999. Least squares support vector machine classifiers. *Neural Processing Letters*, 9(3): 293-300 [DOI: 10.1023/A:1018628609742]
- Wan J X and Ma Y. 2021. Shallow water bathymetry mapping of Xinji island based on multispectral satellite image using deep learning. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 49(9): 2019-2032 [DOI: 10.1007/s12524-020-01255-9]
- Wang Z F, Ma Z C, Xiong Z Z, Sun T C, Huang Z H, Fu D H, Chen L, Xie F, Xie C R and Chen S. 2023. Assessment of multi-spectral imagery and machine learning algorithms for shallow water bathymetry inversion. *Tropical Geography*, 43(9): 1689-1700 (王照翻, 马梓程, 熊忠招, 孙天成, 黄赞慧, 符钉辉, 陈靛, 谢菲, 谢翠容, 陈思. 2023. 多光谱遥感数据与多类型机器学习算法的浅海水深反演方法评价. *热带地理*, 43(9): 1689-1700) [DOI: 10.13284/j.cnki.rddl.003742]
- Xia H Y, Li X R, Zhang H G, Wang J, Lou X L, Fan K G, Shi A Q and Li D L. 2020. A bathymetry mapping approach combining log-ratio and semianalytical models using four-band multispectral imagery without ground data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(4): 2695-2709 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2953381]
- Xu J S, Zhou G Q, Su S K, Cao Q B and Tian Z. 2022. The development of a rigorous model for bathymetric mapping from multispectral satellite-images. *Remote Sensing*, 14(10): 2495 [DOI: 10.3390/rs14102495]
- Yang F L, Su D P, Ma Y, Feng C K, Yang A X and Wang M W. 2017. Refraction correction of airborne LiDAR bathymetry based on sea surface profile and ray tracing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(11): 6141-6149 [DOI: 10.1109/tgrs.2017.2721442]
- Yang H, Ju J T, Guo H L, Qiao B J, Nie B K and Zhu L P. 2022. Bathymetric inversion and mapping of two shallow lakes using sentinel-2 imagery and bathymetry data in the central Tibetan Plateau. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 15: 4279-4296 [DOI: 10.1109/JSTARS.2022.3177227]
- Yang N, Li J H, Mo W B, Luo W J, Wu D, Gao W C and Sun C H. 2020. Water depth retrieval models of east Dongting lake, China, using GF-1 multi-spectral remote sensing images. *Global Ecology and Conservation*, 22: e01004 [DOI: 10.1016/j.gecco.2020.e01004]
- Zhang C L, Li Y Z, Zhang G and Qiu Z G. 2023. Shallow water depth measurement based on fusion of active and passive optical satellite remote sensing data. *Bulletin of Surveying and Mapping*, (10): 117-122 (张春玲, 李由之, 张刚, 邱振戈. 2023. 主被动光学卫星遥感数据融合浅海水深测量. *测绘通报*, (10): 117-122) [DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2023.0305]
- Zhang H G, Ma Y H, Li D L, Cao W T and Wang J. 2023. Retrieval and assessment of island shallow water depth without ground data from the HY-1C/D CZI multispectral imagery. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(1): 116-127 (张华国, 马蕴涵, 厉冬玲, 曹雯婷, 王隼. 2023. HY-1C/D 卫星 CZI 数据的岛礁浅海水深遥感无控反演能力评估. *遥感学报*, 27(1): 116-127) [DOI: 10.11834/jrs.20235006]
- Zheng G Z, Le X D, Wang H P and Hua W H. 2017. Inversion of water depth from WorldView-02 satellite imagery based on BP and RBF neural network. *Earth Science*, 42(12): 2345-2353 (郑贵洲, 乐校冬, 王红平, 花卫华. 2017. 基于 WorldView-02 高分影像的 BP 和 RBF 神经网络遥感水深反演. *地球科学*, 42(12): 2345-2353) [DOI: 10.3799/dqkx.2017.552]
- Zhou G Q, Li C Y, Zhang D J, Liu D Q, Zhou X and Zhan J. 2021. Overview of underwater transmission characteristics of oceanic LiDAR. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14: 8144-8159 [DOI: 10.1109/jstars.2021.3100395]
- Zhou G Q, Su S K, Xu J S, Tian Z and Cao Q B. 2023. Bathymetry retrieval from spaceborne multispectral subsurface reflectance. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 16: 2547-2558 [DOI: 10.1109/JSTARS.2023.3249789]

Remote sensing inversion method for offshore water depth considering geographical location characteristics

GAO Ertao¹, ZHOU Guoqing¹, LI Jiyang², LI Shuxian¹, FU Bolin¹, LI Shujin¹,
LEI Wenzheng¹, XU Jiasheng¹

1. College of Geomatics and Geoinformation, Guilin University of Technology, Guilin 541004, China;
2. School of Smart City, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China

Abstract: Bathymetric maps with high spatial resolution can display topographic details and provide data support for maritime navigation, coastline management, and marine resource utilization and development.

This study conducted experiments in the sea areas of Weizhou Island in China and Molokai Island in USA. With the support of Sentinel-2 and Landsat-9 images, a water depth inversion method was proposed first, which incorporates geographic location features as modeling

elements. Then, an optimal water depth inversion model based on a Back Propagation Neural Network (BPNN) was constructed. Finally, different remote sensing data were used to perform accuracy tests of the inversion method proposed in this paper in various sea areas.

During model selection, machine learning models consistently outperformed empirical models across all accuracy metrics. The BPNN model exhibits the highest modeling accuracy in machine learning models. In addition, the machine learning model is more stable, its inversion of the water depth map can better invert the actual water depth change in the experimental area, and its inversion image is smoother. The introduction of geographic location features can significantly improve the accuracy of water depth inversion. Experimental results have shown that the inversion accuracy in the Weizhou Island was improved from an R^2 value of 0.7666 to 0.9952, and the RMSE was reduced from 2.5016 m to 0.3578 m. As a validation experiment, the R^2 value in the Molokai Island area was 0.9939, and the RMSE decreased from 3.0165 m to 1.0189 m. At the same time, the introduction of geographic location features can also eliminate the influence of some clouds and fog on remote sensing images, with more accurate water depth inversion results being generated.

The conclusion demonstrated that, using all bands of the image for modeling, the inversion of the water depth map is smoother. This method can better invert regional bathymetry trends, with fewer outliers and more accurate inversion results. After geographic location features were incorporated, the addition of vegetation index features did not yield better results. Instead, it slightly decreased the modeling accuracy of the model. Therefore, analyzing the autocorrelation between each element and making comprehensive decisions on modeling factors are important. In summary, the water depth inversion model constructed in this study has high accuracy, strong reliability, and good portability. It can be effectively used to measure shallow sea depth.

Key words: optical remote sensing, offshore waters, geographic location characterization, BPNN model, Weizhou Island, Molokai Island, accuracy validation

Supported by Guangxi Science and Technology Base and Talent Project (No. 2025GXNSFAA069642, 2024GXNSFBA010172); National Natural Science Foundation of China (No. 42201463, 42371341); Guangxi University Young- and Middle-Aged Teachers' Basic Scientific Research Ability Improvement Project (No. 2023KY0265); Guangxi Key Laboratory of Spatial Information and Geomatics Fund (No. 21-238-21-26)