

DOI:10.16136/j.joel.2022.12.0119

一种改进的半分析模型的高光谱遥感水深反演方法

迟昊宇, 郭宝峰*, 徐文结, 苏晓通, 尤靖云

(杭州电子科技大学 自动化学院, 浙江 杭州 310018)

摘要: 利用高光谱遥感的浅海水深反演由于具有成本低、精度高等特点, 近年来已经逐步发展成为一种探测水柱参数的可靠方法。半分析模型是一种应用广泛的高光谱遥感浅海水深反演模型, MILEBI (maximum likelihood estimation including environmental noise and bottom intra-class variability) 方法为基于半分析模型的一种反演方法。鉴于水深增加时 MILEBI 会出现水深被高估的问题, 本文提出一种改进的半分析模型的水深反演方法。本方法通过增设关于深度的先验分布, 然后在 MILEBI 方法的损失函数中加入正则化项构成新的目标函数, 使深度值对水面下反射率影响力增大, 从而提高水深反演精度。本文运用了真实数据集和模拟数据集进行实验, 实验结果表明: 在 15—20 m 的深度范围内, MILEBI 方法的平均绝对误差约为 4.27 m, 而改进后方法的平均绝对误差约为 2.27 m, 提高了反演精度。

关键词: 高光谱图像; 半分析模型; 正则化项; 水深反演

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1005-0086(2022)12-1296-10

A hyperspectral water depth inversion method based on an improved semi-analytical model

CHI Haoyu, GUO Baofeng*, XU Wenjie, SU Xiaotong, YOU Jingyun

(College of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China)

Abstract: The estimation of shallow water depth based on hyperspectral sensed data has been gradually matured as a reliable approach for detecting water column parameters with advantages of low cost and high accuracy. Semi-analytical model is widely used for many hyperspectral shallow water depth inversion models, among which maximum likelihood estimation including environmental noise and bottom intra-class variability (MILEBI) method is an important water depth inversion method. One of the serious problems within the MILEBI method is the overestimation when the water depth is increased. Hence, an improved water depth inversion method is proposed in this paper based on a semi-analytical model. The method considers a prior distribution of depth by including the influence of depth value on the subsurface reflectance, which may lead to an improvement of the accuracy for water depth inversion. The detailed solution is found by adding a regularization term to the loss function of MILEBI method, and a new form of objective function is applied thereby. In this paper, a real dataset and a simulated dataset are used to evaluate the proposed method benchmarked by the traditional approaches. The results show that in the scenario of water depth range between 15—20 m, the mean absolute error of MILEBI is about 4.27 m, whereas that of the proposed method is about 2.27 m, significantly better than the classic methods.

Key words: hyperspectral sensed data; semi-analytical model; regularization term; water depth inversion

* E-mail: gbf@hdu.edu.cn

收稿日期: 2022-03-02 修订日期: 2022-03-25

基金项目: 国家自然科学基金(61375011)资助项目

1 引言

随着浅海水体研究的不断深入,水深早已成为研究中所必需的地形要素,对于海上交通运输^[1]、人工岛礁管理以及底栖生态环境测绘等均有重要作用。而近年来迅速发展的光学遥感水深探测,相较于传统的耗费人力物力巨大的声呐测量来说,不仅具有成本低^[2]、获取便利的特点,还可以大范围地对某片海域重复观测,以及动态地对某些难以到达或具有争议的区域进行水深监测。高光谱水深遥感探测技术具有更高的光谱分辨率,并与空间信息相结合,在测量精度方面大大提高,已成为近年来研究的热点。高光谱遥感水深反演主要分为基于统计的方法和基于物理模型^[3]的方法。统计方法曾被广泛应用于水深测量中,通过建立遥感图像反射率与水深值之间的统计关系^[4]得到反演模型,例如幂函数模型、线性模型等,但是此类方法并未考虑水深反演物理模型方面的因素。随后 SRINIVAS 等^[5]在此问题的基础上提出了目前为止应用最为广泛的物理模型——半分析模型,该模型将水体固有光学特性以及各种光学活性物质联合起来,利用非线性最小二乘优化算法进行求解,实现了水深更精确的估计。随后半分析模型被不断改进,JAY 等^[6]将半分析模型改写成向量形式后,假设反射率服从多元高斯分布,并结合了最大似然估计(maximum likelihood estimation, ML)的统计方法进行反演。JAY 等^[7]在 ML 的基础上又考虑了环境噪声和底部覆盖物的光谱变异性,运用 MILE 和 MILEBI (maximum likelihood estimation including environmental noise and bottom intra-class variability)方法进行反演。但是以上两种方式并未考虑到一些极端情况,例如随着深度增加,底部反射率变低导致反射率对深度变化不再敏感而趋于饱和,出现水深高估问题。

基于上述问题,本文提出了一种基于半分析模型的改进方法,即 MAPEBI (maximum a posteriori estimation including environmental noise and bottom intra-class variability)。为了使水面下反射率对深度变化的敏感度提高,该方法利用贝叶斯模型中的正则化项,将正则化项引入 MILEBI 的损失函数中,即在原先采用的 ML 的基础上,增加参数的先验分布,使深度变化服从正态分布,将深度值控制在某一范围内变化的方式使局部最大值出现的概率变小,提高反射率对深度的敏感度,以此来获得最优深度值的解。经过模拟与真实数据集的验证,该方法得出的水深值具有更高的精度。

2 研究方法

2.1 生物光学模型

本文中,水深反演的基础为 LEE 等^[8]所提出的半分析模型(生光模型),以此来表示水面下反射率 r_{rs} 与各个待估计参数的关系,原始的半分析模型为:

$$r_{rs} = r_{\infty} \{1 - A_0 \exp[-(k_d + k_{uc})H]\} + A_1 \rho_b \times \exp[-(k_d + k_{ub})H], \quad (1)$$

式中, r_{∞} 是假设的光学深水柱的水面下遥感反射率, H 为水深, k_d 为下行辐射的垂直平均漫射衰减系数, d 表示下行, k_{uc} 为水柱散射的上行辐射的垂直平均漫射衰减系数(光子辐射与底部无相互作用), uc 表示水柱散射的上行辐射, k_{ub} 为源自底部上行辐射的垂直平均漫射衰减系数(光子辐射与底部有相互作用), ub 表示底部上行辐射, ρ_b 是底部反射率, b 表示底部,且底部一般默认假设为朗伯反射镜(Lambertian reflector), A_0 和 A_1 为两个额外的系数,根据准单散射理论^[9], A_0 通常设为 1, A_1 通常设为 $1/\pi$ 。其中要注意的是: k_d 不等于 k_{ub} ; 光学浅水中简化上述公式后,得到一个具有五个独立变量的 r_{rs} 光谱表达式:

$$r_{rs} = f(P, G, X, B, H), \quad (2)$$

式中, P 为浮游植物吸收系数, G 为凝絮体(有色溶解有机物和碎屑)吸收系数, X 为悬浮颗粒的后向散射系数, B 为参考波长下的底部反射率, H 为底部深度。式(1)代入 A_0 和 A_1 , 并写为关于波长 λ 的函数形式为:

$$r_{rs}(\lambda) = r_{\infty}(\lambda) \{1 - \exp[-(k_d(\lambda) + k_{uc}(\lambda))H]\} + \frac{\rho_b(\lambda)}{\pi} \exp\{-(k_d(\lambda) + k_{ub}(\lambda))H\}, \quad (3)$$

式中, $r_{\infty}(\lambda)$ 为光学深水柱水面下遥感反射率, $\rho_b(\lambda)$ 为底部反照率, $k_d(\lambda)$ 是下行光子的衰减系数, $k_{ub}(\lambda)$, $k_{uc}(\lambda)$ 分别为与底部有相互作用的和与底部没有相互作用的上升光子的衰减系数。上述公式第一项为水柱贡献,第二项为底部贡献。写成矩阵表达式为:

$$\mathbf{r}_{rs} = \mathbf{r}_{\infty} + \mathbf{K}_b \mathbf{r}_b - \mathbf{K}_c \mathbf{r}_{\infty}, \quad (4)$$

式中, $\mathbf{r}_{rs} = [r(\lambda_1), \dots, r(\lambda_L)]^T$ 为光谱像素, L 为光谱波段的个数, $\mathbf{r}_b$ 为底部反射率矩阵, $\mathbf{K}_b$ 、 $\mathbf{K}_c$ 分别为与底部有无相互作用的光子衰减矩阵, b 表示底部, c 表示水柱。

吸收系数和后向散射系数与光学活性物质浮游植物(phytoplankton, PHY)、有色溶解有机物(coloreddissolvedorganicmatter, CDOM)、非藻类颗粒

(non-algal particles, NAP)的关系为:

$$a = a_w + a_\varphi + a_g, \quad (5)$$

$$b = b_{bw} + b_{bp}, \quad (6)$$

式中, a 和 b 为总体的吸收系数和后向散射系数, a_w 与 b_{bw} 为纯水的吸收和后向散射系数, a_φ 为浮游植物的吸收系数, a_g 为有色溶解有机物的吸收系数, b_{bp} 为非藻类颗粒的后向散射系数。通过采用经验参考参数将上述两个公式参数化后,得到下式:

$$a(\lambda) = a_w(\lambda) + [a_0(\lambda) + a_1(\lambda)\ln P]P + Ge^{-0.015(\lambda-440)}, \quad (7)$$

$$b_b(\lambda) = b_{bw}(\lambda) + X\left(\frac{550}{\lambda}\right)^{0.5}, \quad (8)$$

式中, $a_w(\lambda)$ 与 $b_{bw}(\lambda)$ 为纯水的吸收和后向散射系数, $a_0(\lambda)$ 和 $a_1(\lambda)$ 为经验值, P 是波长在 440 nm 的 PHY 吸收系数, G 是波长在 440 nm 的 CDOM 吸收系数, X 是波长在 550 nm 的 NAP 后向散射系数。 $r_\infty(\lambda)$ 、各项衰减系数^[10]、吸收系数^[11] 和后向散射系数^[12] 的关系为:

$$k_d(\lambda) = \frac{a(\lambda) + b_b(\lambda)}{\cos\theta_s}, \quad (9)$$

$$k_{ub}(\lambda) = \frac{1}{\cos\theta_v} \left[1.04(a(\lambda) + b_b(\lambda)) \left[1 + 5.4 \frac{b_b(\lambda)}{a(\lambda) + b_b(\lambda)} \right]^{0.5} \right], \quad (10)$$

$$k_{uc}(\lambda) = \frac{1}{\cos\theta_v} \left[1.03(a(\lambda) + b_b(\lambda)) \left[1 + 2.4 \frac{b_b(\lambda)}{a(\lambda) + b_b(\lambda)} \right]^{0.5} \right], \quad (11)$$

$$r_\infty(\lambda) = \left(0.084 + 0.17 \frac{b_b(\lambda)}{a(\lambda) + b_b(\lambda)} \right) \frac{b_b(\lambda)}{a(\lambda) + b_b(\lambda)}, \quad (12)$$

式中, θ_s 和 θ_v 分别为太阳天顶角和视场角。

2.2 改进方案

2.2.1 ML 法及其正则化

改进方案流程图如图 1 所示。使用 ML 的前提,是先假设高光谱数据遵循多元高斯分布^[13],即假设水面下反射率 $\mathbf{r}_{rs} = [r(\lambda_1), \dots, r(\lambda_L)]^T$ 的光谱向量遵循均值为 $\boldsymbol{\mu} = E[\mathbf{r}]$ 、协方差矩阵^[14] 为 $\mathbf{\Gamma} = E((\mathbf{r} - E(\mathbf{r}))(\mathbf{r} - E(\mathbf{r}))^T)$ 的多元高斯分布。LEE 等使用的原始估计水体参数的方法为将用模型模拟出来的 $\mathbf{r}_{rs}^{(model)}$ 值与测量的 $\mathbf{r}_{rs}$ 值进行比较,当二者偏差最小时即得到所要估计的水体参数值;ML 方法并没有使用上述方法估计水体参数,而是采用 ML 估计值估计水体参数。

设 $\boldsymbol{\Delta}$ 为水柱参数各类系数的未知向量,即 $\boldsymbol{\Delta} = [H, P, G, X]^T$,在使用最大似然方法估计 $\boldsymbol{\Delta}$ 参数时通过估计 $\boldsymbol{\Delta}$ 的 ML 估计值 $\hat{\boldsymbol{\Delta}}$ 得出,似然函数为:

$$P(\mathbf{r}_{rs} | \boldsymbol{\Delta}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^L |\mathbf{\Gamma}(\boldsymbol{\Delta})|}^n} \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (\mathbf{r}_{rs,i} - \boldsymbol{\mu})^T \mathbf{\Gamma}^{-1} (\mathbf{r}_{rs,i} - \boldsymbol{\mu}) \right], \quad (13)$$

所要求解的似然函数即为:

$$\hat{\boldsymbol{\Delta}}_{ML}(\mathbf{r}_{rs}) = \arg \max_{\boldsymbol{\Delta}} P(\mathbf{r}_{rs} | \boldsymbol{\Delta}), \quad (14)$$

通过贝叶斯模型得出的最大后验概率(maximum a posteriori, MAP) $\boldsymbol{\Delta}$ 值为:

$$\hat{\boldsymbol{\Delta}}_{MAP}(\mathbf{r}_{rs}) = \arg \max_{\boldsymbol{\Delta}} P(\boldsymbol{\Delta} | \mathbf{r}_{rs}) = \arg \max_{\boldsymbol{\Delta}} \frac{P(\mathbf{r}_{rs} | \boldsymbol{\Delta}) \times P(\boldsymbol{\Delta})}{P(\mathbf{r}_{rs})} = \arg \max_{\boldsymbol{\Delta}} P(\mathbf{r}_{rs} | \boldsymbol{\Delta}) \times P(\boldsymbol{\Delta}). \quad (15)$$

由于在浅水中光学活性成分的吸收系数和后向散射系数^[15] 互不影响,故假设 $\boldsymbol{\Delta}$ 中的每个元素互相

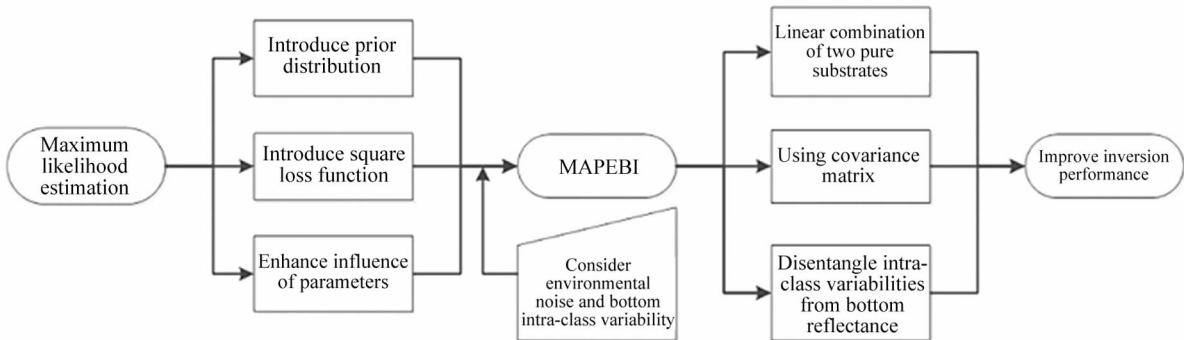


图 1 改进方案流程图

Fig. 1 Flow chart of improvement scheme

独立,则先验概率分布分解为如下形式:

$$P(\mathbf{\Delta}) = P(H, P, G, X) = P(H) \times P(P) \times P(G) \times P(X). \quad (16)$$

将以上两式结合并取对数得到需要极大化的后验概率:

$$\hat{\mathbf{\Delta}}_{\text{MAP}}(\mathbf{r}_{\text{rs}}) = \arg \max_{\mathbf{\Delta}} \{ \ln[P(\mathbf{r}_{\text{rs}} | \mathbf{\Delta})] + \ln[P(H)] + \ln[P(P)] + \ln[P(G)] + \ln[P(X)] \}. \quad (17)$$

以上即为所需要用到的先验知识,即正则化项。由于在底部反射率对水面下反射率贡献降低时,深度估计的不确定性要比其他参数更高,且本文主要为提高深度的估计精度,故引入了关于深度的平方损失函数以限制深度的变化范围,使其出现极值的概率降低,此处假设 H 服从均值为 m_1 , 标准差为 σ_1 的高斯分布, w 为权重系数,而其他参数均服从均匀分布:

$$\hat{\mathbf{\Delta}}_{\text{MAP}}(\mathbf{r}_{\text{rs}}) = \arg \max_{\mathbf{\Delta}} \left\{ \ln[P(\mathbf{r}_{\text{rs}} | \mathbf{\Delta})] - \frac{1}{2} \ln(2\pi\sigma_1^2) - w \frac{1}{2\sigma_1^2} (H - m_1)^2 \right\}. \quad (18)$$

2.2.2 考虑环境噪声及底部类别光谱变异性

根据式(3)的生光模型,为了限制未知参数的个数,将底部反射率按二基质线性模型参数化:

$$\rho_b(\lambda) = B_1 \rho_{b,1}(\lambda) + B_2 \rho_{b,2}(\lambda), \quad (19)$$

式中, $\rho_{b,1}(\lambda)$ 与 $\rho_{b,2}(\lambda)$ 是两种已知基质的反照率,标量 B_1 和 B_2 表示在一个像素内两种基质所占的比例。均值向量 $\boldsymbol{\mu}$ 通过生物光学模型参数化得:

$$\boldsymbol{\mu}(\mathbf{\Delta}) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_c) \mathbf{r}_{\infty} + \mathbf{K}_b \left(B_1 \frac{\boldsymbol{\rho}_{b,1}}{\pi} + B_2 \frac{\boldsymbol{\rho}_{b,2}}{\pi} \right), \quad (20)$$

式中, $\mathbf{\Delta} = [H, P, G, X]^T$, $\mathbf{I}$ 为 $L \times L$ 单位阵, $\mathbf{r}_{\infty} = [r_{\infty}(\lambda_1), \dots, r_{\infty}(\lambda_L)]^T$, $\boldsymbol{\rho}_{b,i} = [\rho_{b,i}(\lambda_1), \dots, \rho_{b,i}(\lambda_L)]^T$, $\mathbf{K}_c = \text{diag}[e^{-(k_d(\lambda_i) + k_{uc}(\lambda_i))H}], i \in [1, L]$, $\mathbf{K}_b = \text{diag}[e^{-(k_d(\lambda_i) + k_{ub}(\lambda_i))H}], i \in [1, L]$ 。

观测数据和模型数据的偏差来源可通过适当参数化 $\mathbf{\Gamma}$ 来模拟,假设均值周围的误差可以通过环境噪声的协方差矩阵 $\mathbf{\Gamma}_{\text{surf}}$ 来描述,即用 $\mathbf{\Gamma}_{\text{surf}}$ 表示环境噪声的误差所在。则水面下反射率可以写成如下形式:

$$\mathbf{r}_{\text{rs}} = \left[(\mathbf{I} - \mathbf{K}_c) \mathbf{r}_{\infty} + \mathbf{K}_b \left(B_1 \frac{\boldsymbol{\rho}_{b,1}}{\pi} + B_2 \frac{\boldsymbol{\rho}_{b,2}}{\pi} \right) \right] + \mathbf{n}_{\text{surf}}, \quad (21)$$

式中,随机向量 $\mathbf{n}_{\text{surf}}$ 服从均值为 0, 协方差矩阵为 $\mathbf{\Gamma}_{\text{surf}}$ 的多元高斯分布。进一步地,此处底部类内变量也可用多元高斯分布模拟(底部类内变量即通过相关光谱协方差矩阵表示的底部类内固有光谱变异性),

即将包含环境噪声的最大后验估计方法转换为包含环境噪声和底部类内光谱变异性的最大后验估计方法 MAPEBI,可进一步写为:

$$\mathbf{r}_{\text{rs}} = \{ (\mathbf{I} - \mathbf{K}_c) \mathbf{r}_{\infty} + \mathbf{K}_b (B_1 (\boldsymbol{\mu}_{b,1} + \mathbf{n}_{b,1}) + B_2 (\boldsymbol{\mu}_{b,2} + \mathbf{n}_{b,2})) \} + \mathbf{n}_{\text{surf}}, \quad (22)$$

式中, $\boldsymbol{\mu}_{b,i}$ 是底部类 i 的光谱反射率均值向量, $\mathbf{n}_{b,i}$ 遵循均值为 0、协方差矩阵为 $\mathbf{\Gamma}_{b,i}$ 的多元高斯分布,其中 $\mathbf{\Gamma}_{b,i}$ 为底部类 i 的协方差矩阵,用来表示底部类的光谱变异性的误差所在。将上式的决定项与随机项分离:

$$\mathbf{r}_{\text{rs}} = ((\mathbf{I} - \mathbf{K}_c) \mathbf{r}_{\infty} + \mathbf{K}_b (B_1 \boldsymbol{\mu}_{b,1} + B_2 \boldsymbol{\mu}_{b,2})) + (\mathbf{K}_b (B_1 \mathbf{n}_{b,1} + B_2 \mathbf{n}_{b,2}) + \mathbf{n}_{\text{surf}}), \quad (23)$$

其中的水面下反射率的可能偏差包括了环境噪声和底部光谱变异性,即等式右边第二项,并且将底部类内变异性(即 $\mathbf{\Gamma}_{b,1}, \mathbf{\Gamma}_{b,2}$) 从底部反射率中分离出去,理清了误差来源。MAPEBI 方法利用了包含在光谱协方差矩阵中的信息来进一步约束反演。

2.3 反演过程

综合以上两个过程,将正则化的 ML 法引入 MILEBI 方法中,即在 MILEBI 的损失函数中加入正则化因子后,整个反演过程即为最大化以 H, P, G, X 为先验信息的水面下反射率 $\mathbf{r}_{\text{rs}}$ 的似然函数:

$$P(\mathbf{r}_{\text{rs}} | \mathbf{\Delta}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^L |\mathbf{\Gamma}(\mathbf{\Delta})|}} \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (\mathbf{r}_{\text{rs},i} - \boldsymbol{\mu})^T \mathbf{\Gamma}^{-1} (\mathbf{r}_{\text{rs},i} - \boldsymbol{\mu}) \right], \quad (24)$$

式中, $\mathbf{\Gamma}(\mathbf{\Delta})$ 即为包含了环境噪声以及底部类内光谱变异性的变量, $\mathbf{\Gamma}(\mathbf{\Delta})$ 取决于待估计参数变量 $\mathbf{\Delta}$, 故考虑到环境噪声以及底部类内光谱变异性的估计参数 $\mathbf{\Delta}$ 的最大后验概率表示为:

$$\hat{\mathbf{\Delta}}_{\text{MAPEBI}}(\mathbf{r}_{\text{rs}}) = \arg \max_{\mathbf{\Delta}} \{ \ln[P(\mathbf{r}_{\text{rs}} | \mathbf{\Delta})] + \ln[P(H)] + \ln[P(P)] + \ln[P(G)] + \ln[P(X)] \}. \quad (25)$$

3 实验结果与分析

3.1 数据源及参数设置

3.1.1 真实数据集

本文测量及研究地位于美属塞班岛 (Saipan Island, $15^{\circ}14'03''\text{N}$, $145^{\circ}43'18''\text{E}$), 为使数据采集尽可能全面,数据来源应包括 0—30 m 的水深范围以及各种底部基质覆盖类型,因此选择了位于塞班岛西北部的潟湖作为研究地,此地受人类活动干扰很小,

水质较为清澈,同时具有海藻、水草、沙滩等多种底部基质覆盖类型;此潟湖水深范围大概在0—30 m,符合本文实验要求。

本文使用 Hyperion 卫星所测得的优质高光谱影像作为真实数据集来源,数据图像均来源于美国地质调查局(United States Geological Survey, USGS)网站,成像时间为2002年9月10日;为了获取其准确的水深信息,又采用了美国国家海岸带海洋科学中心(National Centers for Coastal Ocean Science, NCCOS)网站的实测水深数据,该实测水深数据大致于2003年11月测得。该高光谱图像包括了波段范围在410—987 nm内的1600个像素和160个光谱波段的连续线条。去除掉强吸水区和强吸氧区后,在410—800 nm的范围内仅保留105个波段,然后对图像进行采样,采样间隔为11 nm(35个波

段),这样可以在保持相似的估计结果的同时增强信噪比。图像经过几何校正,ACTOR大气校正后转换为水面上反射率,再通过校正太阳辉光和水-空气界面参数最后得到水面下反射率 r 。

所采用的塞班岛潟湖地点和实测水深数据分布情况如图2所示,图中白色点即为实测的水深地点,其范围基本包含了整个潟湖。

3.1.2 模拟数据集

实验所用的模拟数据集为:采用式(23)中所描述的概率模型模拟出受环境噪声以及底部类内光谱变异性 $\Gamma(\Delta)$ 影响的反射率值,根据此反射率值进行反演。水深范围为0—30 m,其他水柱参数设定为 $P=0.1 \text{ m}^{-1}$, $G=0.1 \text{ m}^{-1}$, $X=0.01 \text{ m}^{-1}$ 。底部基质包括沙子、绿藻以及褐藻,采用二基质线性模型时,底部组合设定为每种基质各占一半的比例;此外,所

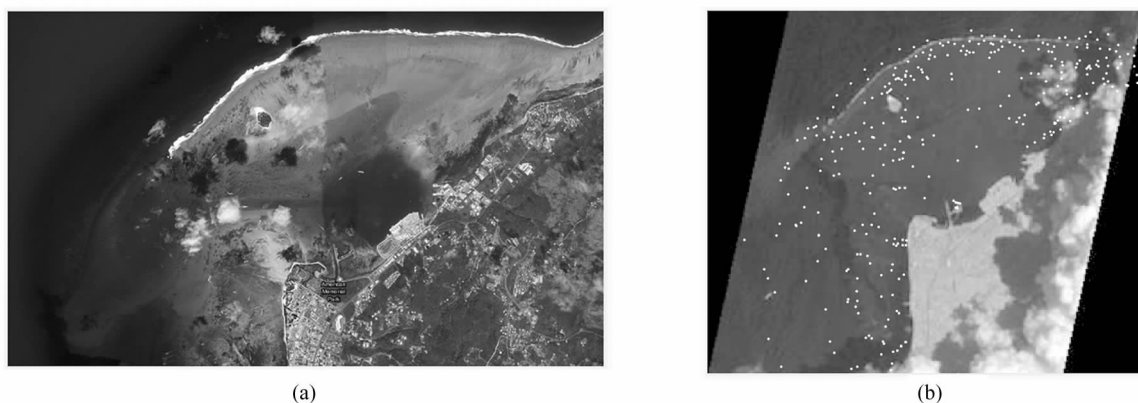


图2 塞班岛西北部潟湖卫星图像及测量分布

Fig.2 Satellite image and measurement distribution of Lagoons in the northwest of Saipan Island

需的环境噪声矩阵由 SYLVAIN 等人给出。

3.1.3 初始化过程以及参数设置

虽然由 LEE 等计算得出的默认参数值以及反射率获得值可以作为初始值进行反演,但经过 GARCIA 等^[16]的证实,不同的初始值会导致不同的局部最小值,以至于会得到不同的参数估计结果;而本文所采用的考虑谱相关噪声的方法会比其他反演算法(如基于半分析模型的查找表法等)引入更多的局部最小值,故此初始值的设定尤为重要。因此本文采用 GARCIA 等提出的拉丁超立方抽样方法(Latin hypercube sampling, LHS)来产生初始值,并假设 H, P, G, X 服从正态分布, B 服从均匀分布,各个值的上下限分别为: $0 \leq H \leq 70 \text{ m}$, $0 \leq P \leq 0.5 \text{ m}^{-1}$, $0 \leq G \leq 0.5 \text{ m}^{-1}$, $0 \leq X \leq 0.08 \text{ m}^{-1}$, $0 \leq B \leq 1$,并且只保留大于0的初始值;此外,对权重系数 w 采用经验

值。所用的底部类协方差矩阵包括三种类型:沙子、绿藻和褐藻。

3.2 模拟数据集实验结果分析

3.2.1 水深反演结果误差分析

为了充分说明使用模拟数据集进行反演时在不同水深范围内的误差情况,本次实验采用平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、均方根误差(root mean squared error, RMSE)以及对称平均绝对百分比误差(symmetric mean absolute percentage error, SMAPE)进行评估,总体结果如表1所示,各个水深值所对应的误差如图3所示。

通过对比 MILEBI 方法与 MAPEBI 方法的误差可以看出:1)在0—10 m的水深范围内,如表1所示,正则化前后 MILEBI 方法的误差基本一致,从图3中也可看出,正则化前后的曲线在此范围内基本重

表 1 MILEBI 与 MAPEBI 方法在不同水深范围的反演误差统计表

Tab. 1 Statistics of the inversion errors in different in different water depth ranges using MILEBI and MAPEBI

Evaluation	Inversion method	Depth range/m		
		0—10	10—15	15—20
MAE/m	MILEBI	0.31	0.83	3.47
	MAPEBI	0.31	0.74	1.88
RMSE/m	MILEBI	0.37	1.01	4.50
	MAPEBI	0.37	0.92	2.22
SMAPE/%	MILEBI	5.72	7.11	20.95
	MAPEBI	5.67	6.55	12.46

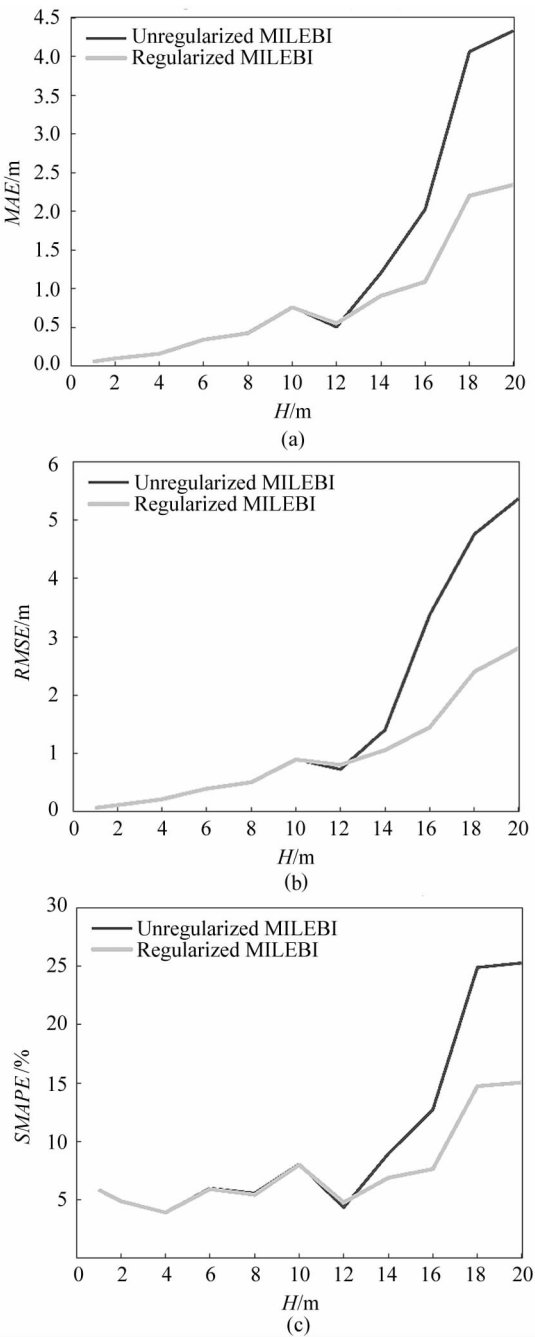


图 3 (a) 平均绝对误差; (b) 均方根误差; (c) 对称平均绝对百分比误差各图中深色线为 MILEBI 方法曲线, 浅色线为 MAPEBI 方法曲线
Fig. 3 (a) MAE; (b) RMSE; (c) SMAPE; The dark line represents MILEBI. The light line represents MAPEBI

合,这与用真实数据集进行反演时的效果一致;2) 在 10—15 m 的水深范围内,MAPEBI 方法的误差要略小于 MILEBI 方法,这与用真实数据集进行反演时的效果同样一致;3) 而在 15—20 m 的水深范围内,如表 1 所示,改进后的方法的误差降低,从图 3 中也可看出,改进前方法的误差曲线在 15—20 m 的水深范围内急剧增大,而改进后方法的误差曲线则要比前者减缓很多。

3.2.2 水深反演结果评估

为更深入具体地比较反演估计水深与模拟水深之间的差异,分别绘制了 MILEBI 方法以及 MAPEBI 方法的散点图。首先将水深上限设为 30 m,用 MILEBI 方法进行反演时,每个模拟的真实深度值会得出 16 个估计结果,将与每个模拟的真实深度值所对应的 16 个估计深度值取出,用于绘制图 4(a)的散点图;其次,将采用 MAPEBI 方法得到的 16 个估计深度值取出,用于绘制图 4(b)的散点图;最后将深度上限设为 20 m,继续采用 MAPEBI 方法得出 16 个估计值,进行绘制图 4(c)的散点图。

从图 4(a)可以看出:在 0—10 m 的范围内,反演得出的深度值误差很小,与模拟深度值基本一致;在 10—15 m 的范围内,逐渐出现些许高估与低估的情况;在 15—30 m 的范围内,反演得出的深度值出现了严重高估的现象,例如在 20 m 处,所估计出的深度值最高已经接近了 65 m。

从图 4(b)可以看出:在 0—10 m 以及 10—15 m 的范围内,MAPEBI 方法的反演误差情况与 MILEBI 方法基本一致;在 15—20 m 的范围内,不再出现严重高估的情况,误差减小;其中 15—20 m 范围内所出现的些许低估情况,无论是 MILEBI 方法或是 MAPEBI 方法,都会出现一定程度的低估现象,这是由于考虑底部类内光谱变异性时,随着光谱变异性增大,底部类的方差也随之逐渐增大所导致的,基本属于正常变化范围;此外,20—30 m 范围内出现了较大的低估现象,效果不佳,故本实验暂只考虑 20 m 深度范围内的改进效果。

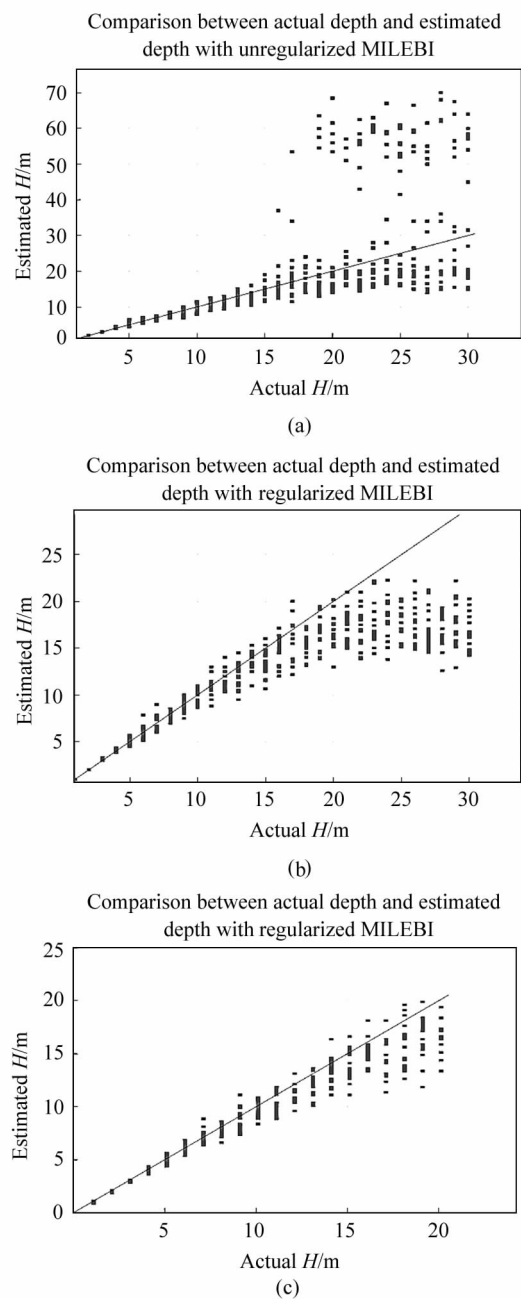


图 4 (a) MILEBI 方法的估计水深与模拟水深散点图对比 (深度估计上限 30 m); (b) MAPEBI 方法的估计水深与模拟水深散点图对比 (深度估计上限 30 m); (c) MAPEBI 方法的估计水深与模拟水深散点图对比 (深度估计上限 20 m)

Fig. 4 (a) The comparison of scatter plot figure between estimated and simulated water depth using MILEBI (upper limit 30 m); (b) The comparison of scatter plot figure between estimated and simulated water depth using MAPEBI (upper limit 30 m); (c) The comparison of scatter plot figure between estimated and simulated water depth using MAPEBI (upper limit 20 m)

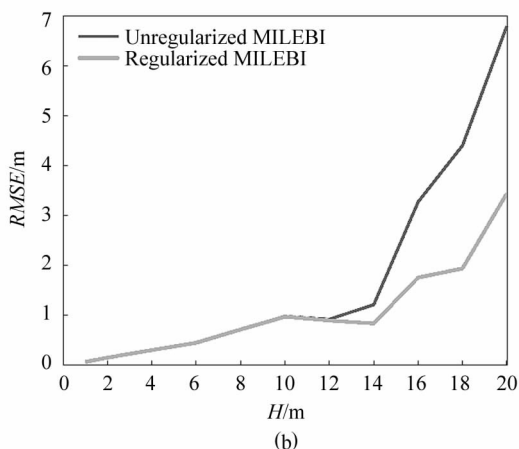
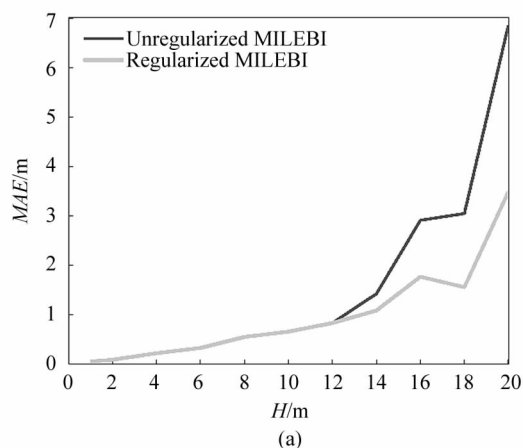
根据以上结论,控制深度上限为 20 m 后用 MAPEBI 方法绘制出散点图(c),可以看出:在 0—10 m 以及 10—15 m 的范围内,误差情况与图 4 的(a)、(b)情况基本一致;15—20 m 的范围内,不再出现严重高估现象,反演性能提高,且与表 1 中的 MAE、RMSE 和 SMAPE 误差评估结果一致。

3.3 真实数据集实验结果分析

3.3.1 水深反演结果误差分析

为了充分说明塞班岛潟湖水深反演在不同水深范围内的误差情况,本次实验同样采用 MAE、RMSE 以及 SMAPE 进行评估,各个水深值所对应的误差如图 5 所示,总体结果如表 2 所示。

通过对比 MILEBI 方法与 MAPEBI 方法的误差可以看出:1) 在 0—10 m 的水深范围内,如表 2 所示,正则化前后的 MILEBI 方法的误差几乎一致,从图 5 中也可看出,正则化前后的曲线在此范围内几乎重合;2) 在 10—15 m 的水深范围内,MAPEBI 方法的误差要略小于 MILEBI 方法;3) 在 15—20 m 的水深范围内,如表 2 所示,改进后的方法的误差要小于改进前的误差,从图 5 中也可看出,改进前的方法误差曲线在 15 m 后的水深范围内急剧增大,而改进后方法的误差曲线则要比前者减缓很多。



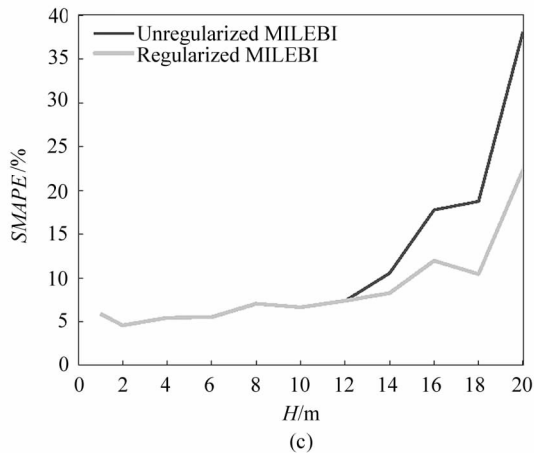


图 5 (a) 平均绝对误差; (b) 均方根误差;
(c) 对称平均绝对百分比误差;
各图中深色线为 MILEBI 方法曲线,
浅色线为 MAPEBI 方法曲线
Fig. 5 (a) MAE; (b) RMSE; (c) SMAPE;
The dark line represents MILEBI.
The light line represents MAPEBI

表 2 MILEBI 与 MAPEBI 方法在不同水深范围的
反演误差统计表

Tab. 2 Statistics of the inversion errors in different water
depth ranges using MILEBI and MAPEBI

Evaluation	Inversion method	Depth range/m		
		0—10	10—15	15—20
MAE/m	MILEBI	0.32	0.97	4.27
	MAPEBI	0.32	0.86	2.27
RMSE/m	MILEBI	0.45	1.80	4.82
	MAPEBI	0.45	0.90	2.38
SMAPE/%	MILEBI	5.84	8.17	24.87
	MAPEBI	5.85	7.43	14.90

3.3.2 水深反演结果评估

为比较反演估计水深与实测水深之间的差异,分别绘制了 MILEBI 方法和 MAPEBI 方法的散点图。绘制散点图所用的水深上限以及绘制方法与模拟数据集相同。

从图 6(a)可以看出:在 0—10 m 的水深范围内,估计值与真实值误差很小;在 10—15 m 的水深范围内,估计值与真实值误差逐渐变大,慢慢出现了低估以及高估的情况;在 15—30 m 的水深范围内, MILEBI 方法出现了严重高估水深值的情况,例如在 20 m 时,某些估计值已经出现了接近 50 m 的情况。

从图 6(b)可以看出:在 0—10 m 以及 10—15 m 的水深范围内,其估计值与真实值的误差情况与

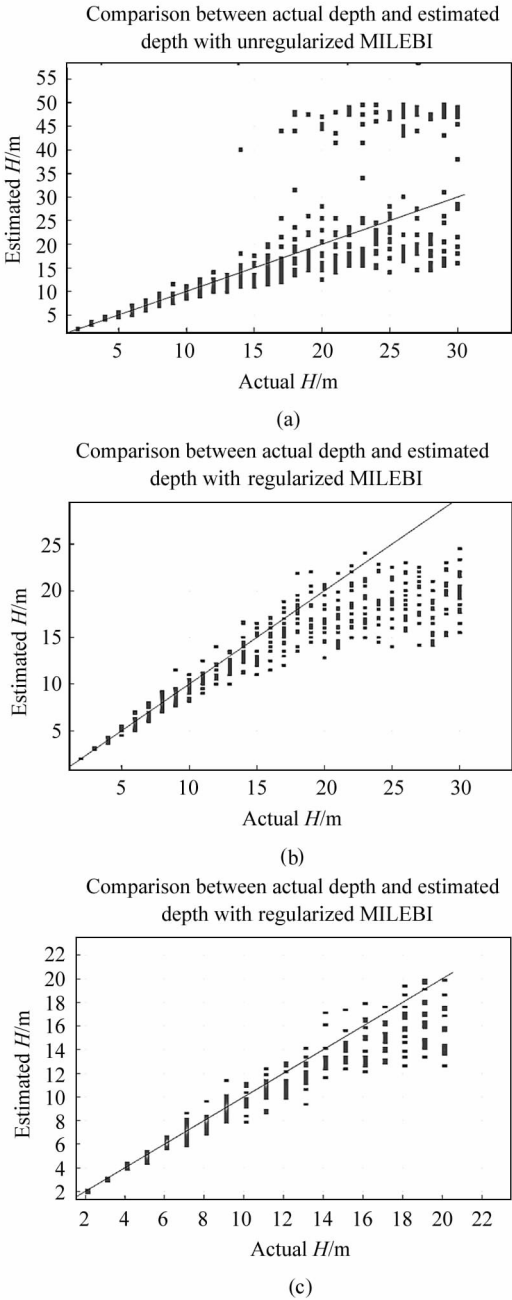


图 6 (a) MILEBI 方法的估计水深与实测水深散点
图对比(深度估计上限 30 m); (b) MAPEBI 方法的估计
水深与实测水深散点图对比(深度估计上限 30 m);
(c) MAPEBI 方法的估计水深与实测
水深散点图对比(深度估计上限 20 m)

Fig. 6 (a) The comparison of scatter plot figure between
estimated and real water depth using MILEBI
(upper limit 30 m); (b) The comparison of scatter plot
figure between estimated and real water depth using
MAPEBI (upper limit 30 m); (c) The comparison of
scatter plot figure between estimated and real
water depth using MAPEBI (upper limit 20 m)

MILEBI 方法基本一致;在 15—20 m 的水深范围内,已经不再出现严重高估深度值的情况,误差减小,估计效果提高;其中,在 15—20 m 的范围内同样出现少许低估状况,在 20—30 m 的范围内与模拟数据集一样,效果不佳,不予考虑。

与模拟数据集类似,水深上限设为 20 m 后绘制出图 6 中的(c)图:在 0—10 m 以及 10—15 m 的水深范围内,估计情况与图 6 的(a)、(b)中的情况基本一致;在 15—20 m 的深度范围内,不再出现严重高估情况,误差减小。

3.3.3 水深反演 RGB 图像结果评估

为直观地了解对塞班岛潟湖的水深反演情况,本实验利用真实深度值与反演得出的深度值绘制了潟湖的 RGB 图像,图 7(a)中图像即塞班岛真实水深分布情况,(b)中图像即为 MILEBI 方法反演出的水深分布情况,(c)中图像即为 MAPEBI 方法反演出的水深分布情况;对比真实图像以及各个反演图像可以直观地看出:1) MILEBI 方法得出的 RGB 图像在左侧中间 15—20 m 区域存在明显高估情况,左侧上部区域存在少许高估现象;2) MAPEBI 方法的 RGB

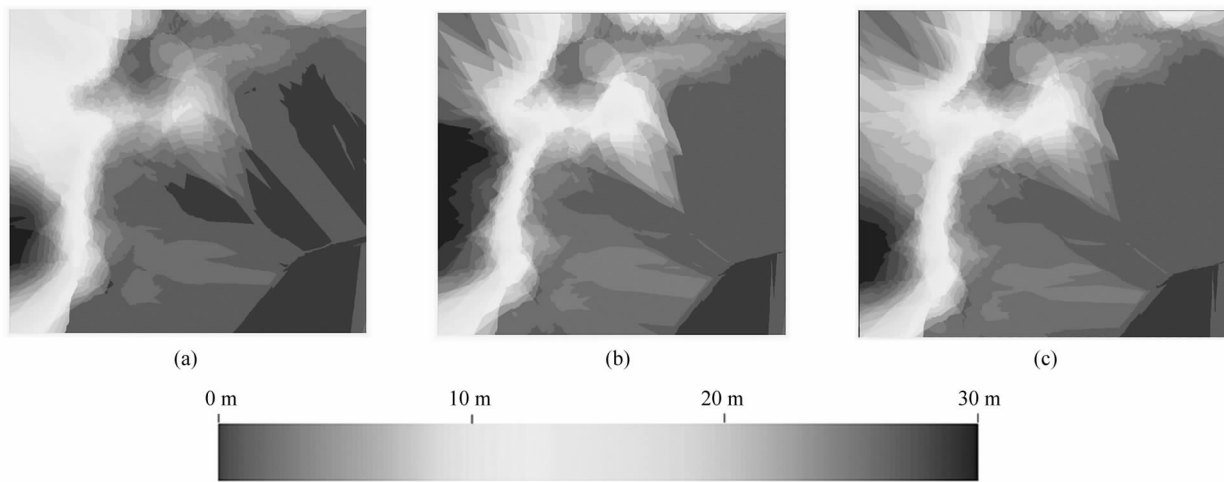


图 7 塞班岛潟湖水深反演结果 RGB 图像:

(a) 真实水深图像; (b) MILEBI 方法图像; (c) MAPEBI 方法图像

Fig. 7 RGB image of water depth inversion results of Saipan Lagoon; (a) Real data image; (b) MILEBI image; (c) MAPEBI image

图像一定程度上修正了左侧中间区域的高估情况,不过在左上区域仍然存在少许高估现象。

4 结 论

本文针对基于半分析模型的 MILEBI 方法会出现水深高估的问题,提出了一种改进的反演方法,经添加关于深度的正则化项,较好地解决了 15—20 m 深度范围内水深被高估的问题。在真实和模拟数据集集中的实验结果表明:以真实数据集举例,所提 MAPEBI 方法能够将 MILEBI 方法的 MAE 值从 4.27 m 降低到 2.27 m,一定程度上提高了水深反演精度;并且从 RGB 图像中也可直观看出,所提方法一定程度上改善了 15—20 m 范围内的高估情况。综上所述,所提方法优于原反演方法。未来可以考虑继续改进反演方法,以提高深度超过 20 m 时的反演精度。

参考文献:

- [1] CAO B, QIU Z G, CAO B C, et al. Comparison among for inverse algorithms of water depth[J]. Journal of Geomatics Science and Technology, 2016, 33(4): 388-393.
曹斌, 邱振戈, 曹彬才, 等. 4 种遥感浅海水深反演算法的比较[J]. 测绘科学技术学报, 2016, 33(4): 388-393.
- [2] ZHANG X C, MA Y, ZHANG J Y, et al. Research on fusion model of shallow water bathymetric remote sensing inversion based on segmentation adaptive algorithm[J]. Marine Sciences, 2020, 44(6): 1-11.
张雪纯, 马毅, 张靖宇, 等. 基于分段自适应算法的浅海水深遥感反演融合模型研究[J]. 海洋科学, 2020, 44(6): 1-11.
- [3] ZHANG Y Y, HUANG R Y, YU K F, et al. Estimation of shallow water depth based on satellite hyperspectral images[J]. Journal of Geo-Information Science, 2020, 22: 1567-1577.

- 张源榆,黄荣永,余克服,等.基于卫星高光谱遥感影像的浅海水深反演方法[J].地球信息科学学报,2020,22:1567-1577.
- [4] MA Y,ZHANG J,ZHANG J Y,et al. Research progress of shallow water bathymetric 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.
- [5] SRINIVAS K,GEDAM S S,INAMDAR A B. Effect of inclusion of new variables in inversion of semi-analytical model for synthetic hyperspectral data of shallow waters [C]//2018 9th Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS), September 23-26, 2018, Amsterdam, Netherlands. New York:IEEE,2018:18793276.
- [6] JAY S, GUILLAUME M. A novel maximum likelihood based method for mapping depth and water quality from hyperspectral remote-sensing data[J]. *Remote Sensing of Environment*,2014,147:121-132.
- [7] JAY S, GUILLAUME M, MINGHELLI A, et al. Hyperspectral remote sensing of shallow waters: Considering environmental noise and bottom intra-class variability for modeling and inversion of water reflectance[J]. *Remote Sensing of Environment*,2017,200:352-367.
- [8] LEE Z, 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.
- [9] TARASOV A P, PERSHEYEV S, ROGATKIN D A. Exact analytical solutions and corresponding Monte Carlo models for the problem of light transport in turbid media with continuous absorption and discrete scattering at the single scattering approximation[J]. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 2021, 271: 107741.
- [10] GARCIA R A, FEARNES P R, MCKINNA L I. Detecting trend and seasonal changes in bathymetry derived from HICO imagery: A case study of Shark Bay, Western Australia [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 147: 186-205.
- [11] MCKINNA L I, FEARNES P R, WEEKS S J, et al. A semianalytical ocean color inversion algorithm with explicit water column depth and substrate reflectance parameterization [J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2015, 120(3):1741-1770.
- [12] PETIT T, BAJJOUK T, MOUQUET P, et al. Hyperspectral remote sensing of coral reefs by semi-analytical model inversion-Comparison of different inversion setups [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 190: 348-365.
- [13] GARCIA R A, MCKINNA L I, HEDLEY J D, et al. Improving the optimization solution for a semi-analytical shallow water inversion model in the presence of spectrally correlated noise [J]. *Limnology and Oceanography: Methods*, 2014, 12(10):651-669.
- [14] KNUDBY A, AHMAD S K, LLORI C. The potential for Landsat-based bathymetry in Canada[J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2016, 42(4):367-378.
- [15] JAY S, GUILLAUME M. Regularized estimation of bathymetry and water quality using hyperspectral remote sensing [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2016, 37(2):263-289.
- [16] GARCIA R A, HEDLEY J D, TIN H C, et al. A method to analyze the potential of optical remote sensing for benthic habitat mapping [J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(10):13157-13189.

作者简介:

郭宝峰 (1973—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事高光谱图像处理、模式识别、信号处理方面的研究。