

浅海水深光学遥感研究进展

马 毅^{1,2}, 张 杰¹, 张靖宇¹, 张 震², 王锦锦²

(1. 国家海洋局 第一海洋研究所, 山东 青岛 266061;

2. 山东科技大学 测绘科学与工程学院, 山东 青岛 266590)

摘 要:通过分析 1978 年至今水深光学遥感的国内外主要研究成果,从被动光学遥感、主动光学遥感、遥感融合探测三个方面,对光学遥感浅海水深反演方法进行了系统性总结,对比分析了水深反演方法的优势和不足,探讨了存在的技术问题,并展望了浅海水深光学遥感技术的发展趋势。总结得到:主动光学遥感的水深探测精度最高,在 0~15 m 浅海水深段,激光雷达遥感探测误差在厘米级,但仅限于机载平台;遥感融合探测方法精度次之,水深反演精度一般可比单源单时相提高 10 多个百分点;被动光学遥感中的高光谱水深反演精度一般要高于多光谱,平均相对误差可低至 15%。被动光学遥感水深反演精度相对较低,但是数据源丰富、覆盖范围广、时效性强、水深反演模型较丰富,是目前浅海水深遥感反演的主要方法。主动光学遥感由于机动性强、测深精度较高,逐步成为应用和研究的热点,但是受空管以及飞机平台的航程限制,个别敏感区域飞机也不能到达。水深遥感融合探测可以充分地利用已有遥感影像资源,有效地挖掘多源、多时相信息,有助于提高水深遥感反演精度,但是多源遥感影像融合时会存在空间尺度问题,多时相反演融合中也会有底质及水下地形变化等因素对水深反演精度的影响。

关键词:浅海水深;被动光学遥感;主动光学遥感;水深遥感融合探测

中图分类号:TP79

文献标识码:A

文章编号:1671-6647(2018)03-0331-21

doi:10.3969/j.issn.1671-6647.2018.03.001

水深是浅海重要的地形要素,对于海上交通运输、海岸工程开发、海岛海岸带管理均具有重要意义。传统的水深测量主要采用船载声呐测量方式,具有测量精度高的优点,但需耗费大量的人力和物力,尤其对于海岛海岸带浅海区域和因权益争端难以进入的海域,水深现场测量难以开展。遥感技术为水深测量提供了新的手段。与传统现场测量技术相比,水深遥感反演具有大范围、低成本和重复观测的优势,适用于浅海和难以到达海域水下地形的探测和动态监测,在相当程度上弥补了现场测量的不足。

水深光学遥感技术自 20 世纪 60 年代开始受到关注,随着多光谱遥感卫星升空,多光谱水深遥感反演模型方法得到了迅速的发展,主要包括理论解析模型、半理论半经验模型和统计模型三种形式,并得到了广泛的研究和应用。高光谱遥感具有“图谱合一”的特点,自 20 世纪 80 年代以来,机载和星载高光谱数据的日益丰富,高光谱水深反演模型得到了长足的发展,形成了查找表法^[1-2]、光谱微分统计模型^[3-4]、神经网络模型^[5-6]和半分析模型^[7]等多种形式,水深反演精度较多光谱有大幅提高,目前仍是水深遥感反演研究的热点。激光雷达(LiDAR)是主动光学遥感探测手段,具有测量精度高的突出优势,目前仍处在机载应用阶段^[8-10],星载激光雷达仍然是发展前沿^[11]。多源多时相多角度遥感影像可以提供多维度信息,发展基于多维度信息的水深遥感融合探测技术也是有关学者关注的方向^[12-14]。按照遥感频段划分,水深遥感可以分为微波和光学两大类。水深微波遥感主要应用 SAR 和高度计传感器,具有不受云雾遮挡、全天时等优势,但是 SAR 水深反演受水下地形坡度、成像时刻流场和海面风速的限制,高度计水深反演只适用于小比例尺大范围的大洋

收稿日期:2018-03-13

资助项目:国家重点研发计划项目(2016YFC1402701);国家科技支撑计划项目——远海岛礁地理信息监测关键技术研究(2012BAB16B01-02)

作者简介:马 毅(1973-),男,内蒙古锡林郭勒人,研究员,博士,博士生导师,主要从事海岛海岸带遥感与应用方面研究。E-mail:mayimail@fio.org.cn

(王 燕 编辑)

地形探测。总体来说,光学遥感是水深遥感探测的主要方式,目前其探测方法可以分为被动光学遥感、主动光学遥感、水深遥感融合三大类。被动光学遥感水深反演根据传感器的光谱分辨率可分为多光谱和高光谱;主动光学遥感是指激光测深雷达;水深遥感融合是综合已有遥感影像资源,有效地挖掘多源、多时相、多角度等多维度信息,开展水深光学遥感反演的方法。

本文收集了自 20 世纪 70 年代提出利用卫星多光谱遥感反演水下地形以来的国内外主要文献,从浅海水深被动光学遥感、浅海水深主动光学遥感、浅海水深遥感融合探测三个方面,对光学遥感浅海水深反演方法进行了梳理归纳,总结分析了模型机理和方法特点,对比了各种模型的水深遥感误差,评述了光学遥感浅海水深反演方法的优势和不足,并从遥感图像预处理、水深控制点和检查点选取、被动光学遥感模型的出路、主动光学遥感模型的重点、遥感融合探测模型的前景以及其他需要讨论的问题等方面,对浅海水深光学遥感技术的发展予以分析和展望。

1 浅海水深被动光学遥感探测

太阳光对水体具有透视能力,光学传感器接收信号中包含海底对太阳光的反射信息是浅海水深被动光学遥感反演的物理基础,也就是由海底反射进入光学传感器的信息才是水下地形的直接反映,即水深光学遥感的信息来源。太阳光在水体中的衰减系数决定了光在水体中的透视深度,光在水体中的衰减系数越小,其对水体的透视性就越好。在电磁波谱段中,可见光具有最大的大气透过率和最小的水体衰减系数,因此,它是水深遥感反演的最佳谱段范围。

1.1 多光谱遥感水深反演

有关学者^[15-19]从 20 世纪 60 年代开始关注水深遥感技术,随着遥感卫星发射成功,利用多光谱卫星遥感数据反演水深的模型方法也得到了迅速的发展,主要形成了理论解析模型、半理论半经验模型和统计模型三种形式。

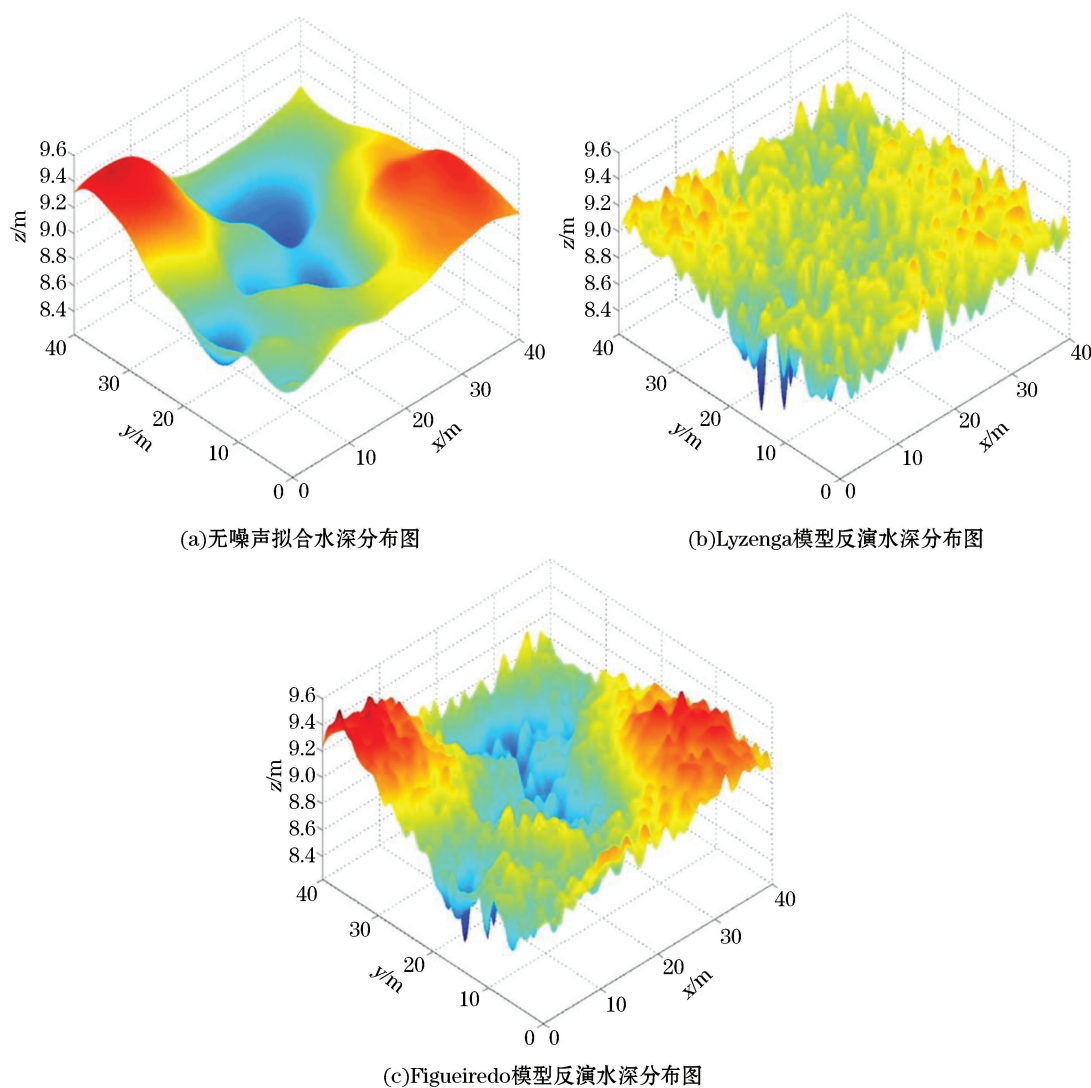
1.1.1 理论解析模型

理论解析模型是基于水光场辐射传输方程,建立光学传感器接收到的辐亮度与水深和底质反射的解析表达式,进而通过表达式解算出水深。Lyzenga^[15-16]和 Lyzenga 等^[20]利用双层流近似假设,对经典辐射方程进行了简化并且忽略水体内部的反射效应,得到一种水深反演的理论解析模型:

$$R(h) = \frac{\pi L^-}{E_i^-} = r_v + r_b^* e^{-\alpha h}, \quad (1)$$

式中, E_i^- 为海面下的向下辐照度; L^- 为海面下的向上辐照度; r_v 为假设水深为无限深时光波在水中的有效散射; $r_b^* = r_b - r_v$, 其中 r_b 为海底反射率; α 为电磁波上行和下行衰减系数的和; h 为水深。

Figueiredo 等^[21]对模型进行了改进,实验验证在 20 m 水深范围内反演误差由 3.2 m 减小为 2.4 m(图 1)。陈启东等^[22]通过深入分析太阳光在水体中传输的物理过程,假设表层和底层水体介质均匀一致,引入水体光学厚度的概念,通过水体辐射传输理论推导出水深遥感物理模型,并应用 SPOT-5 多光谱遥感影像开展了水深反演实验,结果平均相对误差为 13.73%。这些理论解析模型精度较高,物理普适性较强,然而在模型构建过程中所需的水体光学参数众多,计算复杂且获取困难,从而使理论解析模型的应用受到了限制。

图1 不同理论解析模型水深反演结果^[21]Fig.1 Inversion results of different theoretical analytical models^[21]

1.1.2 半理论半经验模型

半理论半经验模型采用理论模型和经验参数相组合的方法实现被动光学遥感水深反演。对数线性模型是应用最广泛的半理论半解析模型^[17-18,23],该模型将光学遥感接收到的辐亮度表示为深水区辐亮度和海底反射辐亮度之和,模型简化后只需回归 2 个经验参数就可建立辐亮度与水深的解析关系式,这就是经典的单波段水深反演模型^[24-25]。Paredes 等^[26]假设 2 个波段在不同底质类型上的反射率比值不变,建立了双波段对数线性模型,也可将对数线性模型推广到多个波段:

$$Z = a_0 + \sum_{i=1}^N a_i \ln[L(\lambda_i) - L_{\infty}(\lambda_i)], \quad (2)$$

式中, a_i 为常系数,其中 $i=0,1,\dots,N$, N 为光谱的波段数; $L(\lambda_i)$ 是波段 i 经过大气校正和太阳耀斑改正后的辐亮度值; $L_{\infty}(\lambda_i)$ 是波段 i 在深水区辐亮度值。

众多学者应用对数线性模型做了大量的应用研究工作^[23, 27-44],研究表明,双波段和多波段对数线性模型要明显优于单波段水深反演模型,单波段水深反演的平均相对误差一般为 33%~55%,双波段和多波段

对数线性模型的平均相对误差一般为 20%~32%。为避免对数线性模型中光学遥感器接收到的辐亮度与深水区辐亮度差值为负的情形,Stumpf 等^[45]提出了对数转换比值模型:

$$Z = m_1 \frac{\ln[nR_w(\lambda_i)]}{\ln[nR_w(\lambda_j)]} + m_0, \quad (3)$$

式中, m_0, m_1, n 为回归系数; R_w 为相应波段 λ_i 和 λ_j 的反射率。该模型适用于辐亮度值较低的海域,成功应用于太平洋夏威夷群岛西北的 Kure 珊瑚环礁(图 2),有关学者对该模型开展了应用研究^[46-47]。

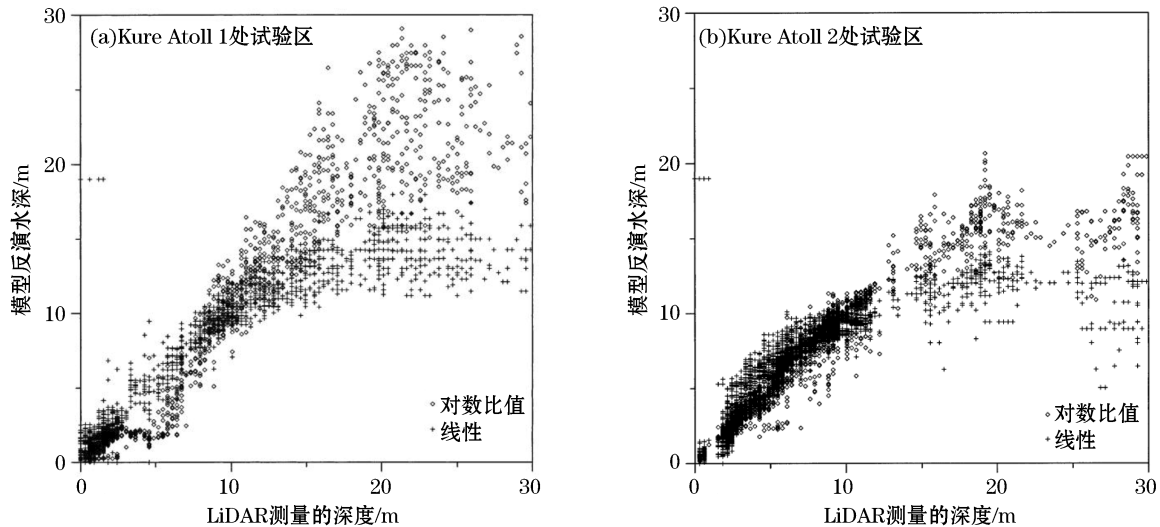


图 2 Stumpf 对数线性模型与传统线性模型在 Kure Atoll 两处试验区的模型反演情况对比图^[45]

Fig.2 Comparison between retrieval results from Stumpf log-linear model and linear model around Kure Atoll^[45]

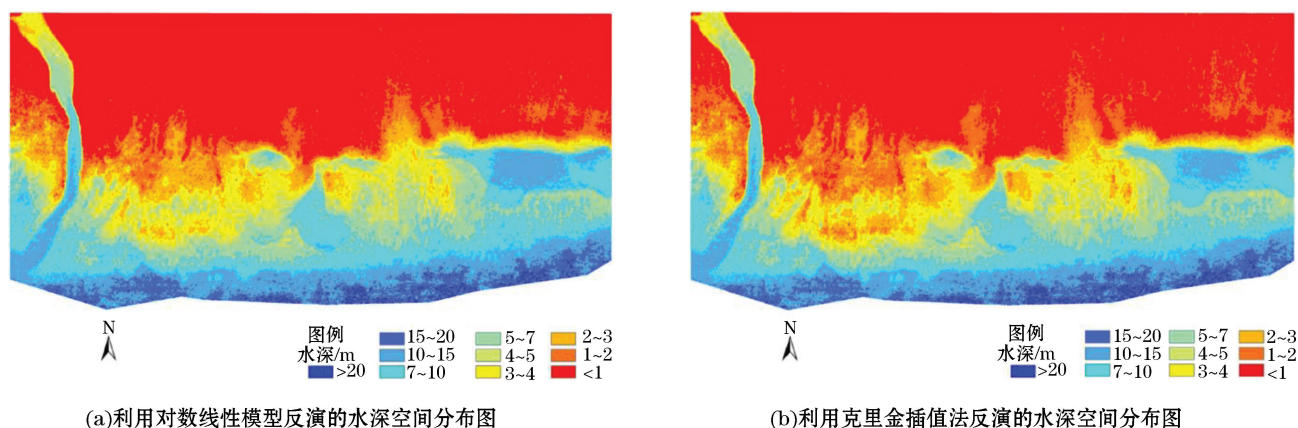
近年,田震^[48]对传统的 Stumpf 对数转换比值模型进行了改进,将每个波段的对数调节因子调整为 2 个因子,并应用改进模型开展了珊瑚岛礁周边海域水深反演,结果表明水深反演能力有明显的提升,平均相对误差为 12.6%,比传统的 Stumpf 模型降低了近 12 个百分点。改进模型^[48]为

$$Z = m_1 \frac{\ln[nR_w(\lambda_i)]}{\ln[mR_w(\lambda_j)]} + m_0, \quad (4)$$

其中, m_0, m_1, n, m 为回归系数; R_w 为相应波段 λ_i 和 λ_j 的反射率。

Su 等^[49]在对数线性模型的基础上,结合克里金插值提出了克里金回归水深反演法,实验结果的平均绝对误差比对数线性模型降低了 12%(图 3)。早期有学者^[50]根据皮尔定律得到海水透过率与水深的关系,进而建立海面反射率与水深的关系,将后向散射系数、海底反射率和海水衰减系数设定为待定参数,进而利用该关系进行水深反演。虽然对数线性模型和对数比值模型有较强的水深反演能力,但是在极浅水域(0~2 m)表现平常,平均相对误差约为 34%~50%。另外,有些学者^[12,51-53]在对不同深度的海域进行分区的基础上进行水深反演,得到较好的结果,均方根误差比分区前水深反演减小 0.6 m。

上述半理论半经验模型是理论解析模型的合理简化,在具有一定的普适性的前提下,模型参数显著减少,这不仅很大程度上减少了反演的计算量,也保证了水深反演的精度。半理论半经验模型也是目前水深光学遥感应用最多的模型。需要指出的是,水深控制点数量和遥感影像空间分辨率均会影响反演精度。梁建等^[54]利用 WorldView-2, GF-1 WFV 和 Landsat8 OLI 三种多光谱影像,开展了实验分析,当检查点数量为 30 个时,其评价指标已可以代表模型反演精度,控制点数量达到 31 个时,水深反演精度即趋于稳定;Liang 等^[55]利用多源遥感影像验证了随着遥感影像空间分辨率的降低,水深遥感反演的精度呈现出先增加后减小的趋势,算例表明当遥感影像空间分辨率为 16 m 时,水深反演结果误差最小且与实测水深值相关性最高。

图3 遥感反演水深空间分布图(IKONOS影像,Molokai Island)^[49]Fig.3 Bathymetry map derived from IKONOS image^[49]

1.1.3 统计模型

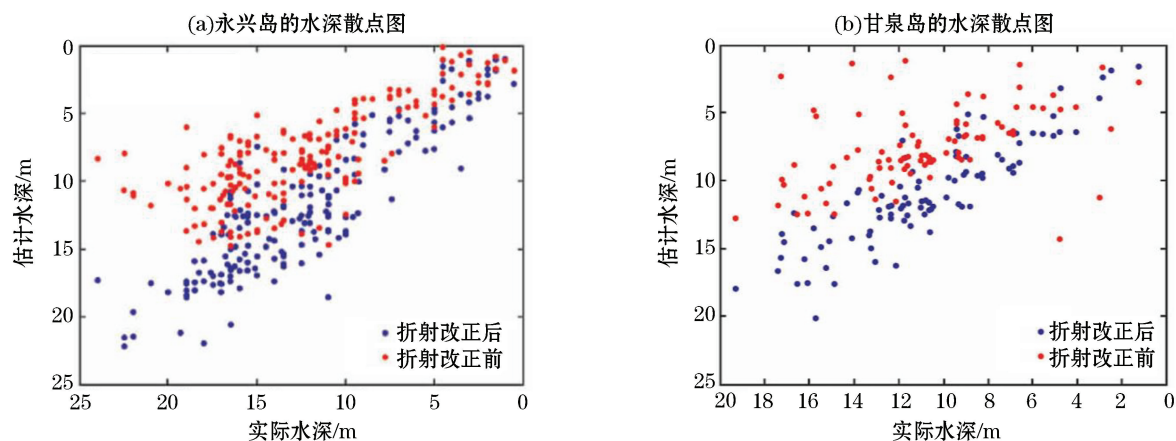
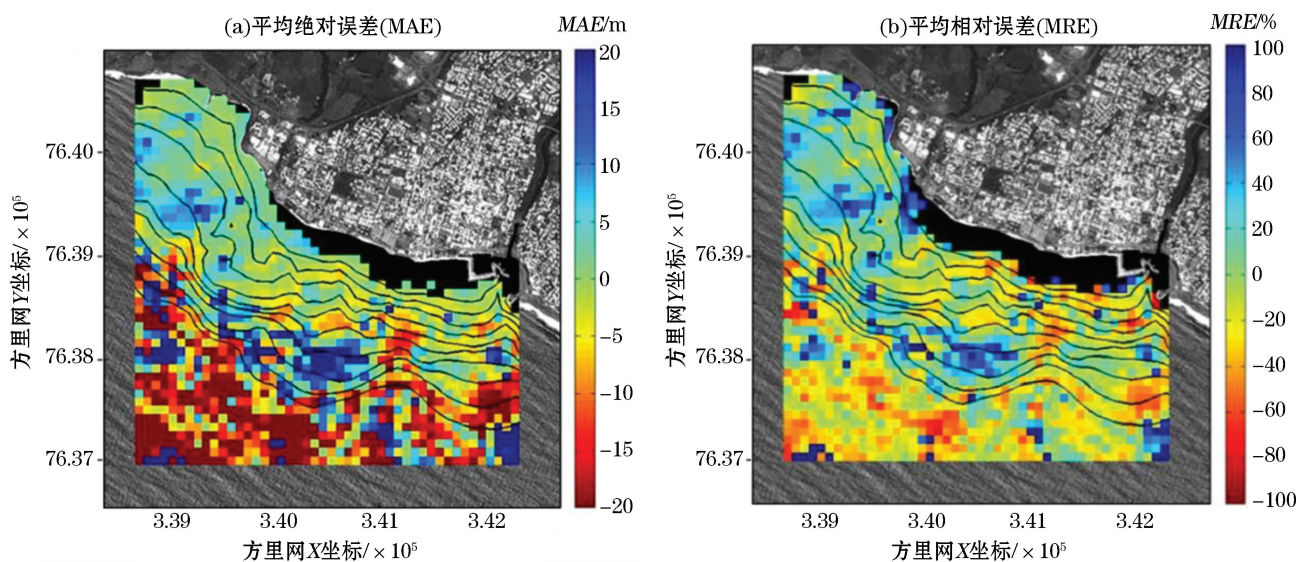
通过直接建立遥感图像辐亮度值与实测水深值之间的统计关系得到的水深反演模型统称为统计模型,表达式主要有幂函数、对数函数和线性模型^[19, 56-63],这些模型基本没有考虑水深遥感的物理机制,而是直接寻求水深与图像辐亮度值之间的统计关系,该类模型在特定的时间和海域也具有相当的水深反演能力。事实上,基于统计模型的反演应用并不少,反演结果的平均相对误差一般为30%~45%。若模型引入悬浮物泥沙等影响因子,其反演精度会明显提升,平均相对误差可降到24%^[59]。

人工神经网络水深反演是统计模型的一种特殊形式,具有自学习、自组织、自适应和非线性动态处理等特性,比传统的统计法具有更好的适应能力^[64]。水深反演神经网络模型的输入有单波段和波段组合^[65],也可考虑悬浮物泥沙和叶绿素等环境影响因子^[66]。遥感测深受水体组分、底质类型以及大气环境等多因子的影响,其物理模型的构建难度较大,神经网络模型对非线性系统具有很强的模拟能力,是一种适应能力较强的水深反演模型,其前提是需要大量的训练样本,也就是在水深反演区域需要已知大量的水深信息,这在相当程度上限制了神经网络模型的应用能力。然而,研究表明,人工神经网络水深反演要比传统的统计模型方法有更高的精度,其平均相对误差一般为13%~24%^[67-69]。

1.1.4 立体探测模型

近年来,随着无人机的普及应用及卫星立体相对成像质量的提升,以双介质摄影测量为基础理论的水深光学立体探测有了较快的发展。其中,有代表性的是周高伟等^[70]利用海岛无人机影像开展了航空双介质摄影测量的试验与分析,实验验证在6.2 m水深范围内中误差为0.61 m;曹彬才等^[71]根据双介质测量原理,利用卫星立体像对进行数字高程模型(DEM)提取,然后对水下部分进行折射改正的方法进行了水深探测,并在我国南海开展试验,结果表明此方法在浅海岛礁水深反演相对误差小于20%(图4);曹斌等^[72]通过对摄影测量交会点与水深真实物点的相互关系位置,推导出水下目标点的水深和大地坐标计算公式,并以甘泉岛为实验区,验证了算法的正确性。

除上述各类水深遥感探测模型外,有学者以海水波为切入点,对水深遥感探测进行了研究,如Adrien等^[73]提出一种利用小波和互相关技术及线性色散关系进行SPOT-5立体像对水深反演的方法,反演结果的平均相对误差约为20%~30%(图5);Li等^[74]提出高分辨率光学遥感影像海浪谱测深反演方法,并利用QuickBird影像在海南三亚湾开展试验,平均相对误差为16.2%。

图4 区域折射改正后的估计水深与实际水深对应关系^[71]Fig.4 Comparison between bathymetry measurement and retrieval with refraction correction^[71]图5 利用 SPOT-5 影像在 Saint-Pierre, La Réunion Island $80\text{ m} \times 80\text{ m}$ 水域内反演水深的误差分布图^[73]Fig.5 Uncertainty of the retrieved bathymetry (in meters and in percentage for (a) and (b), respectively) on an $80\text{ m} \times 80\text{ m}$ grid from the SPOT-5 image^[73]

1.2 高光谱遥感水深反演

高光谱遥感具有“图谱合一”的特点,既可获取地物的空间信息,同时能记录地物的光谱信息。高光谱遥感波谱信息丰富,是近些年来水深遥感反演研究的热点和前沿。高光谱水深反演模型主要包括查找表法、光谱微分统计模型、神经网络模型和半分析模型等。

1.2.1 查找表法

查找表法是通过模拟仿真建立研究区的水体遥感反射率波谱库,然后将高光谱影像经过大气校正提取的遥感反射率与波谱库进行比较,取最匹配的波谱所对应的水深为探测结果。该模型需要坚实的海洋光学基础理论和数值模拟支撑,而且仿真的场景必须涵盖研究区水体的光学组份及其特性,才能保证水深反演精度。Mobley 等^[1]根据 Hydrolight 辐射传输模型建立了遥感反射率波谱数据库,用最小二乘法匹配影像与

数据库的反射率,提取匹配波谱的水深,结果与声呐测深数据对比,平均误差为 0.5 m;张靓等^[2]通过辐射传输模型建立遥感反射率波谱库,对维尔京群岛彼得岛的 AVIRIS 高光谱影像应用查找表和波谱匹配的方法提取了水下地形,试验结果证明使用定标好的高光谱影像进行海岸带地区快速水深探测是可行的。

1.2.2 光谱微分统计模型

光谱微分统计模型是通过对光谱导出参数与水深进行回归分析,建立两者之间的统计关系。已有的研究表明,光谱微分统计模型的反演精度优于单波段对数线性模型、光谱波段比值模型,尤其对于近岸浑浊度高的水体,优势更加明显,且已有算例表明光谱微分统计模型的平均相对误差低于 17%^[3-4]。光谱微分技术可以去除部分线性的背景噪声对目标光谱的影响,减少水体浑浊度变化对反演水深带来的影响。然而光谱微分统计模型只应用了高光谱数据中很少的波段信息,受其模型机制的限制难以发挥高光谱遥感波段丰富的优势。

1.2.3 神经网络模型

神经网络模型不仅适用于多光谱水深反演,也适用于高光谱水深反演。Sandidge 等^[75]利用神经网络模型和 AVIRIS 航空高光谱遥感影像对佛罗里达西海岸和佛罗里达礁岛群进行水深反演,结果表明在 0~6 m 水深内,均方根误差分别为 0.84 m 和 0.39 m;施英妮^[5]对输入模拟的高光谱数据进行主成分分析预处理,以提高神经网络的学习速度,通过建立的三层人工神经网络模型对模拟数据进行浅海水深反演,反演结果优于半分析模型;Grigorieva 等^[6]在对海底底质进行分类的基础上提出了利用 ANN 算法进行多光谱和高光谱水深反演的方法,实验验证测深相对误差约 14%。

1.2.4 半分析模型

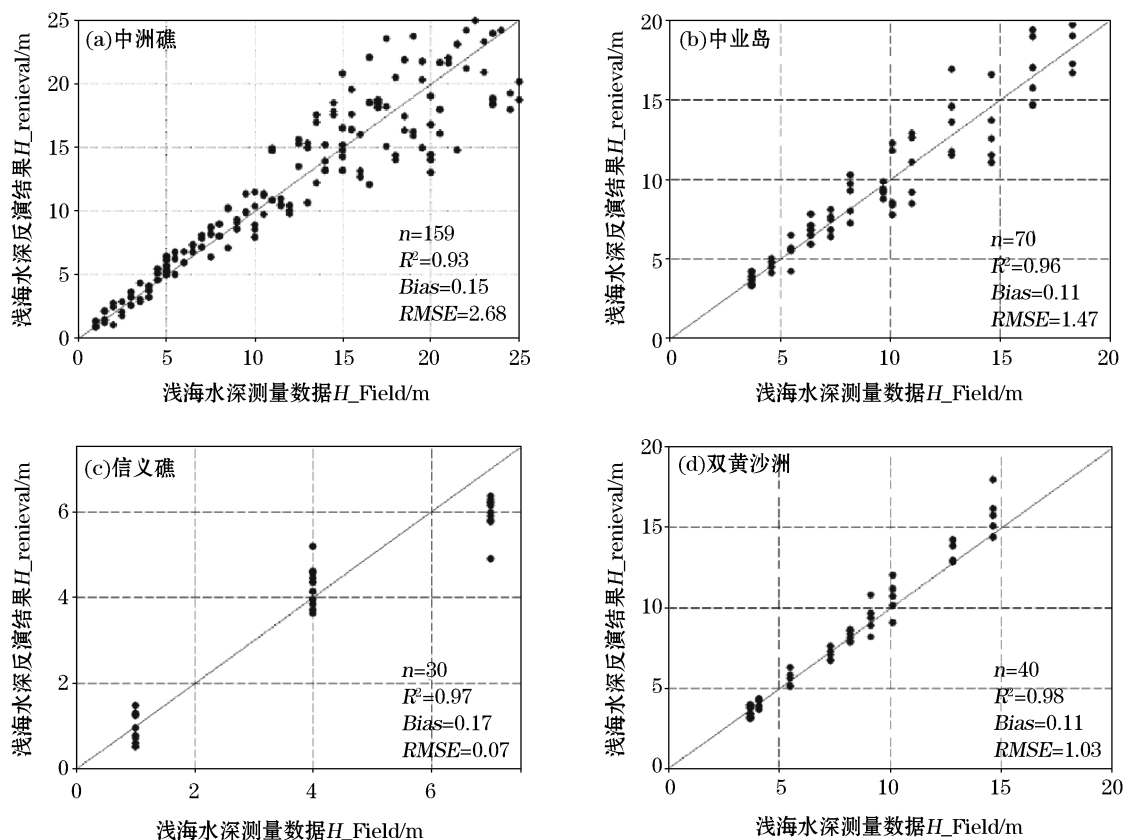
HOPE (Hyperspectral Optimization Process Exemplar) 模型是目前影响最大且应用最为广泛的一种高光谱遥感水深反演模型,该模型由 Lee 等^[7]于 1999 年提出,是一种联合反演浅海水深和固有光学性质的半分析模型 $R_{rs}(\lambda)$:

$$R_{rs}(\lambda) = f[a(\lambda), b_b(\lambda), \rho(\lambda), H, \theta_w, \theta_v, \varphi], \quad (5)$$

式中, $a(\lambda)$ 是海水吸收系数; $b_b(\lambda)$ 是海水后向散射系数; $\rho(\lambda)$ 是海底光谱反射率; H 是浅海水深; θ_w 为下表面太阳天顶角; θ_v 为下表面天底视场角; φ 是视场方位角。由于 n 个波段的解析表达式可以建立 n 个方程,且波段数 n 远远大于反演参数的个数,即该模型方程数量远大于未知数数量,是一种典型的超定问题,因此,可使用非线性优化算法解算。

该模型充分考虑了水体组分的吸收和散射因素,物理机制比较完备。其最大优势是无需实测水深,可直接进行水深反演,因而受到了国内外众多学者的青睐,并开展了大量的应用研究^[76-81](图 6),研究结果精度普遍较高,0~25 m 水深段平均相对误差在 15%左右。

除上述 4 类模型外, Ma 等^[82]针对不同类型的浅水海底底质,在遴选高光谱特征波段的基础上构建了对数线性比值模型,实验结果表明在小于 20 m 的浅水区误差低于 1.5 m;还有学者利用光谱解混方法开展了相关高光谱遥感水深反演工作,其步骤是先进行大气校正提取遥感反射率,再利用红外波段求解表面菲涅尔反射和泡沫反射成分,从而分离出底质反射率并建立其与遥感反射率的经验关系,最后,线性解混上述关系进而提取水深^[83]。

图6 岛礁区浅海水深反演结果印证比较^[80]Fig.6 Bathymetry validation in the shallow coastal waters around island^[80]

2 浅海水深主动光学遥感探测

浅海水深主动光学遥感主要指激光雷达(LiDAR)测深。激光雷达测深是开展浅海、岛礁及船只无法到达水域水深测量最具发展前途的技术,具有测量精度高、测点密度大、覆盖面广、测量周期短等特点,是现代海洋测深领域中的新兴手段。国际首个 LiDAR 系统由美国的雪城大学(Syracuse University)于 1968 年研制成功^[84],之后,美国海军发展了 PLADS 机载脉冲激光测深系统。加拿大、澳大利亚、瑞典也相继开发出 LiDAR 系统,目前主流的 4 大系统包括美国的 EAARL 系统、加拿大 Optech 公司的 SHOALS 系统、瑞典 AHAB 公司的 Hawk Eye 系统和澳大利亚的 LADS 系统。从 20 世纪 90 年代开始,中国科学院西安光学精密机械研究所、中国科学院长春光学精密机械与物理研究所研制了国产机载 LiDAR 系统,并开展了水深测量实验,此外,华中理工大学、中国科学院上海光学精密机械研究所等院所也陆续开展了 LiDAR 系统研制和水深探测研究。如何有效地从激光雷达水体回波信号提取水表面和底部信号是 LiDAR 测深的关键,也是众多学者们研究的热点。目前激光雷达测深方法大致分为 3 类:回波探测法、函数拟合法、反卷积法。

2.1 LiDAR 水深反演基本原理

激光雷达测深系统有单波段机载激光测深和双波段机载激光测深两种。单波段是用 532 nm 波长的蓝绿激光作为激光器发射光源,双波段是用 1 064 nm 近红外和 532 nm 蓝绿激光作为激光器发射源。以常见的双波段机载激光测深系统为例,测深系统向海面同时发射 2 种激光,红外光不易穿透海水,达海面位置时,

绝大部分被反射回来,而蓝绿激光能够穿透海水到达一定深度的海底后被反射回来。因此,计算 2 次激光回波的时间差就可得到海水的瞬时水深。Abdallah 等^[8]利用物理参数仿真 LiDAR 激光从水表面到水底再返回传感器所形成的波形,开发了一种新型激光雷达水体回波信号模型 Wa-LiD;李凯等^[9]利用 MODIS 二级数据产品评估了中国黄海、东海海域激光测深系统可测水深约在 0~50 m;付成群等^[10]通过建立光传导的 Monte Carlo 模型和唯像理论模型,对激光在海水中的传输进行了模拟,得出唯像模型适用于远海清洁水、Monte Carlo 模型适用近岸较浑浊水体测深的结论。

2.2 回波探测法

回波探测法直接进行激光雷达回波信号的探测^[85],主要包括峰值探测法、均方差函数法(ASDF)。峰值探测法^[86]将激光雷达回波局部最大值位置作为目标位置,但是由于太阳和背景噪声的影响,探测到的局部最大值有很多,从这些局部最大值中确定目标信号,还需要最小能量阈值等其他约束条件。均方差函数法^[87-88]是计算发射与接收波形之间的相关性,高相关性的位置认为是目标信号。回波探测法简单易行,但是探测误差较大。在 0~10 m 水深段,回波探测法的测深误差一般在 16 cm 左右,标准差约 5 cm^[89],不同的测深系统和测深环境数据,测深精度也有所差别,但测深误差基本能控制在 30 cm 以内。

2.3 数学拟合法

数学拟合法是应用数学函数拟合真实波形,并从拟合曲线中提取目标位置,数学函数包括高斯函数、三角形函数、四边形函数三种形式。高斯拟合就是用一系列的高斯函数对回波信号进行拟合^[90]。张震等^[91]用 2 个高斯函数拟合激光雷达回波信号,提出了基于正向仿真模型的反向激光雷达水深探测模型,结果表明在 1~15 m 水深段内平均绝对误差为 15.6 cm、平均相对误差为 4.58%(图 7);三角形函数拟合^[8]是应用 2 个高斯函数分别拟合回波波形数据的海表面信号和海底信号,而用三角形函数拟合水体贡献部分,也有的学者用 Weibull 函数拟合海底贡献部分;四边形函数拟合^[89]与三角形函数拟合类似,区别在于用四边形拟合回波信号的水体贡献部分。在 0~10 m 水深范围内,三角形函数拟合法的测深误差为 3~10 cm,标准差约 8.5 cm,而四边形函数拟合法测深误差在 2~8 cm,标准差为 8.2 cm^[89]。

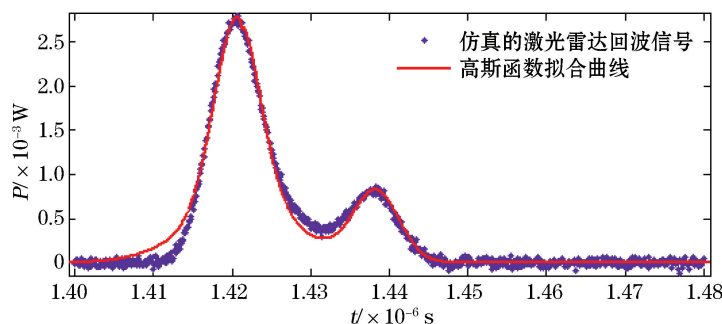


图 7 基于高斯函数拟合回波波形^[91]

Fig.7 Echo waveform fitting with Gauss function^[91]

数学拟合法首先用数学函数对激光雷达水体回波波形进行拟合,这样就可利用简单的光滑曲线来表示带噪声的回波信号,再用峰值探测等方法从拟合曲线中搜寻局部最大值,将这些局部最大值的位置作为地物目标的信号。数学函数拟合提高了水深反演精度,且减少了探测地物目标的错误率,但是该方法不考虑激光雷达在水体的辐射传输过程,直接对波形进行数学仿真,缺少物理参数的模拟,使得该模型具有局限性,水深反演的精度提升空间有限。

2.4 反卷积法

激光雷达回波波形认为是发射脉冲与目标横截面的卷积运算。反卷积法就是从返回的波形去除发射脉冲的成分再恢复目标响应,包括小波反卷积^[92]和维纳滤波反卷积^[93]等。相比这 2 种波形处理方法而言,基于反卷积法的水深反演方法理论精度较高,在底部回波信号较弱的情况下以及较浅的海域造成海表面和海底信号难以识别时,反卷积法有较强的优势。

另外,浅海水深主动光学遥感在底质分类方面有较多的应用。基于 LiDAR 测深数据的底质分类技术是指应用传统分类方法,对 LiDAR 测深数据底部回波信号所特有的回波特征进行分类。Wang 等^[94]利用 SHOALS 底部回波数据的振幅信息区分成不同的底质类型,Tulldahl 等^[95]利用最大似然法对有无波形变量(脉冲的宽度和面积)的深度变量(坡度和深度)进行分类,并以带有经纬度信息的视频资料进行精度验证,结果表明包含波形变量的分类方法能够显著地提高分类精度;而 Collin 等^[96]则对 NDLVI(LiDAR 导出的红光和近红外数据)和水深的组合信息应用最大似然法进行分类。这些结果的总体分类精度达到 70%~93%的水平,取得了较为满意的结果。

3 浅海水深遥感融合探测

以往研究和应用所采用的遥感影像多为单一来源和单一时相,而事实上,近年来发射升空的卫星数量不断增加,有越来越多的数据可供水深遥感反演,多源遥感影像提供了更多的波段信息、遥感重复观测提供了同一地区多时相信息,充分地利用已有遥感影像资源,有效地挖掘多源、多时相信息,有助于提高水深遥感反演精度。

3.1 水深多源遥感

在多源水深遥感反演方面,潘春梅等^[13]对 TM 反演结果和栅格化的 SAR 反演结果进行像元级融合,以 2 景水深反演结果的加权平均值作为对应像素点最终结果;Deng 等^[14]应用 QuickBird 进行了北仑河口的水深反演,但受到影像上有云区的限制,采用 ETM+影像的反演结果作为替代;在考虑多时相影像对水深反演精度贡献的基础上,刘善伟^[12]提出了基于图像分割的多源多时相遥感影像水深反演融合方法,并在多源影像(TM/ETM+, SPOT-5)上开展了水深反演融合实验。研究结果显示,利用多源遥感影像进行水深反演,不仅可以提高反演精度,而且可以弥补单源影像的不足,如云覆盖导致的无效区。水深多源遥感融合的应用虽然基于多种遥感影像开展,但多表现为空间信息的插补,考虑到决策融合可以充分利用已有遥感影像资源和信息,张靖宇^[97]基于单源水深遥感反演结果,提出了基于投票法的多源遥感决策融合规则和模型,并应用西沙群岛北岛的 4 景多光谱影像(WorldView-2, Pleiades, QuickBird 和 SPOT-6)开展了水深反演实验,平均相对误差达 13.1%,比单源遥感影像大幅降低了 12.7 个百分点,反演精度提升效果明显。

3.2 水深多时相遥感

在利用多时相遥感影像数据开展水深反演融合方面,Melsheimer 等^[98]根据多时相遥感影像的不同潮位,提出了一种无水深控制点的水深遥感反演方法;叶小敏等^[99]建立了基于 TM 影像的多时相单波段遥感模型,应用于胶州湾水深反演中;刘善伟^[12]提出的基于图像分割的多源多时相遥感影像水深反演融合方法,分别在同源多时相影像(TM/ETM+)和多源多时相影像(TM/ETM+和 SPOT-5)上开展了水深反演融合实验;张靖宇^[97]对多时相影像分别进行水深反演,得到反演参数和融合参数,建立基于模糊隶属度的水深多时相遥感反演决策融合模型,应用于北岛 2 景不同年份的 QuickBird 影像上,结果显示融合结果的精度比单一时相影像的相对误差分别降低了 12.8%和 1.1%。研究表明,水深多时相遥感反演克服了单一时相影像成像时环境条件的限制,更有利于水深信息的提取。

3.3 水深主被动遥感

主被动遥感融合既能提高被动光学水深反演的精度,又可以减少主动光学数据的使用量,降低成本;Pacheco 等^[100]基于多波段对数线性模型和 Landsat 8 对岛礁周边海域浅海水域(0~12 m)进行水深反演,利用 LiDAR 测深数据对被动光学遥感水深反演算法进行优化,结果平均误差为 0.2 m,中误差为 0.1 m,并对海岸带进行了海底地形图成图(图 8);田震等^[34]开展了基于 Landsat 8 遥感影像和 LiDAR 测深数据的水深主被动遥感反演研究,分析了不同密度 LiDAR 测深数据对多光谱水深遥感反演结果的影响大小,结果表明 LiDAR 测深数据密度的改变对水深反演结果的影响不大,平均相对误差变化在 0.3% 以内。另外,很多学者结合主被动遥感数据对底质分类和底质地形图成图进行了大量的研究和实验^[101-103],并得到了较好的效果。

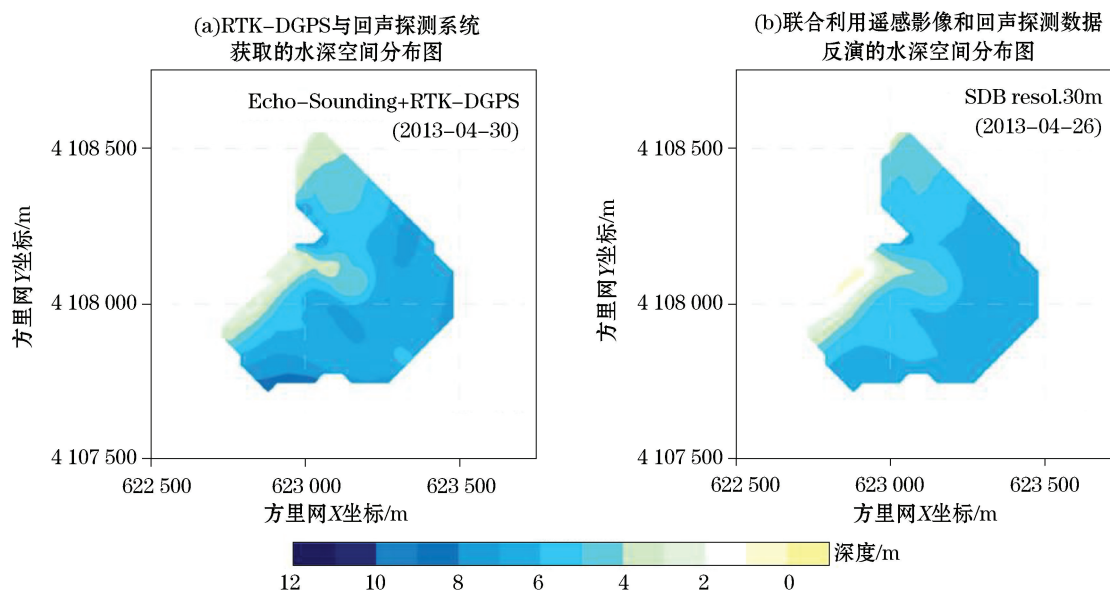


图 8 现场测量和遥感反演水深空间分布图比较^[100]

Fig.8 Comparison of bathymetry contour maps derived from in-situ measurement and remote sensing inversion^[100]

4 关于水深光学遥感技术发展的讨论

水深光学遥感反演是多学科交叉的科学技术问题,涉及海洋光学、海洋遥感、海洋测绘、信息科学等领域,经历了 40 多年的研究,积累了丰富的成果,大致形成了被动光学遥感、主动光学遥感、遥感融合探测三个板块的格局。前文综述了相关研究进展,梳理归纳了各类水深反演方法,总结分析了模型机理和方法特点,对比了各种模型的水深遥感误差,评述了以往研究中水深反演方法的优势和不足。目前,在不易或不宜到达区域水深高精度探测需求的牵引下,水深光学遥感研究和应用备受关注,相关数据处理和信息提取方法处于蓬勃发展期,然而,因受海洋水体、海洋上空大气、海洋底质等环境因素的影响,水深反演的精度仍然不尽如人意。事实上,水深光学遥感是综合地学背景、物理机理和信息反演的复杂问题,不可能因为使用了某种数据或某种方法而一揽子解决,仍然存在诸多待破解的难题,需要开展深入研究。本文从遥感图像预处理、水深控制点和检查点选取、被动光学遥感模型的出路、主动光学遥感模型的重点、遥感融合探测模型的前景、其他需要讨论的问题六个方面予以分析和展望。

4.1 遥感图像预处理

本文的综述侧重于水深光学遥感模型方法,而遥感图像预处理结果是模型方法的输入信息,因此预处理质量至关重要。遥感图像预处理主要包括大气校正、几何校正、图像滤噪和图像融合等几个方面,都与水深光学遥感密切相关。

精确大气校正的问题:水深遥感反演应用的是离水辐射信号,大气校正是必要的环节,目的是去除大气吸收和散射的影响。目前国内外学者多采用简单易行的暗目标(Dark Object Subjection, DOS)法,也有用 6S(Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum)辐射传输校正模型和 ENVI 软件的 FLAASH 模块,上述大气校正方法考虑的物理过程不尽相同,处理结果的差异在所难免,这就给水深光学遥感带来了不确定性。究其根源,暗目标法的物理过程过于简化,对海洋环境和遥感图像的适应性不足,6S 模型和 FLAASH 模块在物理上比较完备,但需要同步观测的大气气溶胶数据,这往往在实践中难以做到。因此,需要开展不同环境条件下各类大气校正方法对水深光学遥感反演的影响研究,即使是实测数据难以支撑的条件下,也应该应用仿真数据开展,尽早获得一些新的认识;同时,借鉴海洋水色卫星的大气校正方法是避免同步实测气溶胶数据的一个途径,即应用红外波段信息推导滤除可见光波段大气噪声,事实上,当前高分辨率光学遥感图像的波谱分辨率逐步提高,如 WorldView-3 设置有 16 个波段,为该思路的贯彻执行提供了信息基础。

精准几何校正的问题:一般的遥感图像数据都是经过系统级几何校正的产品,但是受卫星或航空平台定轨定姿、地球曲率等因素的影响,仍然或多或少地存在定位偏差。对于水深遥感来说,就会带来现场实测水深或海图水深与遥感图像的配准问题,空间匹配误差导致水深反演的误差,这种误差不是系统误差,往往是没有规律的,严重影响水深遥感反演的精度。浅海主要分布在海岛海岸带区域,该区域几何精校正或正射校正的关键约束是无/稀少地面像控点。对于稀少像控点的情形,需要关注控制点空间分布病态场景下的遥感图像的精确定位,沿海岸线控制点的遥感图像几何校正的研究工作就是很好的尝试。对于没有像控点的情形,诸如远海珊瑚岛礁,遥感图像的精确定位是亟待突破的技术难题,海面上同步布放 GNSS 浮标、采用高精度遥感图像配准等都是有益的探索。

遥感图像噪声滤除问题:受成像传感器的非均匀性、光谱成像系统和大气海洋环境的影响,光学遥感图像包含各种各样的加性和乘性噪声,主要有图像条带噪声、大气噪声、太阳耀斑噪声、海浪白冠噪声等。图像条带噪声是由传感器自身的非均匀性导致的,可以确定性地进行修正,大气噪声可采用前述的大气校正方法滤除得到离水辐亮度信息,而太阳耀斑和海浪白冠噪声具有随机性,时空分布没有规律,只能通过图像滤波的方式进行压制,小波分析和经验模分解是信号分析与处理领域的 2 种主流方法,可将原始信号分解为不同尺度信号的叠加,是否可以有效分离光学遥感图像中的水深地形信息和耀斑、白冠信息,值得深入研究。已有研究表明,对有较多耀斑污染的影像进行耀斑去除后水深反演的精度会有所提升,但目前是在可见光波段耀斑数量与近红外波段亮度值呈线性相关的假设基础上进行的,对于底质不均与或由于预处理等原因造成近红外波段亮度值异常等情况下,耀斑去除对水深反演的影响还需要开展进一步实验验证。

融合图像的光谱保真问题:多光谱图像与同源或异源的全色图像融合,可以获得高空间分辨率的多光谱融合图像。空间分辨率至少提高了 1~2 倍的融合图像用于水深遥感,可以反演更精细的水下地形,制作更大比例尺的水深地形图。但是一般图像融合方法都会导致像元光谱的变异,水深反演精度的保持是值得关注的问题。需要研究发展具有特定光谱保真性的光学遥感图像融合算法,其中特定光谱是指用于水深遥感反演计算和大气校正的波段。适用于水深光学遥感的融合算法构建是多目标优化问题,既要实现融合图像像元光谱保持的目标,又要使得图像的空间信息尽量丰富,当然也可以加入约束条件,比如特定光谱对数比值的不变性等。

4.2 水深控制点和检查点选取

水深控制点和检查点是水深遥感反演模型构建和检验的基础数据,控制点的水深和对应像元的光谱信息用来拟合回归模型参数,检查点的有关信息用来验证模型的反演精度,其中控制点和检查点的拟合精度分别代表内符合和外符合精度,是对水深遥感反演模型评价的两个方面,缺一不可,尤其是检查点独立于控制点,其精度作为水深遥感模型的精度。有如下几个问题需要进一步澄清。

水深控制点和检查点数据的来源:水深控制点和检查点数据主要来源于实测水深或海图水深,实测水深具有较高的平面位置精度,与几何精校正后的遥感图像可以实现空间匹配,海图水深的平面位置精度与海图比例尺相关,比例尺越小,可能的位置偏离越大。因此,水深光学遥感反演优先使用实测水深数据。另外,水深测量时间与遥感图像成像时间不同步,往往有数年间隔,尤其在河口泥沙的主要沉积区,水下地形在短时间内就会发生变化,这种情形下,需要开展预先分析,提高实测水深数据的时效性,精选水深控制点和检查点的数据来源。

水深控制点和检验点的数量和空间分布问题:已有研究成果表明水深控制点增多,会提高反演模型的精度,但是多到一定程度后,反演模型的拟合回归精度就不再有提升,甚至还有下降。事实上,对于多数浅海区域尤其是不易不宜到达海域,用来作为控制点的已知水深信息是非常宝贵的,因此,控制点数量是需要关注的问题。需要补充的是,增加模型输入的特征维数也能发挥大样本水深控制点的优势。控制点和检查点的空间分布目前也没有定论,需要开展深入的研究,兼顾不同水深段、兼顾不同水质区、兼顾不同底质区等都是可能的选项。

4.3 被动光学遥感模型的出路

被动光学遥感模型的发展趋势是经验模型还是分析模型?目前有关两类模型的研究工作并存,这表明模型的研究发展方向仍然存在争议。我们应该放眼长远,从根本上考虑被动光学遥感模型的出路,事实上,复杂海洋环境是被动光学遥感模型发展的根本限制,如何突破该瓶颈,我们从经验模型的时空局域性、分析模型的未来和模型方法的创新方面做了分析。

经验模型的时空局域性:经验模型是应用遥感光谱与水深数据的统计规律构建的,缺乏物理基础的支持,因此该类模型只适用于一时一地,其应用具有时空局域性。这就需要开展模型的适用性研究,明确模型适用的时间范围和空间区域。由于缺乏各种真实场景的数据,上述适用性研究需要开展大量的仿真工作,通过海水光场数值模拟结合真实场景,验证经验模型的适用性。另外,经验模型的时空局域性问题是复杂海洋水质和底质导致,突破该限制的一个思路是分区反演,把复杂问题简单化,已有零星的研究结果表明该思路能提高经验模型的水深反演精度,但是反演水深值在区域接边处有“陡崖”现象的发生,应当关注该问题的解决方法。

分析模型的未来:分析模型的物理机制比较完备,考虑了水质、底质等复杂海洋环境对海水光场的影响,从理论上就不存在时空局域的限制,但其待定参数众多,不仅涵盖水深和底反射,还包括水体三要素吸收和散射项的有关系数,因此分析模型的求解需要更多的已知信息,这样才能使求解的欠定问题变为超定问题,超定问题就可以采用数学中的非线性优化方法予以解算。当前高光谱遥感的快速发展为分析模型的发展带来了利好条件,上文提到的 HOPE 模型就是成功的范例,为被动光学遥感模型的根本出路指引了方向。另外,有些极端情形的水深反演也值得关注,譬如南北极处于高纬度区域,太阳高度角低于中纬度和赤道区域,弱光照对水深反演模型的灵敏度有了更高的要求,该情形下的分析模型需要开展深入研究。

模型方法的创新:近年来,大数据和机器学习技术的迅猛发展也推动了水深遥感模型的进步,其中支持向量回归 SVR 是其中的典型代表,SVR 在人工智能和模型预测等方面有广泛的应用,通过核函数将复杂的高维问题转化为低维问题。已有学者开展基于多核 SVR 的水深遥感决策融合反演研究,直接构造多核 SVR 水深回归模型也值得探讨。同时,深度学习算法在水深遥感中的应用也应积极探索。不过需要提醒的

是,上述浅层和深度机器学习模型,都需要大量的训练样本,尤其是深度学习需要大数据训练样本,因此并不一定适合小样本的情形,事实上,如果拥有足够多的现场实测水深数据还是非常困难的。不过,通过不同水深、不同水质和底质情形下的海水光场物理仿真,实现大样本量而采用深度学习模型也是一个值得探索的途径。

4.4 主动光学遥感模型的重点

机载蓝绿激光雷达可以遥感获取高分辨率的海洋测深资料,是开展浅海不易或不宜到达区域水深测量最具发展前途的技术,具有测量精度高的突出特点,是现代海洋测深领域中的新兴手段。近年来,如何有效地从激光雷达水体回波信号提取水表面和底部信号是众多学者们研究的热点,关乎测深精度的几个方面应引起足够重视,如:1)水质参数的处理:目前的激光雷达测深模型考虑了水质的贡献,将水体要素的吸收和散射作为已知参数代入遥感模型,然而这些参数与水深同样难以现场采集,往往采用估算值或历史经验值,这会严重影响测深精度。因此,可以考虑将水体中颗粒悬浮物的吸收和后向散射等主要水质参数作为反演量加入遥感模型,这样再保持模型物理机制的前提下开展水深和水质参数的联合反演,避免了经验对反演模型的影响;2)消除波浪的影响:平静水面是理想情况下的海面,但实际海面存在风浪和涌浪,受波浪起伏影响,激光雷达的海表面反射距离会有变化,这干扰了水深反演,因此建立合适的水表面波浪改正模型也是激光雷达水深反演亟需解决的问题;3)合理的参数化:从激光雷达水体信号仿真模型可以看出,波形数据还包含了更多信息,如水表面粗糙度、底质反射率等,这些在信号仿真时都是待定参数,如何开展合理的定量化,保障波形数据的反演精度,也需要开展进一步的研究。

4.5 遥感融合探测模型的前景

遥感融合探测是基于多模态或多源遥感信息提高水深探测精度的一条途径。目前的方法主要包括主被动光学遥感融合、多维度被动遥感融合探测两个方面。被动光学遥感具有覆盖范围广、重访周期短、成本低等优势,主动光学遥感具有测深精度高的特点,两者结合,是开展大范围高精度水深遥感探测的技术组合方式,目前已经得到了初步研究应用,仍然存在值得探讨的问题:作为主动探测方式的机载 LiDAR 测深点的密度较高,而开展大范围水深遥感反演的被动遥感图像往往像元分辨率较粗,这就会带来主被动遥感融合的尺度问题,一个被动遥感图像的像元会包含多个 LiDAR 水深点,如何形成匹配数据?可以借鉴遥感图像升尺度转换的思路,采用算数平均值或扩散函数等方法进行尺度连接。关于多维度被动遥感融合探测,已有研究表明,多源、多时相、多角度等多维度信息的综合利用,可以提高水深探测精度。需要注意的是,只有当不同维度水深遥感反演结果精度互补的前提下,决策融合才会提高最终结果的精度,反之,融合的意义不明显。决策融合方法有投票法、模糊隶属度、模糊积分、神经网络、支持向量机等,目前的研究主要采用了投票法,还可以利用其他决策融合方法或者不同方法的串行、并行等组合进行多维度水深遥感的融合。

4.6 其他需要讨论的问题

潮汐校正:潮汐校正是水深遥感反演的必要技术环节,通过潮汐校正才能获得归算于理论深度基准面的水深。潮汐数据的来源主要有现场同步验潮或邻近验潮站资料、潮汐表资料和潮汐数值模型的结果。与遥感影像获取时间同步进行现场验潮操作起来非常困难,一般不可行;验潮站往往与待反演水深区域距离较远,潮汐数据的空间代表性存疑;目前潮汐校正主要采用潮汐表资料或潮汐数值模型的结果。潮汐表数据也存在空间分布稀疏的问题,潮汐数值模型的时空分辨率高,可以计算遥感影像获取时间、获取位置的潮汐数据,但是潮汐数值模型的水平网格尺度、浅水对潮汐预报精度的影响等问题也不容忽视。

遥感尺度:水深遥感也涉及所有遥感遇到的尺度问题,即不同空间分辨率反演得到的结果有差异,这种差异是否存在规律需要进一步研究。

遥感波段:水深多光谱和高光谱遥感都涉及到波段的适用性问题,仅仅波段增多,而与水深相关的特征

波段未增加,水深遥感反演的精度也不会提高,这与遥感图像分类的休斯现象类似,应该从物理层面入手,分析水深光学遥感的敏感波段,给反演模型的光学波段设置提出建议。

光场的二向性:太阳光透入海水,经水体的吸收和散射等衰减到达水体底部,海底反射光与水体散射光的向上部分出透水面,被遥感器所接收,其中海底反射光和水体散射光具有二向性特征,即不同观测角的传感器接收到的信号会有差异,如果忽略该差异直接进行反演,会使反演结果存在较大的不稳定性 and 误差。因此,需要搞清楚水体 BRDF 的反射分布,可以通过可控条件下的光场测量实验,构建函数模型。事实上,当前的传感器已考虑到进行多角度观测(如 CHRIS 包括 5 个观测角度),也为多角度数据获取奠定了基础。

偏振信息的应用:偏振是光学的重要物理信息,传统的光学遥感仅有强度和光谱信息,对于海洋遥感,偏振是新的维度,值得关注,其能为水深光学遥感带来什么益处需要探讨,可以利用光谱仿真或可控实验获取的偏振光谱信息,分析偏振信息对水深光学反演的作用。

弱光照情形下的水深反演:随着海洋静止卫星的发展,晨昏弱光照条件下的光学遥感成为需要关注的问题,同时南北极是典型的弱光照区,即使在利于遥感观测的夏季正午,太阳高度角也较小,倾斜光照使得卫星遥感器接收到的地物信号更弱,水体各波段间差异会更小,这为水深探测带来了更大难度。针对上述问题,可通过光谱辐射传输模拟生成大量样本,在大数据基础上深入研究弱光照情形下的水深反演方法。

基于摄影测量进行水深反演的探讨:水深双介质摄影测量是一种应用遥感立体数据开展水深测量的方法。然而,高分辨率卫星只提供成像的有理函数模型,并不提供严密物理模型。双介质摄影测量的理论关系式是在已知摄影中心外方位元素的情况下进行推导的,因此,如何利用有理函数模型反算出严密物理模型并利用双介质原理进行水深值的解算值得深入研究。立体定位时需要迭代解算并在影像上成像较清晰的水下地物点匹配进行信息构建,在后期进行水下点高程改正时也只选择立体像对中平均入射角较大的单景影像进行,这些在一定程度上会影响水深测量精度。

5 结 论

本文就浅海水深被动光学遥感、主动光学遥感、浅海水深遥感融合探测三个方面对国内外水深遥感反演的主要方法和研究进展进行了总结,分析了各水深测量方法和模型的优势和不足,并展望了浅海水深光学遥感技术的发展,得出结论:

1)早期学者对被动多光谱遥感的水深反演进行了大量实验和研究,后来由于高光谱遥感和 LiDAR 遥感测深具有高分辨率和主动探测的优势,人们开始了对高光谱遥感和主动光学水深遥感的应用研究。近年来也出现多源、多时相遥感影像融合以及主被动遥感融合反演水深的新技术、新方法,有效地挖掘利用了多维度信息。在浅海水深被动光学遥感、主动光学遥感、浅海水深遥感融合探测三类技术中,主动光学遥感的水深反演能力最强,精度最高,在 0~15 m 水深段,平均误差低至 10 cm 以下;遥感融合探测方法精度次之,可比单源单时相遥感影像水深反演提高 10 多个百分点;被动光学遥感的高光谱水深反演精度一般要高于多光谱,平均相对误差可低至 15%。

2)被动光学遥感水深反演精度相对较低,但是数据源丰富且成本较低、覆盖范围广、时效性强、水深反演模型较丰富成熟,因此被动光学遥感水深反演仍然是现在浅海水深遥感反演主要方法。主动光学遥感由于机动性强、测深精度较高,逐步成为应用和研究的热点,但是成本高,且受空管以及飞机平台的航程限制,个别权益敏感区域飞机也不能到达,同时机载激光雷达测深系统的波形处理方法还未成熟。水深遥感融合探测可以充分地利用已有遥感影像资源,有效地挖掘多源、多时相信息,有助于提高水深遥感反演精度,但是不同分辨率的多源遥感影像融合时会存在反演值空间上不完全对应的问题,多时相反演融合中也会有底质及水下地形变化等因素对水深反演精度的影响。

3)关于浅海水深光学遥感技术发展的展望:遥感图像预处理方面,大气校正、几何校正、图像滤噪和图像融合等预处理环节都与水深光学遥感密切相关,值得关注。需精选水深控制点和检查点的数据来源,提高实

测水深数据的时效性;控制点和检查点的空间分布需要开展深入的研究。被动光学遥感模型方面,需要突破复杂海洋环境对被动光学遥感模型发展的根本限制。模型方面,关乎 LiDAR 主动光学遥感测深精度的水质参数处理、波浪影响消除、模型合理的参数化应引起足够重视。遥感融合探测模型方面,需要注意的是,只有当不同维度水深遥感反演结果精度互补的前提下,决策融合才会提高最终结果的精度,反之,融合的意义不明显。其他需要重点关注的问题还包括潮汐校正、遥感尺度问题、水深反演波段的选择、偏振信息的应用等。

参考文献(References):

- [1] MOBLEY C D, SUNDMAN L K, DAVIS C O, et al. Interpretation of hyperspectral remote-sensing imagery by spectrum matching and look-up tables[J]. *Applied Optics*, 2005, 44(17): 3576-3592.
- [2] ZHANG L, TENG H Z. Bathymetry using hyperspectral imagery based on semi-analytical model[J]. *Hydrographic Surveying and Charting*, 2011, 31(4): 17-21. 张靓, 滕惠忠. 基于半分析模型的高光谱遥感水深探测方法[J]. *海洋测绘*, 2011, 31(4): 17-21.
- [3] WANG J J, TIAN Q J. Study on shallow coastal water depth derived method based on hyperspectral remote sensing[J]. *Scientia Geographica Sinica*, 2007, 27(6): 843-848. 王晶晶, 田庆久. 海岸带浅海水深高光谱遥感反演方法研究[J]. *地理科学*, 2007, 27(6): 843-848.
- [4] WANG X Q, ZHANG L J. The study on water depth inversion based on spectral similarity[J]. *Laser Journal*, 2012, 33(3): 39-40. 王新强, 张丽娟. 基于光谱相似性进行水深探测的研究[J]. *激光杂志*, 2012, 33(3): 39-40.
- [5] SHI Y N. Study of the hyperspectral remote sensing of shallow waters bathymetry with artificial neural network technology[D]. Qingdao: Ocean University of China, 2005. 施英妮. 基于人工神经网络技术的高光谱遥感浅海水深反演研究[D]. 青岛: 中国海洋大学, 2005.
- [6] GRIGORIEVA O V, ZHUKOV D V, MARKOV A V, et al. The retrieval of the coastal water depths from data of multi- and hyperspectral remote sensing imagery[J]. *Atmospheric and Oceanic Optics*, 2017, 30(1): 7-12.
- [7] LEE Z, CARDER K L, MOBLEY C D, et al. Hyperspectral remote sensing for shallow waters: deriving bottom depths and water properties by optimization[J]. *Applied Optics*, 1999, 38(18): 3831-3843.
- [8] ABDALLAH H, BAGHDADI N, BAILLY J S, et al. Wa-LiD: A new LiDAR simulator for waters[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, 9(4): 744-748.
- [9] LI K, TONG X C, ZHANG Y S, et al. Inversion of diffuse attenuation coefficient spectral in the Yellow Sea/East China Sea and evaluation of laser bathymetric performance[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2015, 19(5): 761-769. 李凯, 童晓冲, 张永生, 等. 黄海、东海区域漫衰减系数光谱遥感反演及激光测深性能评估[J]. *遥感学报*, 2015, 19(5): 761-769.
- [10] FU C Q, LÜ X Y, WANG Y, et al. Simulation research on airborne Lidar bathymetry system[J]. *Journal of System Simulation*, 2015, 27(5): 1038-1043. 付成群, 律秀原, 王勇, 等. 机载激光雷达海洋探测的模拟研究[J]. *系统仿真学报*, 2015, 27(5): 1038-1043.
- [11] LI R, WANG C, SU G Z, et al. Development and applications of spaceborne LiDAR[J]. *Science & Technology Review*, 2007, 25(14): 58-63. 李然, 王成, 苏国中, 等. 星载激光雷达的发展与应用[J]. *科技导报*, 2007, 25(14): 58-63.
- [12] LIU S W. System integration for the methods of water-depth inversion and coastline extraction based on remote sensing[D]. Qingdao: Graduate University of Chinese Academy of Sciences, 2011. 刘善伟. 浅海水深遥感反演与海岸线判绘方法及其系统集成研究[D]. 青岛: 中国科学院研究生院, 2011.
- [13] PAN C M, DING Q, CAO W Y. Integrated mapping based on multiple remote sensing data compilation[J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2003, 15(3): 25-29. 潘春梅, 丁谦, 曹文玉. 多种遥感数据的综合编图研究[J]. *国土资源遥感*, 2003, 15(3): 25-29.
- [14] DENG Z, JI M, ZHANG Z. Mapping bathymetry from multi-source remote sensing images: a case study in the Beilun estuary, Guangxi, China[C]//The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. Beijing, 2008, 37: 1321-1325.
- [15] LYZENGA D R. Passive remote sensing techniques for mapping water depth and bottom features[J]. *Applied Optics*, 1978, 17(3): 379-383.
- [16] LYZENGA D R. Shallow-water bathymetry using combined LiDAR and passive multispectral scanner data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1985, 6(1): 115-125.
- [17] POLCYN F C, SATTINGER I J. Water depth determinations using remote sensing techniques[C]//Proceedings of the 6th International Symposium on Remote Sensing of Environment. Ann Arbor, Michigan, USA, 1969: 1017-1028.
- [18] POLCYN F C, LYZENGA D R. Calculation of water depth from ERTS-MSS data[C]//Proceedings Symposium on Significant Results

- Obtained from ERTS-1. New Carrollton, Maryland, USA, 1973; 1433-1436.
- [19] ZHANG D, ZHANG Y, WANG W. Establishment of a RS fathoming correlation model[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 1998(6): 95-99. 张东, 张鹰, 王文. 统计相关水深遥感模式的建立[J]. 河海大学学报(自然科学版), 1998(6): 95-99.
- [20] 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.
- [21] FIGUEIREDO I N, PINTO L, GONÇALVES G. A modified Lyzenga's model for multispectral bathymetry using Tikhonov regularization[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(1): 53-57.
- [22] CHEN Q D, DENG R R, QIN Y, et al. Water depth extraction from remote sensing image in Feilaixia Reservoir[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni, 2012, 51(1): 122-127. 陈启东, 邓孺孺, 秦雁, 等. 广东飞来峡库区水深遥感[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2012, 51(1): 122-127.
- [23] DI K C, DING Q, CHEN W, et al. Shallow water depth extraction and chart production from TM images in Nansha islands and nearby sea area[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 1999, 41(3): 59-64. 邱凯昌, 丁谦, 陈薇, 等. 南沙群岛海域浅海水深提取及影像海图制作技术[J]. 国土资源遥感, 1999, 41(3): 59-64.
- [24] TANIS F J, BYRNE H J. Optimization of multispectral sensors for bathymetry applications[C]//Proceeding of 19th International Symposium on Remote Sensing of Environment. Ann Arbor, Michigan, USA, 1985: 865-874.
- [25] CIVCO D L, KENNARD W C. Satellite remote bathymetry: a new mechanism for modeling[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1992, 58(5): 545-549.
- [26] PAREDES J M, SPERO R E. Water depth mapping from passive remote sensing data under a generalized ratio assumption[J]. Applied Optics, 1983, 22: 1134-1135.
- [27] BENNY A H, DAWSON G J. Satellite imagery as an aid to bathymetric charting in the red sea[J]. Cartographic Journal, 1983(1): 5-16.
- [28] CAO R X, ZHANG J, MENG J M. Comparison between models for calculating sea water depth using TM image data—taking the Shuangzi Reef and Yellow River Mouth sea areas as an example[J]. Advances in Marine Science, 2004, 22(10): 65-70. 曹瑞雪, 张杰, 孟俊敏. 利用 TM 图像数据计算海水深度模型——以双子礁和黄河口水域为例[J]. 海洋科学进展, 2004, 22(10): 65-70.
- [29] XU S, ZHANG Y. Application of multi-spectral imagery to water depth extraction in the Changjiang River Estuary[J]. Journal of Marine Sciences, 2006, 22(3): 48-52. 徐升, 张鹰. 长江口水域多光谱遥感水深反演模型研究[J]. 地理与地理信息科学, 2006, 22(3): 48-52.
- [30] PAREDES J M, SEPRO R E. Water depth mapping from passive remote sensing data under a generalized ratio assumption[J]. Applied Optics, 1983, 22(8): 1134-1135.
- [31] LI C Y, SUN B, GAO Z Y, et al. Retrieval model of water depth in Hulun Lake using multi-spectral remote sensing[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2011, 42(12): 1423-1431. 李畅游, 孙标, 高占义, 等. 呼伦湖多波段遥感水深反演模型研究[J]. 水利学报, 2011, 42(12): 1423-1431.
- [32] XU H P. Study of bathymetry inversion based on WorldView-2 high-resolution remote sensing image with eight bands[D]. Qingdao: Shandong University of Science and Technology, 2014. 许海蓬. 八波段 WorldView-2 高分辨率遥感影像水深反演研究[D]. 青岛: 山东科技大学, 2014.
- [33] XU H P, MA Y, LIANG J. Bathymetry inversion based on semi-empirical model and error analysis of different water depth ranges[J]. Coastal Engineering, 2014, 33(1): 19-25. 许海蓬, 马毅, 梁建, 等. 基于半经验模型的水深反演及不同水深范围的误差分析[J]. 海岸工程, 2014, 33(1): 19-25.
- [34] TIAN Z, MA Y, ZHANG J Y. Study on the bathymetry inversion by active and passive remote sensing with Landsat-8 images and LiDAR data[J]. Journal of Ocean Technology, 2015, 34(2): 1-8. 田震, 马毅, 张靖宇. 基于 Landsat-8 遥感影像和 LiDAR 测深数据的水深主被动遥感反演研究[J]. 海洋技术学报, 2015, 34(2): 1-8.
- [35] ZHANG J Y, MA Y, TAIN Z. Impact of wavelet denoising on multi-spectral bathymetry inversion[J]. Journal of Ocean Technology, 2015, 33(3): 334-341. 张靖宇, 马毅, 田震. 小波滤波对多光谱遥感水深反演精度的影响评价[J]. 海洋科学进展, 2015, 33(3): 334-341.
- [36] LI T F, CHI Y B. The extraction of geomorphologic remote sensing information on shallow sea under-water terrain and its application [J]. Journal of Remote Sensing, 1991, 6(1): 22-29. 李铁芳, 迟耀斌. 浅海水下地形地貌遥感信息提取与应用[J]. 遥感学报, 1991, 6(1): 22-29.
- [37] FU J, GU D Q, YANG H L. A shallow water depth extraction model based on high resolution multispectral imagery[C]//MAÎTRE H, SUN H, LEI B J, et al. MIPPR 2009: Remote sensing and GIS data processing and other applications. Proceedings of SPIE. 2009, 7498: 74982B-1-74982B-5. DOI: 10.1117/12.832893.

- [38] ROBERTS A C B. Shallow water bathymetry using integrated airborne multi-spectral remote sensing[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1999, 20(3): 497-510.
- [39] PHILPOT W D. Bathymetric mapping with passive multispectral imagery[J]. *Applied Optics*, 1989, 28(8): 1569-1578.
- [40] CIVCO D L, KENNARD W C. Satellite remote bathymetry: a new mechanism for modeling[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1992, 58(5): 545-549.
- [41] ABDULLAH K, JAFRI M Z M, DIN Z B. Algorithm for generating bathymetric chart from remote sensing data[J]. *Remote Sensing of Ocean and Sea Ice*, 2001, 4544: 103-107.
- [42] LI J, TIAN H J, XU W B, et al. Study on water depth derived models based on remote sensing in the coastal seawaters of Bohai Bay[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2015, 40(6): 56-60. 李晋, 田洪军, 徐文斌, 等. 渤海湾近岸海域水深遥感反演研究[J]. *测绘科学*, 2015, 40(6): 56-60.
- [43] LIANG J, ZHANG J, MA Y, et al. Derivation of bathymetry from high-resolution optical satellite imagery and USV sounding data[J]. *Marine Geodesy*, 2017, 40(6): 466-479.
- [44] CHEN B Q, YANG Y M, LUO K. Retrieval of island shallow water depth from the GaoFen-1 multi-spectral imagery[J]. *Journal of Tropical Oceanography*, 2017, 36(2): 70-78. 陈本清, 杨燕明, 罗凯. 基于高分一号卫星多光谱数据的岛礁周边浅海水深遥感反演[J]. *热带海洋学报*, 2017, 36(2): 70-78.
- [45] 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.
- [46] SU H, LIU H, HEYMAN W D. Automated derivation of bathymetric information from multi-spectral satellite imagery using a non-linear inversion model[J]. *Marine Geodesy*, 2008, 31(4): 281-298.
- [47] LIN Z, LI X, QIAO J G. Polar lake bathymetry retrieval from remote sensing data of the arctic coastal plain in Alaska[J]. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis SunYatseni*, 2012, 51(3): 128-134. 林征, 黎夏, 乔纪纲. 阿拉斯加北极滨海平原极地湖泊的水深遥感反演[J]. *中山大学学报(自然科学版)*, 2012, 51(3): 128-134.
- [48] TIAN Z. Study of bathymetry inversion models using multispectral or hyperspectral data and bathymorphological mapping technology[D]. Qingdao: Shandong University of Science and Technology, 2014. 田震. 浅海水深多/高光谱遥感模型与水深地形图制作技术研究[D]. 青岛: 山东科技大学, 2015.
- [49] SU H, LIU H, WU Q. Prediction of water depth from multispectral satellite imagery—the regression Kriging alternative[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(12): 1-5.
- [50] PING Z L. Mathematics model for visible remote sensing of water depth[J]. *Oceanologia et Limnologia Sinica*, 1982, 13(3): 225-230. 平仲良. 可见光遥感测深的数学模型[J]. *海洋与湖沼*, 1982, 13(3): 225-230.
- [51] JUPP D L B. Background and extensions to depth of penetration (DOP) mapping in shallow coastal waters[C]//*Processing of the Symposium on Remote Sensing of the Coastal Zone, Gold Coast, Queensland, Setiembre 1998: IV2: 1-19*.
- [52] ISLAM A, GAO J, AHMAD W, et al. A composite DOP approach to excluding bottom reflectance in mapping water parameters of shallow coastal zones from TM imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 92(1): 40-51.
- [53] 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.
- [54] LIANG J, ZHANG J, MA Y. Analysis of the influence of the amount and proportion of control points and check points on the accuracy of bathymetry remote sensing inversion[J]. *Marine Sciences*, 2015, 39(2): 15-19. 梁建, 张杰, 马毅. 控制点与检查点数量和比例对水深遥感反演精度的影响分析[J]. *海洋科学*, 2015, 39(2): 15-19.
- [55] LIANG J, ZHANG J, MA Y. A spatial resolution effect analysis of remote sensing bathymetry[J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 2017, 36(7): 102-109.
- [56] ZHANG Y. Study of fathoming method by RS technology[J]. *Journal of Hohai University (Natural Sciences)*, 1998(6): 68-72. 张鹰. 水深遥感方法研究[J]. *河海大学学报(自然科学版)*, 1998(6): 68-72.
- [57] ZHANG Y, ZHANG Y, ZHANG D, et al. An underwater bathymetry reversion in the radial sand ridge group region of the southern Huanghai Sea using the remote sensing technology[J]. *Haiyang Xuebao*, 2009, 31(3): 39-45. 张鹰, 张芸, 张东, 等. 南黄海辐射沙脊群海域的水深遥感[J]. *海洋学报*, 2009, 31(3): 39-45.
- [58] ZHANG X D, ZHU S X, ZENG W H, et al. The analysis of ETM image's spectral and its implication on water depth inversion in Xiamen Bay[C]//*Proceedings of the International Conference on Remote Sensing, Environment and Transportation Engineering(RSETE 2013)*. Atlantis Press, 2013, 31: 873-876.
- [59] ZHANG Y, ZHANG D, WANG Y J, et al. Study of remote sensing-based bathymetric method in sand-containing water bodies[J].

- Haiyang Xuebao, 2008, 30(1): 51-58. 张鹰, 张东, 王艳姣, 等. 含沙水体水深遥感方法的研究[J]. 海洋学报, 2008, 30(1): 51-58.
- [60] DANG F X, DING Q. A technique for extracting water depth information from multispectral scanner data in the South China Sea[J]. Marine Science Bulletin, 2003, 22(3): 55-60. 党福星, 丁谦. 利用多波段卫星数据进行浅海水深反演方法研究[J]. 海洋通报, 2003, 22(3): 55-60.
- [61] CRACKNELL A P, IBRAHIM M. Bathymetry studies on the coastal waters (Red Sea) of Jeddah, Saudi Arabia, using Shuttle MOMS-01 Data[J]. International Journal of Remote Sensing, 1988, 9(6): 1161-1165.
- [62] LI L. Remote sensing bathymetric inversion for the Xisha Islands based on WorldView-2 data: a case study of Zhaoshu Island and South Island[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2016, 28(4): 170-175. 李丽. 基于 WorldView-2 数据的西沙群岛遥感水深反演——以赵述岛和南岛为例[J]. 国土资源遥感, 2016, 28(4): 170-175.
- [63] ZHANG X D, ZHANG W J, ZHU S X. Study on the water depth extraction method using visible remote sensing in the Haikou Bay[J]. Marine Science Bulletin, 2016, 35(1): 54-63. 张晓冬, 张文静, 朱首贤. 海口湾可见光遥感测深方法研究[J]. 海洋通报, 2016, 35(1): 54-63.
- [64] HOPFIELD J J, TANK D W. "Neural" computation of decisions in optimization problems[J]. Biological Cybernetics, 1985, 52: 141-152.
- [65] WANG Y J, ZHANG Y. Study on remote sensing of water depths based on BP artificial neural network[J]. Ocean Engineering, 2005, 23(4): 33-38. 王艳姣, 张鹰. 基于 BP 人工神经网络的水体遥感测深方法研究[J]. 海洋工程, 2005, 23(4): 33-38.
- [66] LIANG Z C, HUANG W Q, YANG Y, et al. Study of the water depth retrieval based on artificial neural network[J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2012, 21(4): 17-21. 梁志诚, 黄文莺, 杨杨, 等. 基于神经网络技术的多因子遥感水深反演模型[J]. 测绘工程, 2012, 21(4): 17-21.
- [67] FAN Y G, LIU J X. Water depth remote sensing retrieval model based on artificial neural network techniques[J]. Hydrographic Surveying and Charting, 2015, 35(4): 20-23. 樊彦国, 刘金霞. 基于神经网络技术的遥感水深反演模型研究[J]. 海洋测绘, 2015, 35(4): 20-23.
- [68] LI X R, ZHU J S, SUN L. Application of WorldView-2 multispectral image in inversion of shallow water bathymetry in South China Sea Reefs[J]. Remote Sensing Information, 2016, 31(5): 114-121. 李秀瑞, 朱金山, 孙林. WorldView-2 影像在南海岛礁浅海水深反演中的应用[J]. 遥感信息, 2016, 31(5): 114-121.
- [69] DENG Z D, YE X, GUAN H J, et al. Remote sensing of water depth based on RBF neural network[J]. Journal of PLA University of Science and Technology Natural Science Edition, 2013, 14(1): 101-106. 邓正栋, 叶欣, 关洪军, 等. 基于 RBF 神经网络的水深遥感研究[J]. 解放军理工大学学报(自然科学版), 2013, 14(1): 101-106.
- [70] ZHOU G W, LI Y C, REN Y X, et al. Research of two-media underwater reefs depth measurement experiment based on low-altitude UAV[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2015, 44(5): 548-554. 周高伟, 李英成, 任延旭, 等. 低空无人机双介质水下礁盘深度测量试验与分析[J]. 测绘学报, 2015, 44(5): 548-554.
- [71] CAO B C, QIU Z G, ZHU S L, et al. Shallow water bathymetry through two-media photography using high resolution satellite imagery[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2016, 45(8): 952-963. 曹彬才, 邱振戈, 朱述龙, 等. 高分辨率卫星立体双介质浅水水深测量方法[J]. 测绘学报, 2016, 45(8): 952-963.
- [72] CAO B, ZHU S L, QIU Z G, et al. More correction of fraction effects in two-media stereophotogrammetry[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017, 46(9): 1182-1192. 曹斌, 朱述龙, 邱振戈, 等. 一种更严密的双介质立体摄影测量折射改正算法[J]. 测绘学报, 2017, 46(9): 1182-1192.
- [73] POUPARDIN A, IDIER D, De MICHELE M, et al. Water depth inversion from a single SPOT-5 dataset[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(4): 2329-2342.
- [74] LI J, ZHANG H, HOU P, et al. Mapping the bathymetry of shallow coastal water using single-frame fine-resolution optical remote sensing imagery[J]. Acta Oceanologica Sinica, 2016, 35(1): 60-66.
- [75] SANDIDGE J C, HOLYER R J. Coastal bathymetry from hyperspectral observations of water radiance[J]. Remote Sensing of Environment, 1998, 65: 341-352.
- [76] LEE Z, CARDER K L, CHEN R F, et al. Properties of the water column and bottom derived from Airborne Visible Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS) data[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2001, 106(C6): 11639-11651.
- [77] LEE Z, CASEY B, PARSONS R, et al. Bathymetry of shallow coastal regions derived from space-borne hyperspectral sensor[C]// IEEE. Proceedings of the OCEANS 2005 MTS/IEEE. Washington D. C. USA, Marine Technology Society, 2006: 2160-2170.
- [78] LEE Z, CASEY B, ARNONE R, et al. Water and bottom properties of a coastal environment derived from hyperion data measured from the EO-1 spacecraft platform[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2007, 1(1): 011502.
- [79] KLONOWSKI W M, FEARNES P R, LYNCH M J. Retrieving key benthic cover types and bathymetry from hyperspectral imagery[J].

- Journal of Applied Remote Sensing, 2007, 1(1): 011505.
- [80] LIU Z, HU L B, HE M X. Retrieval of shallow water depth and optical parameters around islands and reefs in the South China Sea by EO-1/Hyperion data[J]. Periodical of Ocean University of China, 2014, 44(5): 101-108. 刘振, 胡连波, 贺明霞. 卫星高光谱数据反演南沙岛礁区海域浅海水深和光学参数[J]. 中国海洋大学学报(自然科学版), 2014, 44(5): 101-108.
- [81] ZHANG L, TENG H Z, MENG C Y, et al. Bathymetry using hyperspectral imagery based on semi-analytical model[J]. Hydrographic Surveying and Charting, 2011, 31(4): 17-21. 张靓, 滕惠忠, 孟婵媛, 等. 基于半分析模型的高光谱遥感水深探测方法[J]. 海洋测绘, 2011, 31(4): 17-21.
- [82] MA S, TAO Z, YANG X, et al. Bathymetry retrieval from hyperspectral remote sensing data in optical-shallow water[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(2): 1205-1212.
- [83] ACHARYA P K, ADLERGOLDEN S M, BERK A. Bathymetry of the littoral zone using hyperspectral images[C]// Proceedings of SPIE, Imaging Spectrometry VIII. 2002, 4816(17): 164-175.
- [84] HICKMAN G D, HOGG J E. Application of an airborne pulsed laser for near shore bathymetric measurements[J]. Remote Sensing of Environment, 1969, 1(1): 47-58.
- [85] WANG C, LI Q, LIU Y, et al. A comparison of waveform processing algorithms for single-wavelength LiDAR bathymetry[J]. Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 101: 22-35.
- [86] WAGNER W, ULLRICH A, MELZER T, et al. From single-pulse to full-waveform airborne laser scanners: potential and practical challenges[J]. Photogrammetry Remote Sensing Spatial Information Science, 2008, 35(3): 201-206.
- [87] RONCAT A, WAGNER W, MELZER T, et al. Echo detection and localization in full-waveform airborne laser scanner data using the averaged square difference function estimator[J]. Photogrammetric Journal of Finland, 2008, 21(1): 62-75.
- [88] WAGNER W, RONCAT A, MELZER T, et al. Waveform analysis techniques in airborne laser scanning[J]. Swiss Federal Institute of Technology Zürich, 2007, 3(1): 602-605.
- [89] ABADY L, BAILLY J S, BAGHDADI N, et al. Assessment of quadrilateral fitting of the water column contribution in LiDAR waveforms on bathymetry estimates[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, 11(4): 813-817.
- [90] HOFTON M A, MINSTER J B, BLAIR J B. Decomposition of laser altimeter wave forms[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38(4): 1989-1996.
- [91] ZHANG Z, MA Y, ZHANG J Y. Research on the water depth detection model based on LiDAR echo signal simulation[J]. Journal of Ocean Technology, 2015, 34(6): 13-18. 张震, 马毅, 张靖宇. 基于水体回波信号仿真的激光雷达水深探测模型研究[J]. 海洋技术学报, 2015, 34(6): 13-18.
- [92] JOHNSTONE I M, KERKYACHARIAN G, PICARD D, et al. Wavelet deconvolution in a periodic setting[J]. Journal of the Royal Statistical Society, 2004, 66(3): 547-573.
- [93] JUTZI B, STILLA U. Range determination with waveform recording laser systems using a Wiener Filter[J]. Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2006, 61(2): 95-107.
- [94] WANG C K, PHILPOT W D. Using airborne bathymetric LiDAR to detect bottom type variation in shallow waters[J]. Remote Sensing of Environment, 2007, 106(1): 123-135.
- [95] TULLDAHL H M, WIKSTÖM S A. Classification of aquatic macrovegetation and substrates with airborne LiDAR[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 121(138): 347-357.
- [96] COLLIN A, LONG B, ARCHAMBAULT P. Merging land-marine realms: spatial patterns of seamless coastal habitats using a multi-spectral LiDAR[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 123(3): 390-399.
- [97] ZHANG J Y. System integration for the methods of water-depth inversion and coastline extraction based on remote sensing[D]. Qingdao: The First Institute of Oceanography, State Oceanic Administration, 2015. 张靖宇. 浅海水深多维度遥感反演融合方法研究——以南海岛礁为例[D]. 青岛: 国家海洋局第一海洋研究所, 2015.
- [98] MELSHEIMER C, LIEN L C. Extracting bathymetry from multi-temporal SPOT images[C]// The 22nd Asian Conference on Remote Sensing, Singapore, 2001, 5: 9.
- [99] YE X M, ZHENG Q A, JI Y Q, et al. Water depth extraction from TM image in Jiaozhou Bay[J]. Hydrographic Surveying and Charting, 2009, 29(2): 12-15. 叶小敏, 郑全安, 纪育强, 等. 基于 TM 影像的胶州湾水深遥感[J]. 海洋测绘, 2009, 29(2): 12-15.
- [100] PACHECO A, HORTA J, LOUREIRO C, et al. Retrieval of nearshore bathymetry from Landsat 8 images: a tool for coastal monitoring in shallow waters[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 159: 102-116.
- [101] TULLDAHL H M, PHILIPSON P, KAUTSKY H, et al. Sea floor classification with satellite data and airborne lidar bathymetry[C]// HOU W W, ARNONE R A. Ocean sensing and monitoring V. Proceedings of SPIE, 2013, 8724(5): 87240B-1-87240B-16. DOI: 10.1117/12.2015727.

- [102] TORRES-MADRONERO M C, VELEZ-REYES M, GOODMAN J A. Subsurface unmixing for benthic habitat mapping using hyperspectral imagery and lidar-derived bathymetry[C]// VELEZ-REYES M, KRUSE F A. Algorithms and technologies for multispectral, hyperspectral, and ultraspectral imagery XX. Proceedings of SPIE—The International Society for Optical Engineering. 2014, 9088: 90880M-1-90880M-15. DOI: 10.1117/12.2053491.
- [103] KERFOOT W C, HOBMEIER M M, YOUSEF F, et al. Light Detection and Ranging (LiDAR) and Multispectral Scanner (MSS) studies examine coastal environments influenced by mining[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2014, 3(1): 66-95.

Progress in Shallow Water Depth Mapping From Optical Remote Sensing

MA Yi^{1,2}, ZHANG Jie¹, ZHANG Jing-yu¹, ZHANG Zhen², WANG Jin-jin²

(1. *The First Institute of Oceanography, SOA, Qingdao 266061, China;*

2. *College of Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China*)

Abstract: This paper reviewed the research results during the past four decades on water depth retrieval by optical remote sensing, and summarized the progresses in the optical remote sensing with passive, active and fusion images. Both the advantages and disadvantages of the various existing methods were analyzed. The accuracy of the active optical remote sensing is found to be highest, with the uncertainty of less than 10cm in the water depth range of 0~15 m, followed by the fusion-based method, whose accuracy is 10% higher than those from single-phase or single-source images. The accuracy of hyperspectral depth retrieval is generally 15% higher than that of the multi-spectral ones. Although the passive optical remote sensing has relatively lower accuracy, it still becomes the main bathymetry retrieval method due to its abundance, low price, wide coverage, and timeliness of the available satellite images. With the advantages of mobility and high accuracy, active optical remote sensing is gradually becoming the hotspot of research and application, although the weaknesses of the high cost, limited coverage of aircraft and air traffic control also exists. Fusion-based bathymetry method can fully utilize existing satellite image resources and effectively explore the multi-source/temporal information to improve the accuracy. However, since the multi-source remote sensing images usually have different spatial resolutions, the fusion results are confronted with the issues of spatial scale mismatch. Besides, factors such as the substrate and underwater terrain variability may also influence water depth retrieval accuracy in the multi-temporal fusion detection.

Key words: shallow water depth; passive optical remote sensing; active optical remote sensing; remote sensing fusion detection of water depth

Received: March 13, 2018