

基于自适应经验半解析模型的无控水深反演方法 —以中国南海为例

王浩, 黄文骞*, 吴迪, 程益锋

海军大连舰艇学院军事海洋与测绘系, 辽宁 大连 116018

摘要 卫星水深反演作为声学测量的一种补充手段在争议岛礁区发挥着重大作用。但由于实测水深数据的缺失和多光谱影像可见光波段数的限制,传统经验模型和半解析模型都无法使用。为此针对只有 3 个可见光波段的遥感影像,提出一种不需要实测水深数据的自适应经验半解析模型。新模型根据联合半解析模型和两种经验模型得到的部分像素水深,协同自适应线性比值模型可以确定出最终结果。使用 Sentinel-2 影像(空间分辨率为 10 m)在甘泉岛和浪花礁对 AESM、Log_ratio 模型和 L-S(Log-ratio and Semianalytical)模型展开测试,将计算结果与水深数据进行比对。结果表明,新模型的均方根误差(RMSE)在甘泉岛和浪花礁分别为 1.14 m 和 1.55 m,反演精度稍优于使用 200 个水深数据训练的 Log_ratio 模型,相比于同样不需要水深数据的 L-S 模型,RMSE 分别减少了 0.12 m 和 1.25 m。

关键词 海洋光学; 海洋测深; Sentinel-2; 无水深控制点; 自适应计算

中图分类号 P237; TP79

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202242.0601002

Bathymetry Inversion Method Based on Adaptive Empirical Semi-Analytical Model without *in situ* Data-A Case Study in South China Sea

Wang Hao, Huang Wenqian*, Wu Di, Cheng Yifeng

Department of Military Oceanography and Hydrography, Dalian Naval Academy, Dalian, Liaoning 116018, China

Abstract As a supplementary means of acoustic measurement, satellite depth inversion plays an important role in disputed islands and reefs. However, due to the lack of measured water depth data and the limitation of the number of visible light segments in multi-spectral images, the traditional empirical model and semi-analytical model can not be used. Aiming at the remote sensing images with only three visible bands, an adaptive empirical semi-analytical model without measured water depth data is proposed. The new model is based on the partial pixel water depth obtained by the joint semi-analytical model and two empirical models, and the cooperative adaptive linear ratio model can determine the final result. The Sentinel-2 image (spatial resolution is 10 m) is used to test the AESM model, Log_ratio model and Log-ratio and Semianalytical (L-S) model in Ganquan island and Langhua reef, and the calculated results are compared with the water depth data. The results show that the root mean square error (RMSE) of the new model is 1.14 m in Ganquan island and 1.55 m in Langhua reef, respectively. The inversion accuracy of the new model is slightly better than that of the Log_ratio model trained with 200 water depth data. Compared with the L-S model, which also does not require water depth data, the RMSE of the new model is reduced by 0.12 m and 1.25 m, respectively.

Key words oceanic optics; bathymetry; Sentinel-2; no *in situ* data; adaptive computing

1 引言

浅海水深数据对航行安全和海岸带管理具有重

要的意义。传统的船载水深测量和机载激光测深能够获取高精度的浅海水深数据,但成本较高,而对于存在争议的地区或他国占领的岛屿,水深现场测量

收稿日期: 2021-08-16 修回日期: 2021-09-09; 录用日期: 2021-10-08

基金项目: 国家自然科学基金(41871295)

通信作者: *hwenqian@163.com

无法开展^[1]。遥感影像通过非接触的方式以较低的成本提供了更高的空间覆盖率和时间分辨率^[2],因此利用光学卫星来探测水深无疑是传统手段的有效补充。

通过光学卫星来反演水深的模型主要包括经验模型和半解析模型。经验模型通过一个或多个可见光波段的光谱信息与实测水深来建立统计关系,进而反演水深。经验模型因具有结构简洁和操作容易的优点而得到广泛应用^[3-7],但该模型也存在不足:一是模型的通用性较差,基本只适用于建立模型的数据范围;二是水深数据不可靠或缺失的偏远地区,该模型无法使用。虽然目前可以通过 Icesat-2 等星载激光卫星来获取条带式分布的浅海水深数据,但考虑到卫星波束垂轨间距较大且存在固定不变的参考轨迹,很多远海岛礁都没有测线经过^[8],因此对于部分远海岛礁水深的探测仍然无法通过这种方式来开展。与经验模型不同,半解析模型^[9-10]在求解的过程中不需要实测水深数据,但考虑到该模型的未知参数较多,需要足够多的波段进行逐像素的光谱匹配,这大大增加了模型的解算时间。此外当可见光波段数减少时,半解析模型的不确定性会增加,这也是限制其在多光谱数据中展开应用的原因。随着技术的发展,应用到 Landsat 和 WorldView 8 波段多光谱影像的改进算法被提出^[11-14]。然而当影像缺少近岸波段的影像时,反演结果在深水区会产生较大的偏差^[15]。因此,在没有实测水深数据的情况下,对只有 3 个可见光波段的遥感影像进行水深反演是目前热点问题。近年来, Xia 等^[16]针对 3 个可见光波段的影像提出 L-S (Log-ratio and Semianalytical) 反演模型,该模型将原本独立计算的像素通过水深建立起联系,认为当半解析模型解算的深度和蓝绿波段遥感反射率之比的相关性最大时即可得到最终结果。然而考虑到悬浮物和光学特性垂直的变化,实际深度和波段比值的相关系数几乎不可能为 1。该相关系数受外部环境的影响,在某些情况下当相关系数相对较小时,选取相关系数的极值作为判定条件反而会增大误差,因此该模型在某些场景中可能并不稳定。

为此本文针对只有 3 个可见光波段的遥感影像,设计了一种自适应经验半解析无控水深反演模型(AESM)。本文以 Sentinel-2(波段的分辨率为 10 m)为数据源,在甘泉岛和浪花礁中对该模型进行测试,并与 L-S 模型和 Log_ratio 模型进行对比,从而对该模型的有效性进行验证。

2 方法介绍与反演流程

2.1 传统水深反演模型的介绍

2.1.1 半解析模型

半解析模型的具体表达式^[10]为

$$r_{rs}^{(m)}(\lambda) \approx r_{rs}^{(dp)}(\lambda) \left\{ 1 - \exp \left\{ - \left[\frac{1}{\cos \theta_s} + \frac{D_u^{(c)}(\lambda)}{\cos \theta_v} \right] k_d(\lambda) Z \right\} \right\} + \frac{\rho(\lambda)}{\pi} \exp \left\{ - \left[\frac{1}{\cos \theta_s} + \frac{D_u^{(b)}(\lambda)}{\cos \theta_v} \right] k_d(\lambda) Z \right\}, \quad (1)$$

式中: $r_{rs}^{(m)}(\lambda)$ 为模型次表层遥感反射率, λ 为可见光波长; $r_{rs}^{(dp)}(\lambda)$ 为光学深水区次表层遥感反射率; $D_u^{(c)}(\lambda)$ 和 $D_u^{(b)}(\lambda)$ 分别为水体和底质散射的光程延长系数; θ_s 和 θ_v 分别为下表面太阳天顶角和下表面天底视场角; $k_d(\lambda)$ 为水体的辐射慢衰减系数; Z 为水深; $\rho(\lambda)$ 为与环境有关的参数,表示底部光谱反射率,该值在不同像素间具有高度的异质性。其中 $r_{rs}^{(dp)}(\lambda)$ 、 $D_u^{(c)}(\lambda)$ 、 $D_u^{(b)}(\lambda)$ 和 $k_d(\lambda)$ 是与表观光学性质有关的参数,它们由海洋中辐射场分布及海水固有光学性质决定,与反射率无关。以上参数可进一步表示为

$$\begin{cases} D_u^{(c)}(\lambda) \approx 1.03[1 + 2.4u(\lambda)]^{0.5} \\ D_u^{(b)}(\lambda) \approx 1.10[1 + 5.0u(\lambda)]^{0.5}, \\ \rho(\lambda) = B\rho_{normal} \end{cases}, \quad (2)$$

$$\begin{cases} r_{rs}^{(dp)}(\lambda) \approx [0.084 + 0.17u(\lambda)]u(\lambda) \\ u(\lambda) = \frac{b_b(\lambda)}{a(\lambda) + b_b(\lambda)} \\ k_d(\lambda) = a(\lambda) + b_b(\lambda) \end{cases}, \quad (3)$$

$$\begin{cases} b_b(\lambda) = b_{bw}(\lambda) + b_{bp}(\lambda) \\ a(\lambda) = a_w(\lambda) + a_\varphi(\lambda) + a_g(\lambda) \end{cases}, \quad (4)$$

$$\begin{cases} a_\varphi(\lambda) = [a_0 + a_1 \ln(P)]P \\ a_g(\lambda) = G \exp[-0.014(\lambda - 440)] \\ b_{bp}(\lambda) = X \left(\frac{550}{\lambda} \right)^Y \end{cases}, \quad (5)$$

式中: $u(\lambda)$ 为固有光学参数; $a(\lambda)$ 为水体吸收系数; $a_w(\lambda)$ 为纯水吸收系数; $a_\varphi(\lambda)$ 为浮游植物吸收系数; $a_g(\lambda)$ 为黄色物质吸收系数; $b_b(\lambda)$ 为后向散射系数; $b_{bw}(\lambda)$ 为纯水后向散射系数; $b_{bp}(\lambda)$ 为悬浮颗粒物后向散射系数; B 为 550 nm 深的海底反射率; ρ_{normal} 为归一化海底光谱反射率; Y 为颗粒物后向散射光谱的斜率,根据 Huang 等^[17]的计算该值约为 0.6787; $P = a_\varphi(440)$; $G = a_g(440)$; $X = b_{bp}(550)$ 。 $a_w(\lambda)$ 、 $b_{bw}(\lambda)$ 、 a_0 和 a_1 都是与波长有关的经验参数,均可通过文献^[18-19]获得。经以上分析,

$r_{rs}^{(m)}(\lambda)$ 可表示为

$$r_{rs}^{(m)}(\lambda) = f(P, G, X, B, Z). \quad (6)$$

由(6)式可知, $r_{rs}^{(m)}(\lambda)$ 由 P 、 G 、 X 、 B 和 Z 共同决定, 在反演过程中利用非线性优化算法进行计算。当像元可见光各个波段的次表层遥感反射率 $r_{rs}(\lambda)$ 与模型次表层遥感反射率 $r_{rs}^{(m)}(\lambda)$ 的差最小时, 即可同时确定以上 5 个参数(该方法在本文中统一称为光谱匹配)。该过程可表示为

$$\min \left\{ \sum_{i=1}^n [r_{rs}^{(m)}(\lambda_i) - r_{rs}(\lambda_i)]^2 \right\}^{0.5}, \quad (7)$$

式中: n 为影像可见光波段数。值得注意的是, 当可见光波段数小于未知参数时, (6)式会形成病态方程并存在多个数值解, 求解的准确性也会随之下降。

2.1.2 Dual band 模型

Dual band 模型能较好地纠正不同底质对水深反演造成的影响, 适合在海底类型多样的浅海区域使用, 表达式^[5]为

$$Z = aX_1 + bX_2 + c,$$

$$X_{i'} = \ln[r_{rs}(\lambda_{i'}) - r_{rs}^{(dp)}(\lambda_{i'})], i' = 1, 2, \quad (8)$$

式中: a 、 b 和 c 为经验回归系数, 可通过实测水深和次表层遥感反射率的统计回归分析得到; λ_1 和 λ_2 分别代表蓝绿波段。

2.1.3 IOPLM

IOPLM(Inherent Optical Parameters Linear Model)^[7]是将 $r_{rs}^{(dp)}(\lambda)$ 和蓝绿波段固有光学属性的关系迁移到光学浅水区, 认为光学浅区的 $r_{rs}(\lambda)$ 和蓝绿波段固有光学属性仍然具有这种统计关系, 然后根据水深和水体固有光学参数的关系所建立的模型。文献[7]的实验结果表明, 该模型的反演性能优于 Log_ratio 模型, 表达式为

$$Z = m_0 \frac{u(\lambda_1)}{u(\lambda_2)} + m_1, \quad (9)$$

式中: m_0 和 m_1 为 IOPLM 的回归系数; $u(\lambda_1)$ 和 $u(\lambda_2)$ 分别为蓝绿波段固有光学参数, 该值与遥感次表层反射率的关系为

$$u(\lambda) = \frac{-p_0 + \sqrt{(p_0)^2 + 4p_1 r_{rs}(\lambda)}}{2p_1}, \quad (10)$$

式中: p_0 和 p_1 为随水体光学特性变化的常数。对于一类水体, 根据文献[20]的研究可知, $p_0 \approx 0.0949$, $p_1 \approx 0.0794$ 。为了方便后续说明, 将 $u(\lambda_1)/u(\lambda_2)$ 记作 R_{IOP} 。

2.1.4 Log_ratio 模型

Log_ratio^[6]是根据蓝绿波段固有光学属性在水中随深度的变化会产生不同程度的衰减所建立的

模型, 模型的表达式为

$$Z = m_2 \frac{\ln[n'R_{rs}(\lambda_1)]}{\ln[n'R_{rs}(\lambda_2)]} - m_3, \quad (11)$$

式中: m_2 和 m_3 为 Log_ratio 模型的回归系数; n' 为一固定常数, 为了保证水深和对数比值呈线性关系, 通常取 $n' = 10000$; $R_{rs}(\lambda)$ 为遥感反射率。为了便于后续说明, 将 $\ln[n'R_{rs}(\lambda_1)]/\ln[n'R_{rs}(\lambda_2)]$ 记作 R_{Cl} 。

2.1.5 L-S 模型

L-S 模型^[16]将 Log_ratio 模型和半解析模型结合, 通过格网化 P 、 G 和 X 并输入到半解析模型中, 认为当半解析模型反演的水深和 R_{Cl} 的相关性最大时, 对应的水深即为正确。

2.2 AESM

2.2.1 方法概述

半解析模型中每个像素的计算都是独立的, 对于只有 3 个可见光波段的影像来说, 逐像素求解 P 、 G 、 X 、 B 和 Z 的过程是一个病态方程, 此时会存在多个数值解。多个数值解带来的问题是只能保证 $r_{rs}^{(m)}(\lambda) \approx r_{rs}(\lambda)$, 但不能保证 P 、 G 、 X 、 B 和 Z 5 个参数同时接近各自的真实值。本文聚焦于水深信息, 其他变量是否接近真实值并不是本文关注的重点。因此, 解决该问题的核心是在光谱匹配的基础上找到对水深的约束条件, 使水深接近真实解。

本文假设与固有光学属性有关的 P 、 G 和 X 在研究区是均一的, 通过穷举法在参数范围内按照不同步长列出 P 、 G 和 X 所有可能的组合, 然后通过优化算法确定对应的 B 和 Z 。此时, 每一组 P 、 G 、 X 、 B 和 Z 都满足 $r_{rs}^{(m)}(\lambda) \approx r_{rs}(\lambda)$, 可将它们认为是(7)式的一组数值解。对于单个像元, 每一组 P 、 G 和 X 都有与之对应的水深, 且不同组 P 、 G 和 X 对应的水深不同。对于整个研究区, 每一组 P 、 G 和 X 下, 不同像素之间的水深都存在一种相对关系, 且这种相对关系在每一组 P 、 G 和 X 下是不同的。本文通过两种经验模型和半解析模型的组合发现了不同像素点处实际水深之间存在定量关系, 这一关系是由不同像素点的 $r_{rs}(\lambda)$ 和固有光学属性决定的。当某一组 P 、 G 和 X 对应的多个像素水深符合这一关系时, 即可认为通过这一组 P 、 G 和 X 输入到半解析模型中反演的水深是正确的。由于该方法直接对水深进行约束, 因此这只能保证水深接近真实值, 逼近的误差相比于自身的不确定性可忽略不计, 但不能保证其他参数是否准确。在得到部分像素点的水深后, 以这些像素点的水深作为控制点, 结合自适应线性比值模型可以快速计算全局水深。

2.2.2 通过经验模型和半解析模型联合判定最优解

在 2.2.1 节中,对 AESM 的理论进行了简要概括,该模型首先通过经验模型和半解析模型可以联合得到不同像素点处水深之间的相对关系,以相对关系作为约束条件,在多个数值解中得到正确的水深。具体解算过程如下:

1) 首先在试验区随机选取一定数量的像元(200 个),作为判定像素间水深是否符合相对关系的数据集,记作 R_{DS} ;

2) 设置 P 、 G 和 X 的初始值($P=0.005$, $G=0.006$, $X=0.005$),记作 P_1 、 G_1 和 X_1 ,将它们代入半解析模型中,通过粒子群算法^[21]确定 R_{DS} 中的 $B_j^{(1)}$ 和 $Z_j^{(1)}$ ($j=1,2,\dots,200$);

3) 根据相应的步长和 P 、 G 和 X 的取值范围来重新调整 P 、 G 和 X (P 、 G 和 X 的取值范围以及步长如表 1 所示,该范围是根据文献[22]获得的),再次计算对应的 B 和 Z 。

重复以上步骤,直至遍历完所有 P 、 G 和 X 组合,组合数量记为 N 。此时每一组 P_k 、 G_k 和 X_k ($k=1,2,\dots,N$) 都有一组 $B_j^{(k)}$ 和 $Z_j^{(k)}$ 与其对应。本文通过半解析模型、Dual band 模型和 IOPLM 的

组合,得到了当不同像素点处水深正确时彼此之间的相对关系,并以此作为判定条件来确定哪一组 $Z_j^{(k)}$ 最符合这一相对关系。

表 1 AESM 的参数范围和步长

Table 1 Parameter range and step size of AESM

Parameter	Range	Step
P	0.000750–0.100000	0.003
G	0.005567–0.030000	0.003
X	0.003926–0.150000	0.003
B	0.010000–1.000000	
H	0–20.000000	

具体判定分析条件如下。

Dual band 和半解析模型的联合判定条件:为了使半解析模型与 Dual band 模型产生关联,需对半解析模型进行一定的简化。本文假设半解析模型中 $D_u^{(c)}(\lambda) \approx D_u^{(b)}(\lambda) = D_u(\lambda)$,其中 $D_u = [D_u^{(c)}(\lambda) + D_u^{(b)}(\lambda)]/2$ 。经计算简化后, $r_{rs}^{(m)}(\lambda)$ 在蓝绿波段产生的最大偏差分别为 0.00020 sr^{-1} 和 0.00004 sr^{-1} (以深度 20 m 进行计算),简化后产生的误差较小,相比于像元自身的 $r_{rs}(\lambda)$ 以及噪声可忽略不计。简化后的 $r_{rs}^{(m)}(\lambda)$ 可表示为

$$\begin{cases} r_{rs}^{(m)}(\lambda) \approx r_{rs}^{(dp)}(\lambda) \{1 - \exp[-g(\lambda)Z]\} + \frac{\rho(\lambda)}{\pi} \exp[-g(\lambda)Z] \\ g(\lambda) = \left[\frac{1}{\cos \theta_s} + \frac{D_u(\lambda)}{\cos \theta_v} \right] k_d(\lambda) \end{cases} \quad (12)$$

将对水体穿透能力较强的蓝绿波段代入(12)式,二者相除取对数化简后的形式为

$$Z = \ln \left[\frac{r_{rs}^{(m)}(\lambda_1) - r_{rs}^{(dp)}(\lambda_1)}{[g(\lambda_2) - g(\lambda_1)]} - \ln \left[\frac{r_{rs}^{(m)}(\lambda_2) - r_{rs}^{(dp)}(\lambda_2)}{[g(\lambda_2) - g(\lambda_1)]} + \ln \left\{ \frac{\left[\frac{\rho(\lambda_2)}{\pi} - r_{rs}^{(dp)}(\lambda_2) \right]}{\left[\frac{\rho(\lambda_1)}{\pi} - r_{rs}^{(dp)}(\lambda_1) \right]} \right\} \right] / [g(\lambda_2) - g(\lambda_1)] \quad (13)$$

由(2)~(5)式可知 $g(\lambda_1)$ 和 $g(\lambda_2)$ 是与 P 、 G 和 X 以及太阳天顶角有关的综合参数,以上参数在研究区内均为常量,因此可认为 $g(\lambda_2) - g(\lambda_1)$ 的值不变。另一方面尽管不同类型的底质有不同的反射率,但通过不同波段的比值能够尽可能地

消减这一差异^[23],因此可认为 $\left[\frac{\rho(\lambda_2)}{\pi} - r_{rs}^{(dp)}(\lambda_2) \right] / \left[\frac{\rho(\lambda_1)}{\pi} - r_{rs}^{(dp)}(\lambda_1) \right]$ 为定值。当某一组 $Z_j^{(k)}$ 接近真实值时,水深记作 Z_0 ,此时满足

$$r_{rs}^{(m)}(\lambda) \approx r_{rs}(\lambda), Z_0 \approx Z = a \ln[r_{rs}(\lambda_1) - r_{rs}^{(dp)}(\lambda_1)] + b \ln[r_{rs}(\lambda_2) - r_{rs}^{(dp)}(\lambda_2)] + c, \quad (14)$$

即

$$a \ln[r_{rs}(\lambda_1) - r_{rs}^{(dp)}(\lambda_1)] + b \ln[r_{rs}(\lambda_2) - r_{rs}^{(dp)}(\lambda_2)] + c = \ln[r_{rs}(\lambda_1) - r_{rs}^{(dp)}(\lambda_1)] / [g(\lambda_2) - g(\lambda_1)] - \ln[r_{rs}(\lambda_2) - r_{rs}^{(dp)}(\lambda_2)] / [g(\lambda_2) - g(\lambda_1)] + \ln \left\{ \frac{\left[\frac{\rho(\lambda_2)}{\pi} - r_{rs}^{(dp)}(\lambda_2) \right]}{\left[\frac{\rho(\lambda_1)}{\pi} - r_{rs}^{(dp)}(\lambda_1) \right]} \right\} / [g(\lambda_2) - g(\lambda_1)] \quad (15)$$

通过对对应项的分析,当水深正确时,在 R_{DS} 中可确定 Dual band 模型的回归系数和 $g(\lambda)$,此时应满足

$$\frac{(a-b)[g(\lambda_2)-g(\lambda_1)]}{2}=1. \quad (16)$$

将 $(a-b)[g(\lambda_2)-g(\lambda_1)]/2$ 记作 K_1 。

IOPLM 和半解析模型的联合判定条件:当某一组 $Z_j^{(k)}$ 接近真实值时,则满足

$$Z_o \approx Z = m_0 R_{IOP} + m_1. \quad (17)$$

由(17)式可知, Z_o 和 R_{IOP} 满足一次线性关系。将 R_{DS} 和 R_{IOP} 的相关系数记作 K_2 ,若水深正确,则 K_2 应为 1。

当某一组 $Z_j^{(k)}$ 同时满足以上两个判定条件时,则可认为该水深是接近实测水深的最佳水深。需要注意的是,虽然理论上两个判定条件 K_1 和 K_2 都应为 1,但考虑到模型推导中的理想假设以及各种噪声的影响,真实情况下 K_1 和 K_2 都只是一个近似接近 1 的值,因此本文认为当 d_1 和 d_2 取得最小值时,则满足对应的约束条件($d_1 = |1-K_1|$, $d_2 = |1-K_2|$)。此外由于两种经验模型在形式上的差异, d_1 和 d_2 往往不能同时取得最小值,因此综合两个判定条件来确定半解析水深既要符合相应的判定条件,也要避免对某一判定条件的过拟合。由于 d_1 和 d_2 的目标值都是 0, d_1 和 d_2 的数值大小可以直接表示对判定条件的符合程度,当 $|d_1-d_2|$ 越小,则代表对两种判定条件的符合程度越接近。在 N 组 P 、 G 和 X 中,当 $d_1^{(k)}+d_2^{(k)}+|d_1^{(k)}-d_2^{(k)}|$ 取得最小值时,对应 $Z_j^{(k)}$ 可认为是正确水深。

2.2.3 自适应线性比值模型确定全局水深

在 2.2.2 节确定了 R_{DS} 中的水深后,可将以上

数据作为确定全局水深的参考水深,通过线性比值模型可以确定全局水深。在线性比值模型中,水深和反演因子的相关性越大,反演效果越好。目前,线性比值模型较多,不同形式的反演因子与外部环境有着紧密的联系,很难确定到底哪一种反演因子在特定情况下的效果是最优的。但考虑到线性模型的本质,只要选出和参考水深相关性最大的反演因子即可。对此本文选择了几种包含水深信息的物理量,包括遥感反射率 $R_{rs}(\lambda)$ 、模型次表层遥感反射率 $r_{rs}(\lambda)$ 和固有光学参数 $u(\lambda)$ 。通过对数比值和比值的组合共给出 6 对反演因子,分别为 $\ln[R_{rs}(\lambda_1)]/\ln[R_{rs}(\lambda_2)]$ 、 $\ln[u(\lambda_1)]/\ln[u(\lambda_2)]$ 、 $\ln[r_{rs}(\lambda_1)]/\ln[r_{rs}(\lambda_2)]$ 、 $R_{rs}(\lambda_1)/R_{rs}(\lambda_2)$ 、 $u(\lambda_1)/u(\lambda_2)$ 和 $r_{rs}(\lambda_1)/r_{rs}(\lambda_2)$ 。在实际计算过程中,通过计算参考水深和以上 6 对反演因子的相关系数,选取相关系数最大的反演因子进行计算。由(10)式可知 $u(\lambda)$ 可由 $r_{rs}(\lambda)$ 表示,根据 Hydrolight 软件模拟 $R_{rs}(\lambda)$ 和 $r_{rs}(\lambda)$,存在如下关系

$$R_{rs}(\lambda) \approx \frac{0.5r_{rs}(\lambda)}{1-1.5r_{rs}(\lambda)}. \quad (18)$$

由上述分析可知,以上反演因子均可由 $r_{rs}(\lambda)$ 表示,至此自适应线性比值模型可表示为

$$Z = m_4 \frac{f[r_{rs}(\lambda_1)]}{f[r_{rs}(\lambda_2)]} + m_5, \quad (19)$$

式中: m_4 和 m_5 为自适应线性比值模型的回归系数。

2.3 AESM 水深反演流程

图 1 显示了水深反演的工作流程,主要包括 3 部分。首先是数据预处理,Botha 等^[24]已经证明太阳耀斑和大气会产生一个较大的环境噪声,从而造

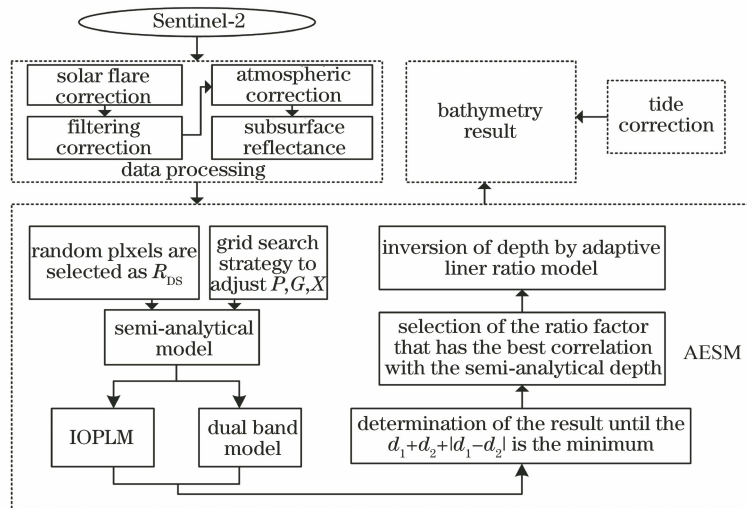


图 1 水深反演流程图

Fig. 1 Flowchart of bathymetry inversion

成对水深的低估。因此为了获得最好的反演效果,太阳耀斑校正和大气校正是数据处理中的关键步骤。本文采用 Hedley 等^[25]提出的回归校正算法进行耀斑校正,在此基础上通过滤波算法进一步去除噪声。接着使用 6S 大气校正模型^[26]对影像进行大气校正。然后将大气校正后的反射率 ρ_{TOC} 转化为次表层遥感反射率 $r_{\text{rs}}(\lambda)$,并输入到 AESM 中进行反演,最后对输出结果进行潮汐校正可以得到最后的水深结果。

3 试验与分析

3.1 试验海区与数据

3.1.1 试验海区概况

本文选取位于西沙群岛的甘泉岛和浪花礁作为浅海水深反演的试验区,如图 2 所示。二者底质是沙质与珊瑚礁混合底质,区域水体透明度高,这是典型的一类水体,适合开展水深反演。

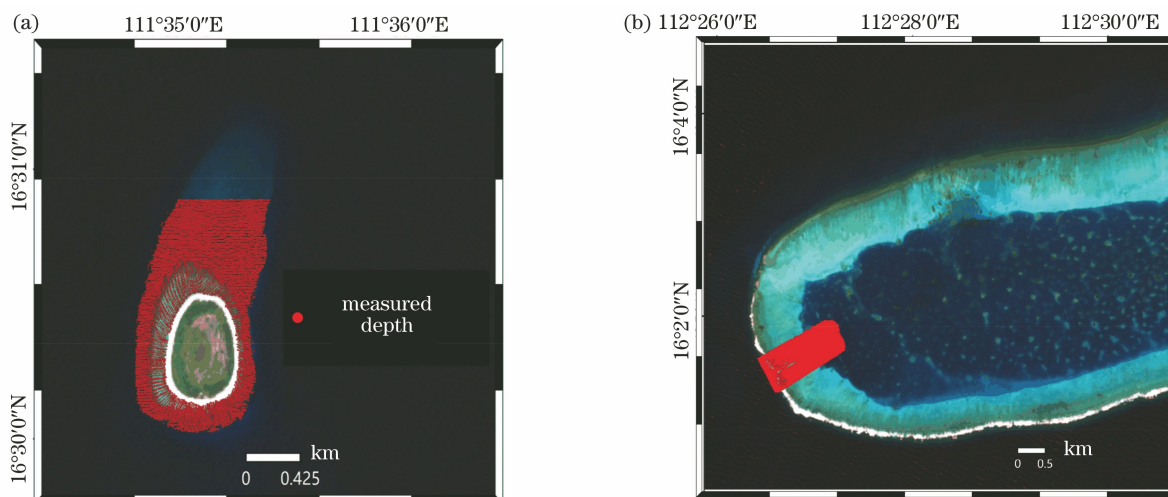


图 2 试验海区影像和实测水深分布。(a)甘泉岛;(b)浪花礁

Fig. 2 Experimental sea area image and measured water depth distribution. (a) Ganquan island; (b) Langhua reef

3.1.2 试验数据介绍

本文使用的卫星影像是由 Sentinel-2 卫星提供的,得益于其较短的重访周期(5 天),每个研究区各选取 3 张 Sentinel-2A/B 卫星影像。影像是 L1-C 级产品,记录的是大气表观反射率 ρ_{TOA} 。考虑到珊瑚礁在空间上的异质性,本文的研究仅讨论空间分辨率为 10 m 的波段、B2(波长为 497 nm)、B3(波长为 560 nm)、B4(波长为 665 nm)和 B8(波长为 833 nm)。

为了验证 AESM 的反演结果,需要将其与实测

水深数据进行比对。实测水深数据是 2018 年通过 HY-1600 型测深仪测得的,其位置误差和水深误差分别为 2.5 m 和 0.15 m,水深数据的起算面为海图深度基准面,研究范围是甘泉岛和浪花礁周围水深为 0~20 m 的区域,实测水深分布如图 2 所示。

3.2 自适应线性比值结果分析

AESM 的水深反演结果如表 2 和图 3 所示。由于缺乏水深数据,为了验证根据参考水深来确定反演因子是否准确,将上述结果和根据实测水深计算的最佳反演因子进行比对,结果如表 2 所示。从表 2

表 2 自适应线性比值模型的计算结果

Table 2 Calculation results of adaptive linear ratio model

Name of island	Time	Optimal ratio factor according to measured depth	Optimal ratio factor according to semi-analytical depth (x)	Calculation result
Ganquan island	2020. 06. 23	$r_{\text{rs}}(\lambda_{i'})/r_{\text{rs}}(\lambda_j)$	$r_{\text{rs}}(\lambda_{i'})/r_{\text{rs}}(\lambda_j)$	$Z=9.97x-7.9$
	2018. 07. 04	$\ln[r_{\text{rs}}(\lambda_{i'})]/\ln[r_{\text{rs}}(\lambda_j)]$	$\ln[r_{\text{rs}}(\lambda_{i'})]/\ln[r_{\text{rs}}(\lambda_j)]$	$Z=63.56x-61.62$
	2018. 06. 19	$r_{\text{rs}}(\lambda_{i'})/r_{\text{rs}}(\lambda_j)$	$r_{\text{rs}}(\lambda_{i'})/r_{\text{rs}}(\lambda_j)$	$Z=10.92x-9.6$
Langhua reef	2019. 07. 09	$\ln[u(\lambda_{i'})]/\ln[u(\lambda_j)]$	$\ln[u(\lambda_{i'})]/\ln[u(\lambda_j)]$	$Z=55.16x-51.67$
	2019. 03. 06	$R_{\text{rs}}(\lambda_{i'})/R_{\text{rs}}(\lambda_j)$	$\ln[u(\lambda_{i'})]/\ln[u(\lambda_j)]$	$Z=52.6x-50.92$
	2018. 06. 19	$r_{\text{rs}}(\lambda_{i'})/r_{\text{rs}}(\lambda_j)$	$r_{\text{rs}}(\lambda_{i'})/r_{\text{rs}}(\lambda_j)$	$Z=10.16x-9.41$

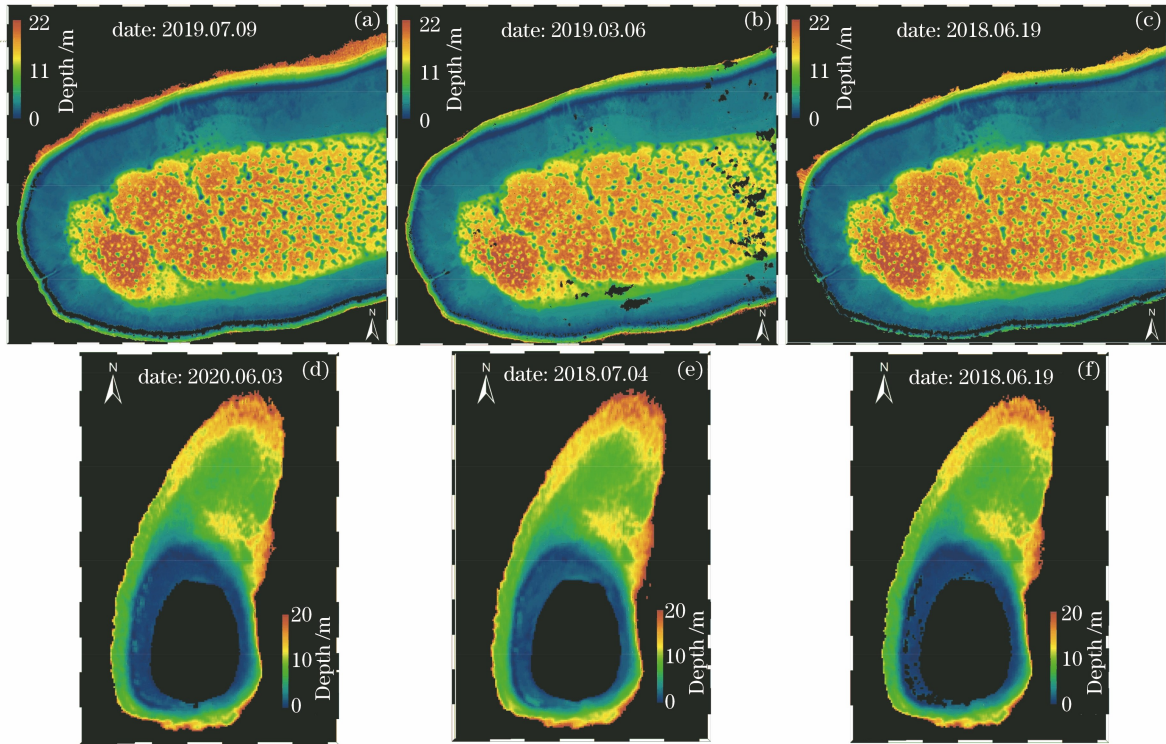


图 3 AESM 的反演结果图。(a)~(c)浪花礁;(d)~(f)甘泉岛

Fig. 3 Inversion result diagram of AESM. (a)~(c) Langhua reef; (d)~(f) Ganquan island

可以看出:一方面 AESM 与实测水深筛选出的最佳反演因子大致相同,这验证了即使缺少水深数据,通过 AESM 分析出的最佳反演因子仍然有效;另一方面每幅影像的最佳反演因子并不相同,相较于反演因子确定的线性比值模型,自适应线性比值模型能够更好地反映出水深的变化。

3.3 对比分析

3.3.1 模型精度对比分析

为了更进一步地说明 AESM 的反演性能,将反演结果与 Log_ratio 模型和 L-S 模型进行对比(在应用 Log_ratio 模型时,随机选取了 200 个已知水深点作为控制点,而在应用 AESM 和 L-S 模型时,在光学浅水区中随机选取了 200 个像素点作为 R_{DS} 来反演水深),比较结果通过绘制真实水深与反演水深的散点图以及计算均方根误差(RMSE)、偏差(BIAS)和相关系数 R^2 来说明(图 4)。具体计算公式如下

$$R_{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{o=1}^O (Z_{estimated\ depth} - Z_{measured\ depth})^2}{O}}, \quad (20)$$

$$R_{BIAS} = \frac{\sum_{o=1}^O (Z_{estimated\ depth} - Z_{measured\ depth})}{O}, \quad (21)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{o=1}^O (Z_{measured\ depth} - Z_{estimated\ depth})^2}{\sum_{o=1}^O (Z_{measured\ depth} - \bar{Z}_{estimated\ depth})^2}, \quad (22)$$

式中: $Z_{measured\ depth}$ 为实测水深; $Z_{estimated\ depth}$ 为反演水深; $\bar{Z}_{estimated\ depth}$ 为反演水深均值; O 为实测水深数据点的个数。

如图 4 所示:AESM 在甘泉岛的 RMSE、BIAS 和 R^2 的平均值分别为 1.14 m、0.06 m 和 0.94, RMSE 比 Log_ratio 模型和 L-S 模型分别低 0.06 m 和 0.13 m;与甘泉岛相比,该模型在浪花礁的反演精度稍稍降低, RMSE、BIAS 和 R^2 的平均值分别为 1.54 m、0.12 m 和 0.92, RMSE 比 Log_ratio 模型和 L-S 模型分别低 0.01 m 和 0.92 m。以上数据表明, AESM 的反演精度整体上明显优于同样不需要实测数据的 L-S 模型,稍稍优于需要实测数据的 Log_ratio 模型。

3.3.2 剖面对比分析

为了更加直观地显示水下地形以及各个模型的反演效果,对反演后的结果进行剖面分析。由第 3.3.2 节试验可知, AESM 在同一地区、不同时间序列上反演的结果大致相同,因此本文在研究剖面结果时,两处试验区均各采用一张影像,每张影像分别

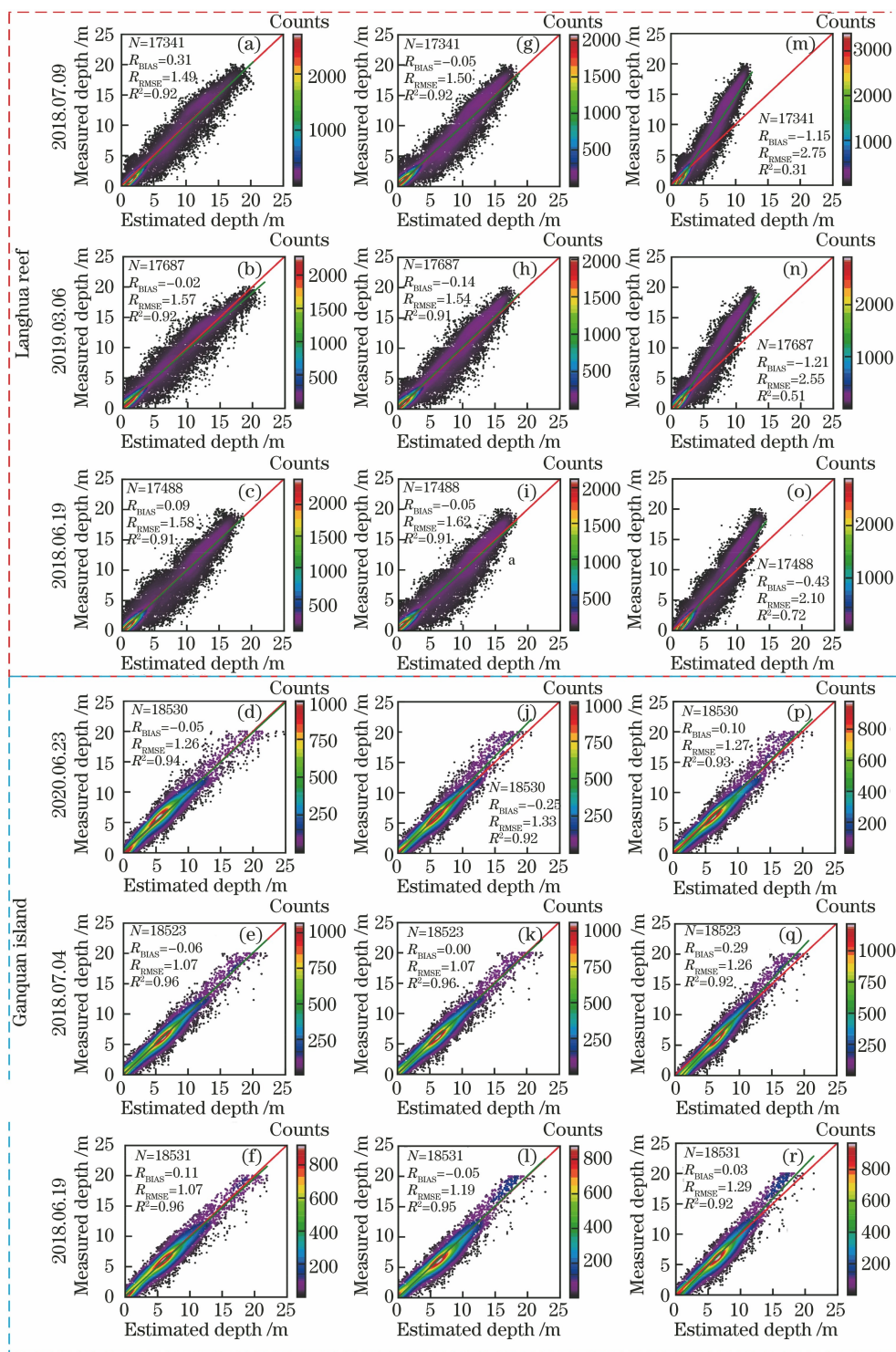


图 4 反演水深和实测水深的散点图。(a)~(f) AESM 结果;(g)~(l) Log_ratio 模型结果;(m)~(r) L-S 模型结果

Fig. 4 Scatter plot of retrieving water depth and measured water depth. (a)–(f) AESM results; (g)–(l) Log_ratio model results; (m)–(r) L-S model results

选取两个不同的剖面,如图 5 所示,其中 UTM 指通用墨卡托投影。在甘泉岛中,3 种模型在整体上都反映出地形的变化(都在残差为 2 m 的趋势线内),其中 L-S 模型对水深存在一定的高估。在浪花礁中,AESM 和 Log_ratio 模型反演的结果基本都

在误差范围线内,当水深大于 10 m 时,AESM 更接近实测水深,而 L-S 模型在水深大于 10 m 时产生了较大的偏差。特别值得注意的是,对于水深突变的地方,3 种模型的反演结果都不理想,这可能是与两点有关:一是 Sentinel-2 的空间分辨率远小于实

测水深的密度,影像中一个像元所对应的水深实际上是非线性的平均水深,因此当水深发生突变时,空间分辨率较低影像的反演效果可能并不理想;二

是考虑到影像的定位误差,对于平坦的地区来说反演结果可以近似,但对于深度发生突变的点状目标来说误差增大。

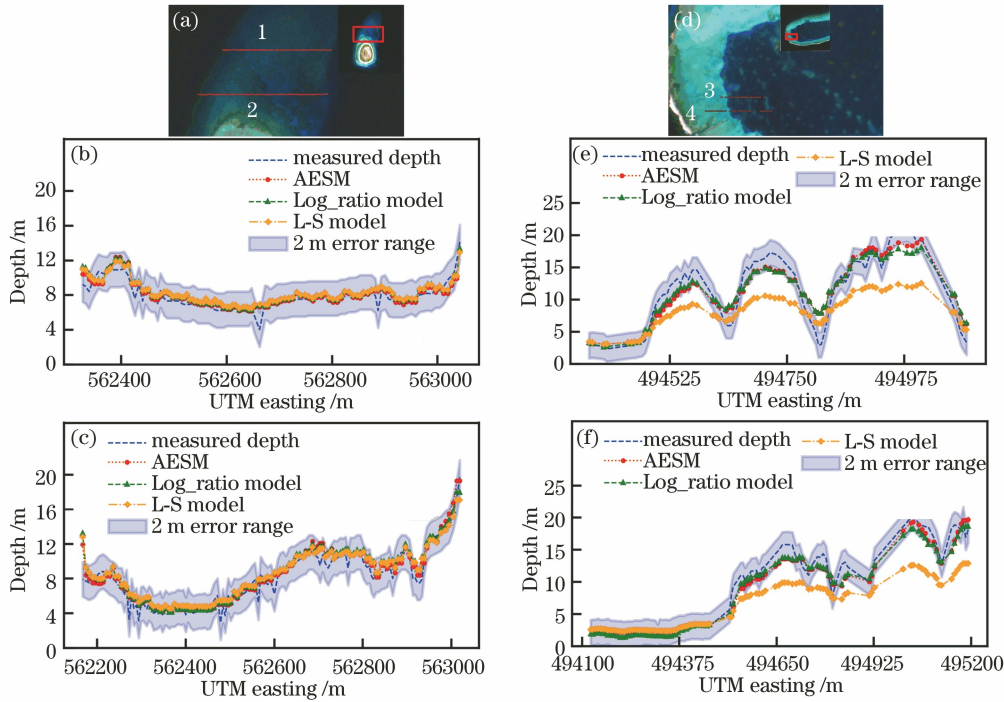


图 5 水深剖面图。(a)甘泉岛的剖面;(b)图(a)中线 1 的剖面;(c)图(a)中线 2 的剖面;(d)浪花礁的剖面;(e)图(d)中线 3 的剖面;(f)图(d)中线 4 的剖面

Fig. 5 Section of water depth. (a) Section of Ganquan island; (b) section of centerline 1 of Fig. (a); (c) section of centerline 2 of Fig. (a); (d) section of Langhua reef; (e) section of centerline 3 of Fig. (d); (f) section of centerline 4 of Fig. (d)

3.3.3 深度分段对比分析

通过对 3.3.2 节水深剖面的分析,不难看出不同模型在不同水深范围内的精度有所不同,为了进一步比较 3 种模型在不同深度范围内的表现,将实测水深分为 4 个不同的区间,分别为 0~5 m、5~10 m、10~15 m 和 15 m~ Z_{max} ,其中 Z_{max} 为水深最大值,并计算各自 RMSE,结果如图 6 所示。从图 6 可以看出:AESM 的整体误差变化更小,结果更加稳定,在浪花礁的各个深度范围内 RMSE 值为 1.24~2.10 m,在甘泉岛各个深度范围内 RMSE 值为 0.89~2.30 m;Log_ratio 模型和 L-S 模型的误差波动相对较大,特别是 L-S 模型在浪花礁水深大于 15 m 的地方, RMSE 达到 4 m,反演结果误差较大;随着水深的增加,3 种模型的 RMSE 总体上呈上升趋势,Log_ratio 模型和 AESM 在 0~15 m 水深之间的 RMSE 大致相同,但当水深大于 15 m 时, AESM 的精度更好, RMSE 在 1.39~2.30 m 之间。综合以上结果可以看出, AESM 的反演精度高,在不同的水深范围内均有良好的效果,特别是当

水深大于 15 m 时, AESM 的优势格外明显,这可能与两点有关:一是与实测水深点的分布有关,在实测水深数据中,浅水区点的数量多于深水区,这也表明 Log_ratio 模型的反演结果依赖于实际水深点的分布,而 AESM 则不受该条件的限制,即使在缺少先验水深数据的前提下也能取得较好的结果;二是考虑到自适应线性比值模型的反演因子与水深具有更好的相关性,因此在深水区可能会更好地反映水深的变化。

3.4 判定条件分析

AESM 和 L-S 模型在计算全局水深上采用的方法并不相同,但都是在光谱匹配的基础上根据判定条件来获得半解析模型的解,差别在于判定条件不同。为了进一步分析判定条件对反演结果的影响,将实测水深与 AESM 和 L-S 模型各自确定的水深(R_{DS} 中的点)及 R_{CI} 的相关系数进行比对,如图 7 所示。从图 7 可以看出:6 幅影像中实测水深和 R_{CI} 的相关系数在 0.94~0.98 之间,而 L-S 模型确定的水深和 R_{CI} 的相关系数都大于 0.99,且相关系数随

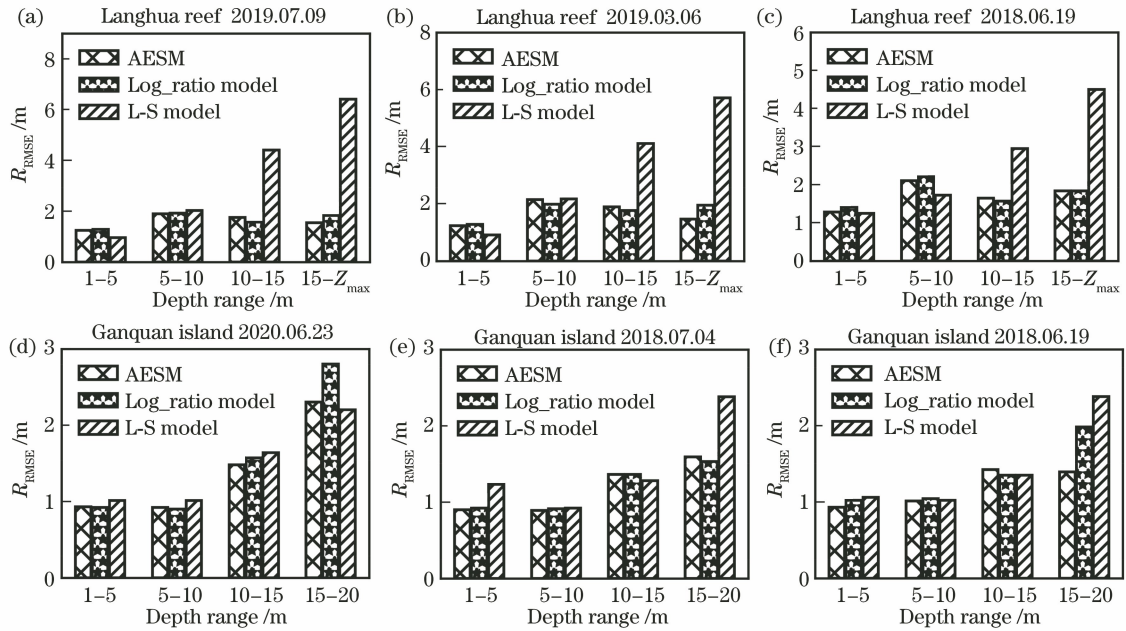


图 6 不同模型在不同深度区间的精度对比。(a)~(c)浪花礁的精度分段条形图;(d)~(f)甘泉岛的精度分段条形图
Fig. 6 Accuracy comparison of different models in different depth intervals.(a)~(c) Accurate segmented bar chart of Langhua reef; (d)~(f) accurate segmented bar chart of Ganquan island

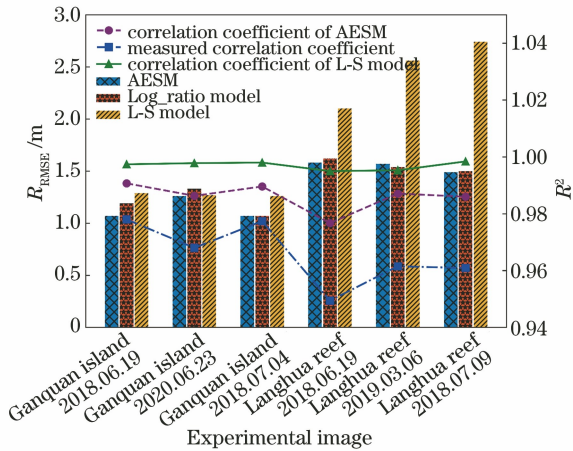


图 7 多模型的相关系数折线图与反演精度条形图
Fig. 7 Correlation coefficient line chart and inversion precision bar chart of multi-model

时间空间的变化波动较小,整体接近 1;当实测水深和 R_{CI} 的相关系数较大时,L-S 模型表现较好;当实测水深和 R_{CI} 的相关系数相对较小时,L-S 模型估计的水深反而会与实测水深产生较大的偏差,这可能与 L-S 模型将相关性的极大值作为判定条件有关;AESM 通过两个判定条件的相互约束,在一定程度上避免了仅通过一个判定条件产生的不确定性,提高了结果的可信度。从图 7 可以看出,虽然 AESM 所确定的水深和 R_{CI} 的相关系数也比实测结果高,但整体的变化趋势与实测结果基本一致, RMSE 对实测水深和 R_{CI} 的相关系数变化不敏感。

因此,AESM 对环境的变化有更好的鲁棒性,在偏远岛礁一类水体的水深探测上有更大的应用空间。

4 结 论

在水深反演技术中,对于缺少实测水深数据和近岸波段的多光谱影像来说,由于半解析模型中的未知参数数量多于可见光波段数,故光谱匹配结果的可信度降低。为此,本文提出了一种将半解析模型、IOPLM 和 Dual band 模型结合的混合模型,该模型在光谱匹配的基础上通过半解析模型与两种经验模型的互相约束可以确定最优解,并在此基础上延伸出一种根据环境变化自适应确定最佳反演因子的功能,实现了水深的快速探测。新模型的本质是通过半解析模型与经验模型来估算部分数据集的水深,然后结合自适应线性比值模型来确定全局水深。自适应线性比值模型决定了该模型的准确上限,而半解析模型与经验模型的组合确保了该模型能估算出大致正确的水深。本文根据试验结果得到以下结论。

1) 在缺少实测水深数据时,L-S 模型的反演结果会受到实测水深和 R_{CI} 的相关系数的影响,若相关系数越接近 1,则反演结果越准确,若相关系数越小,则反演结果越不理想。AESM 通过两种经验模型的共同约束,所以受单个约束条件的影响较小,在缺少先验条件的情况下具有更高的精度和稳定性。

2) 在通过自适应线性比值模型确定全局水深的过程中,由 AESM 得到的水深能够分析出最佳的反演因子。在复杂多变的环境中与水深相关性最好的反演因子并不固定,相比于单一的反演因子,多种反演因子能够提供更高的精度,该方法在水深范围为 15~20 m 的提升更加明显。

参 考 文 献

- [1] Huang W Q, Su F Z, Yang X M, et al. Techniques of water depth remote sensing retrieval and underwater obstacle detection [J]. *Hydrographic Surveying and Charting*, 2015, 35(3): 16-19.
黄文骞, 苏奋振, 杨晓梅, 等. 多光谱遥感水深反演及其水下碍航物探测技术 [J]. *海洋测绘*, 2015, 35(3): 16-19.
- [2] Ma Y, Zhang J, Zhang J Y, et al. Progress in shallow water depth mapping from optical remote sensing [J]. *Advances in Marine Science*, 2018, 36(3): 331-351.
马毅, 张杰, 张靖宇, 等. 浅海水深光学遥感研究进展 [J]. *海洋科学进展*, 2018, 36(3): 331-351.
- [3] Casal G, Harris P, Monteys X, et al. Understanding satellite-derived bathymetry using Sentinel 2 imagery and spatial prediction models [J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2020, 57(3): 271-286.
- [4] Casal G, Monteys X, Hedley J, et al. Assessment of empirical algorithms for bathymetry extraction using Sentinel-2 data [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2019, 40(8): 2855-2879.
- [5] Lyzenga D R, Malinas N P, Tanis F J. Multispectral bathymetry using a simple physically based algorithm [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(8): 2251-2259.
- [6] Stumpf R P, Holderied K, Sinclair M. Determination of water depth with high-resolution satellite imagery over variable bottom types [J]. *Limnology and Oceanography*, 2003, 48(1): 547-556.
- [7] Zhang X C, Ma Y, Zhang J Y. Shallow water bathymetry based on inherent optical properties using high spatial resolution multispectral imagery [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(18): 3027.
- [8] Fang Y, Cao B C, Gao L, et al. Development and application of lidar mapping satellite [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2020, 49(11): 20201044.
方勇, 曹彬才, 高力, 等. 激光雷达测绘卫星发展及应用 [J]. *红外与激光工程*, 2020, 49(11): 20201044.
- [9] Philpot W D. Bathymetric mapping with passive multispectral imagery [J]. *Applied Optics*, 1989, 28(8): 1569-1578.
- [10] Lee Z P, Carder K L, Mobley C D, et al. Hyperspectral remote sensing for shallow waters. 2. Deriving bottom depths and water properties by optimization [J]. *Applied Optics*, 1999, 38(18): 3831-3843.
- [11] Eugenio F, Marcello J, Martin J. High-resolution maps of bathymetry and benthic habitats in shallow-water environments using multispectral remote sensing imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(7): 3539-3549.
- [12] Lee Z P, Weidemann A, Arnone R. Combined effect of reduced band number and increased bandwidth on shallow water remote sensing: the case of WorldView 2 [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 51(5): 2577-2586.
- [13] Liu Y M, Deng R R, Li J, et al. Multispectral bathymetry via linear unmixing of the benthic reflectance [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11(11): 4349-4363.
- [14] Wei J W, Wang M H, Lee Z, et al. Shallow water bathymetry with multi-spectral satellite ocean color sensors: leveraging temporal variation in image data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 250: 112035.
- [15] Liu Y M, Deng R R, Qin Y, et al. Rapid estimation of bathymetry from multispectral imagery without *in situ* bathymetry data [J]. *Applied Optics*, 2019, 58(27): 7538-7551.
- [16] Xia H Y, Li X R, Zhang H G, et al. A bathymetry mapping approach combining log-ratio and semianalytical models using four-band multispectral imagery without ground data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(4): 2695-2709.
- [17] Huang R Y, Yu K F, Wang Y H, et al. Bathymetry of the coral reefs of Weizhou island based on multispectral satellite images [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(7): 750.
- [18] Lee Z P, Carder K L, Peacock T G, et al. Method to derive ocean absorption coefficients from remote-sensing reflectance [J]. *Applied Optics*, 1996, 35(3): 453-462.
- [19] Lee Z P, Carder K L, Mobley C D, et al. Hyperspectral remote sensing for shallow waters. I. A semianalytical model [J]. *Applied Optics*, 1998, 37(27): 6329-6338.
- [20] Gordon H R, Brown O B, Evans R H, et al. A semianalytic radiance model of ocean color [J]. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 1988,

- 93(D9): 10909-10924.
- [21] Venter G, Sobieszczanski-Sobieski J. Particle swarm optimization[J]. AIAA Journal, 2003, 41(8): 1583-1589.
- [22] Liu Y M, Tang D L, Deng R R, et al. An adaptive blended algorithm approach for deriving bathymetry from multispectral imagery [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 14: 801-817.
- [23] Paredes J M, Spero R E. Water depth mapping from passive remote sensing data under a generalized ratio assumption[J]. Applied Optics, 1983, 22(8): 1134-1135.
- [24] Botha E, Brando V, Dekker A. Effects of per-pixel variability on uncertainties in bathymetric retrievals from high-resolution satellite images [J]. Remote Sensing, 2016, 8(6): 459.
- [25] Hedley J D, Harborne A R, Mumby P J. Technical note: simple and robust removal of sun glint for mapping shallow-water benthos [J]. International Journal of Remote Sensing, 2005, 26(10): 2107-2112.
- [26] Kotchenova S Y, Vermote E F, Matarrese R, et al. Validation of a vector version of the 6S radiative transfer code for atmospheric correction of satellite data Part I: path radiance[J]. Applied Optics, 2006, 45(26): 6762-6774.