

## 基于 Bi-LSTM 的近岸水体深度反演

潘信亮<sup>1</sup>, 杨仁辉<sup>2</sup>, 江涛<sup>1\*</sup>, 隋百凯<sup>1</sup>, 刘晨曦<sup>1</sup>, 张震<sup>1</sup><sup>1</sup> 山东科技大学测绘科学与工程学院, 山东 青岛 266590;<sup>2</sup> 中交华南勘察测绘科技有限公司, 广东 广州 510221

**摘要** 选取中国某近海水域为研究区, 基于双向长短期记忆网络(Bi-LSTM), 利用 2017 年 8 月 20 日 Sentinel-2A 影像数据及单波束实测水深数据, 通过建模、优化来反演水深值, 并与传统反演方法进行精度对比。结果表明, 本文提出模型的各项评价指标均最优, 均方根误差(RMSE)仅为 0.85 m, 平均相对误差(MRE)为 18.93%, 相比于其他方法提高 14%~29%, 尤其在 0~2 m 近岸浅水区域, 均方根误差提高 0.68 m, 效果改进明显。同时, 利用五折交叉验证循环测试网络模型, 其结果显示 Bi-LSTM 总体精度最高且最为稳定。该模型能够高精度、较稳定地实现近岸水深反演, 对无训练样本区域也有一定的适用性。这有利于满足海洋资源开发、海上工程建设以及海洋环境保护等海洋需求。

**关键词** 测量; 水深测量法; 深度学习; Sentinel-2A; 长短期记忆网络; 多光谱影像

**中图分类号** TP79; TP183

**文献标志码** A

**doi:** 10.3788/AOS202141.1012003

## Depth Inversion of Coastal Waters Based on Bi-LSTM

Pan Xinliang<sup>1</sup>, Yang Renhui<sup>2</sup>, Jiang Tao<sup>1\*</sup>, Sui Baikai<sup>1</sup>, Liu Chenxi<sup>1</sup>, Zhang Zhen<sup>1</sup><sup>1</sup> College of Geodesy and Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao, Shandong 266590, China;<sup>2</sup> Southern China Surveying & Mapping Technology Co., Ltd., Guangzhou, Guangdong 510221, China

**Abstract** With some offshore waters in China as the study area, relying on the bidirectional long short-term memory (Bi-LSTM), we established a model for optimizing and inverting the Sentinel-2A image data on August 20, 2017, and the measured water depth data by a single-beam sounding system. Then, the water depth was compared with that of traditional inversion methods in terms of accuracy. The results show that the model proposed in this paper achieves the optimal evaluation indexes, with root-mean-square error (RMSE) and mean relative error (MRE) of 0.85 m and 18.93%, respectively. The MRE is 14%~29% higher than those of other methods. In particular, the RMSE in the 0~2 m offshore shallow water region displays a sharp rise of 0.68 m. Furthermore, 5-fold cross validation was used to test the network model cyclically, demonstrating the highest and most stable accuracy of Bi-LSTM. This model can invert coastal water depth with high accuracy and stability, and also apply to the depth inversion of regions without training samples, meeting the marine needs such as resource development, engineering construction, and environmental protection.

**Key words** measurement; bathymetry; deep learning; Sentinel-2A; long short-term memory; multispectral image

**OCIS codes** 280.1355; 110.4234; 100.4996

## 1 引言

水深值作为海底地形的直观量度, 在近海水域管理、海上交通安全等方面具有重要的研究意义。

水深测量方法主要以单波束、多波束测深系统在内的声学方法以及主、被动两种工作方式的遥感手段为主。回声测深系统是垂直向水底发射超声波信号, 并根据时间间隔进行水深计算, 该方法对水体

收稿日期: 2020-11-02; 修回日期: 2020-11-27; 录用日期: 2020-12-30

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFC1405600)、国家自然科学基金(41801385)、山东省自然科学基金(ZR2018BD004)

\* E-mail: tjiang@126.com

穿透力强、精度高,但其作为现场探测手段时对水下地形及气候环境等条件要求极高,同时会浪费大量的人力物力,故不利于开展大范围水深测量<sup>[1]</sup>。遥感手段作为非接触式方法可依靠传感器进行大规模水深测量,其因受水下地形限制少且测深成本低而成为水深反演的重要手段<sup>[2-3]</sup>。其中主动遥感以机载激光雷达为主,其通过主动发射激光脉冲并接收回波信号探测距离、强度等信息,解决了声呐现场测量受地形环境限制的问题,可通过远距离进行水深测量,但该方法对实施成本及环境要求相对较高,解析模型复杂<sup>[4-5]</sup>。被动遥感主要指光学遥感测深方法,其覆盖范围广,测量成本低,数据源丰富且反演模型成熟,已广泛应用于水深测量领域<sup>[3,6]</sup>。

传统光学遥感水深反演模型已趋于成熟,大致可分为基于回归模型的水深反演和基于浅层机器学习的水深反演。对数线性模型简化后就是经典的单波段水深反演模型,其只利用两个回归系数来建立辐亮度与水深的关系<sup>[7-8]</sup>。Paredes 等<sup>[9]</sup>假设两个波段不同底质反射率比值不变,提出了双波段对数线性模型。Stumpf 等<sup>[10]</sup>针对线性模型提出了对数转换比值模型,该模型可反演清水中 25 m 深的情况,同时在浑浊水体中比线性模型更具稳定性。田震<sup>[11]</sup>对 Stumpf 模型进行改进,将对数协调因子增加至两个,大幅提升了珊瑚岛礁周围的反演结果。曹斌等<sup>[12]</sup>对单波段线性回归模型、两波段比值线性回归模型、多波段组合线性回归模型、BP 神经网络模型等 4 种遥感浅海水深反演算法进行了对比分析。除了回归模型方法,浅层机器学习方法也被应用于水深反演,温开祥等<sup>[13]</sup>利用随机森林、极端梯度提升以及支持向量机对梅州水库进行深度反演,其结果精度高于传统水深回归模型。夏豪阳<sup>[14]</sup>利用支持向量机、集成学习等方法实现甘泉岛水深反演,反演效果不错但稳定性不足。

近年来,深度学习凭借其对于非线性数据的优秀拟合能力,被广泛地应用于各个领域<sup>[15-18]</sup>。其中长短期记忆网络(LSTM)是循环神经网络(RNN)的变体,主要通过增加遗忘门、输入门和输出门三个门控设置来解决循环神经网络在处理长序列数据时产生的梯度爆炸或梯度消失问题<sup>[19-21]</sup>。长短期记忆网络宜处理长序列数据特征,易捕获数据间的相关性,可将遥感影像上一波段的特征信息传递给下一波段,最后综合各个波段的总体信息给出反演结果,建立多光谱影像与水深值的反演关系,故可适用于水深反演应用。

考虑近岸水体悬浮泥沙浓度较大,可见光对水

体的透射能力较弱,水深反演难度增加,同时,水深反演时各个波段的反射率有一定的相关性,因此本文设计了一种基于双向长短期记忆网络<sup>[22]</sup>的近岸水体深度反演模型,以中国近海某水域为研究区,利用单波束测深系统实测水深数据以及 Sentinel-2 号多光谱影像,进行深度反演,并与主流水深反演模型进行对比、评价,证实了方法的有效性。

## 2 研究区与数据源

### 2.1 研究区概述

本文研究区为中国近海某水域(见图 1),其靠近人类生活区,是重要交通要塞及生态水域。由于人类活动频繁,此处近岸浅水区悬浮泥沙较多。该水域受人类活动影响强烈,属于二类水体范畴,以此处为研究区进行水深反演对海上交通管理及资源规划具有重要意义。

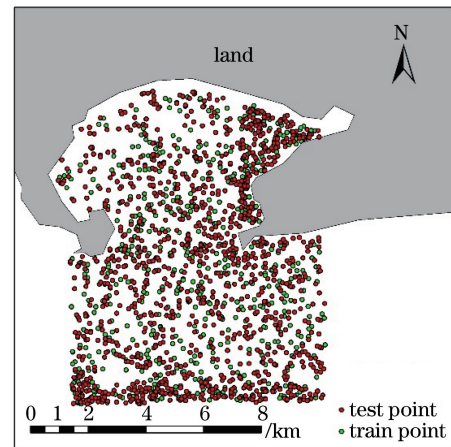


图 1 研究区以及水深点位置图

Fig. 1 Study area and distribution of bathymetric points

### 2.2 数据源介绍

本文所用的水深数据是通过单波束测深系统现场实测获得,获取时间为 2017 年 7 月—8 月,并已校正至理论深度基准面。

本文所用的多光谱反演影像为 Sentinel-2A 影像。Sentinel-2 为高分辨率多光谱成像卫星,分为 2A 和 2B 两颗卫星,单颗卫星的重访周期为 10 d,双颗互补,重访周期为 5 d。其中 2A 于 2015 年 6 月 23 日 1 时 52 秒(UTC)以“织女星”运载火箭发射升空,可覆盖 13 个光谱波段,幅宽达 290 km。该卫星在运行期间除提供有关农业、林业种植方面的监测信息外,还可提供近海水域的观测情况。本文所用卫星影像覆盖研究区,获取时间为 2017 年 8 月 20 日 2 时 45 秒(UTC)。Sentinel-2A 影像的具体参数如表 1 所示。

表 1 Sentinel-2A 号卫星波段信息  
Table 1 Band information of Sentinel-2A image

Band number	Band	Central wavelength / $\mu\text{m}$	Spatial resolution /m
1	Coastal aerosol	0.443	60
2	Blue	0.490	10
3	Green	0.560	10
4	Red	0.665	10
5	Vegetation red edge	0.705	20
6	Vegetation red edge	0.740	20
7	Vegetation red edge	0.783	20
8	NIR	0.842	10
8a	Vegetation red edge	0.865	20
9	Water vapour	0.945	60
10	SWIR-Cirrus	1.375	60
11	SWIR	1.610	20
12	SWIR	2.190	20

### 3 数据预处理与实验原理

#### 3.1 数据预处理

由于传感器在接受地物反射信号时会受到大气、薄雾以及光照条件等因素的影响,因此在数据使用前需要对原始数据进行预处理,方便后续水深反演模型的建立,以提高水深反演精度。

##### 3.1.1 辐射校正

欧空局(ESA)仅发布经正射校正和几何精校的大气表观反射率产品 L1C,需自行生产经大气校正的大气底层反射率数据。本文采用欧空局发布的 Sen2cor 插件进行辐射定标及大气校正,得到水体各波段的真实反射率。

##### 3.1.2 潮汐改正

由于实测的水深数据与影像获取时间不同,为提高反演精度,需要对实测水深数据进行潮汐改正。实测水深值已转换至理论深度基准面,需要根据潮汐表 (<https://tides4fishing.com/pi/northern-marianas-islands/saipan-harbor>)校正至影像获取时

间的瞬时水深值。经查表可知,研究区影像获取时间为 2017 年 8 月 20 日 2 时 45 分(UTC)的瞬时潮高为 0.95 m,因此本文所用的水深数据为实测数据与瞬时潮高 0.95 m 之和。

##### 3.1.3 归一化处理

考虑到各波段变化差异较大,为加速网络收敛,需要对实验数据进行归一化处理,以最大-最小值归一化方法对影像各波段反射率及水深值分别进行处理,具体表达式为

$$X = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, \quad (1)$$

其中  $X$  为数据归一化结果, $x$  为影像中原始反射率或水深值, $x_{\max}$ 、 $x_{\min}$  为相应数据训练集及测试集总体的最大值及最小值。经归一化处理后,影像数据及水深数据的范围为 $[0,1]$ ,有利于网络收敛。

#### 3.2 实验原理

##### 3.2.1 实验流程

实验总体流程包括数据预处理、模型训练与反演以及精度评价三部分,见图 2。

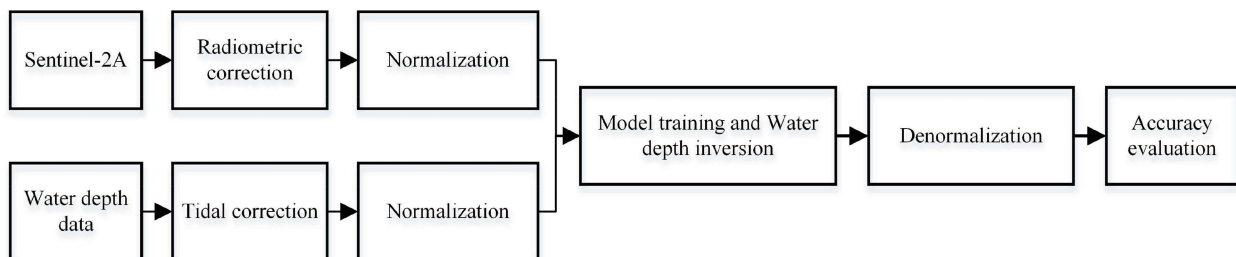


图 2 总体研究技术流程图

Fig. 2 Overall technical roadmap for research

### 3.2.2 LSTM 原理

LSTM 作为 RNN 的改进网络,主要通过增加门控设置,克服 RNN 处理长序列数据时的依赖,解决了梯度爆炸或梯度消失问题。改进内容主要包括遗忘门、输入门以及输出门三个门控设置。遗忘门表示遗忘信息的比率,用于控制前一波段的流入信

息量;输入门表示输入信息的多少,用于控制当前波段输入信息量;输出门表示在直至当前波段运算输出的比率。这三个门控的设置增加了网络模型的记忆能力,可有效掌握多光谱影像各个波段的信息,通过捕获波段相关性可提高水深反演精度。LSTM 细胞结构如图 3 所示。

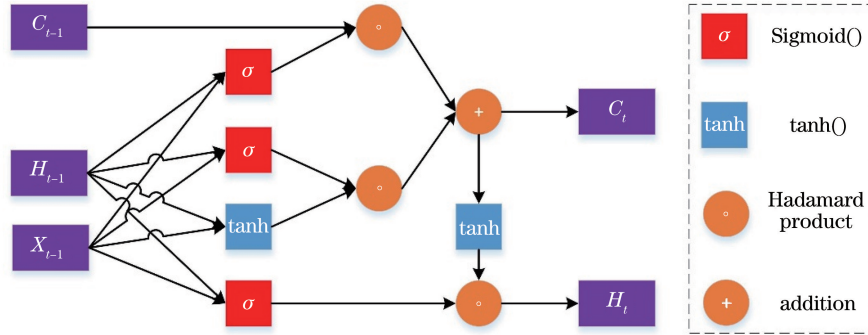


图 3 LSTM 细胞结构图

Fig. 3 Cell structure of LSTM

由图 3 可以看出,LSTM 单元包括两条主线,上侧代表记忆状态,下侧代表隐藏状态。记忆状态指长时间的记忆线,通过 Cell 储存 LSTM 学习到的序列信息。隐藏状态负责单个时刻的运算与输出,最终汇集到记忆状态。LSTM 神经单元的运算公式为

$$i_t = \text{Sigmoid}(W_{X_i} \cdot X_t + W_{H_i} \cdot H_{t-1} + b_i), \quad (2)$$

$$f_t = \text{Sigmoid}(W_{X_f} \cdot X_t + W_{H_f} \cdot H_{t-1} + b_f), \quad (3)$$

$$o_t = \text{Sigmoid}(W_{X_o} \cdot X_t + W_{H_o} \cdot H_{t-1} + b_o), \quad (4)$$

$$C_t = f_t \circ C_{t-1} + i_t \circ \tanh(W_{X_c} \cdot X_t + W_{H_c} \cdot H_{t-1} + b_c), \quad (5)$$

$$H_t = o_t \circ \tanh(C_t), \quad (6)$$

式中:“ $\circ$ ”代表 Hadamard 乘积;  $X_t$  为第  $t$  个神经元的输入;  $H_{t-1}$  为第  $t-1$  个神经元的输出;  $W_{X_i}$ 、 $W_{X_f}$ 、 $W_{X_c}$ 、 $W_{X_o}$  分别为不同运算中波段  $X_t$  对应的权重;  $W_{H_i}$ 、 $W_{H_f}$ 、 $W_{H_c}$ 、 $W_{H_o}$  为  $H_{t-1}$  的权重;  $b_i$ 、 $b_f$ 、 $b_o$ 、 $b_c$  为相应运算的偏置值;  $i_t$ 、 $f_t$  及  $o_t$  分别控制输入、遗忘及输出门控;  $C_t$  为第  $t$  个神经元的细胞状态,它结合上一神经元的细胞状态及当前神经元输入的新数据,形成新的细胞状态。

### 3.2.3 Bi-LSTM 架构介绍

Bi-LSTM 相比于普通单向网络,增加了逆向序列的信息传递,可以同时两个方向提取序列的依赖关系,最后联合输出水深值。其网络结构如图 4

所示,图中  $B_1$ 、 $B_2$  等代表提取的 Sentinel 影像各波段反射率,Cell 为 LSTM 神经元,  $Y_1$ 、 $Y_2$  等为双向联合输出。该网络同时在正向、逆向两方面进行特征提取,最后通过融合并结合双向结果输出出来反演水深值,相比单向 LSTM 在捕获序列特征上具有更好的效果。

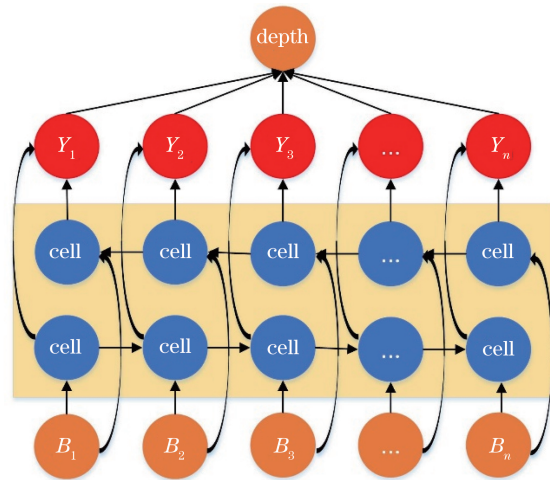


图 4 Bi-LSTM 网络架构图

Fig. 4 Structure of Bi-LSTM

## 3.3 对比方法

### 3.3.1 Stumpf 模型

Stumpf 模型针对线性模型提出了对数转换比值,其利用水体对蓝光、绿光的反射率随深度增加而衰减程度不同的差异来扩大响应,在清水与浑水水体下,Stumpf 模型都要比线性模型的响应精度高且更稳定。反演水深值表达式为

$$Z = m_1 \frac{\ln[nR(\lambda_i)]}{\ln[nR(\lambda_j)]} + m_0, \quad (7)$$

式中： $m_1$ 、 $m_0$  为回归系数； $R(\lambda_i)$ 、 $R(\lambda_j)$  分别为蓝、绿波段的反射率； $n$  为蓝、绿波段的固定系数，这是因为波长较短的可见光（如蓝光和绿光）对水体的穿透力较强，可反映出水下地形情况。

### 3.3.2 改进的 Stumpf 模型

改进后的对数转换比值模型，将蓝、绿波段的固定系数调为 2 个不同的值，以增加模型稳定性，进一步改进反演结果。改进后的反演水深值可表示为

$$Z = m_1 \frac{\ln[n_1 R(\lambda_i)]}{\ln[n_2 R(\lambda_j)]} + m_0. \quad (8)$$

### 3.3.3 1D-CNN 模型

为增加对比模型的丰富性，本研究增加了用于一维数据处理的典型神经网络（1D-CNN），并将其作为对比模型之一。其利用一维卷积核对数据以一定的感受野逐步提取，以获取一维数据的序列特征。

图 5 上侧为输入序列，主要指输入影像的各个波段反射率，下侧为卷积过程的输出序列，中间为一维卷积核。1D-CNN 通过卷积核对局部感受野内的影像反射率序列进行特征提取，依序逐次提取得到整个波段序列的特征，最后通过全连接层获取反演水深值。

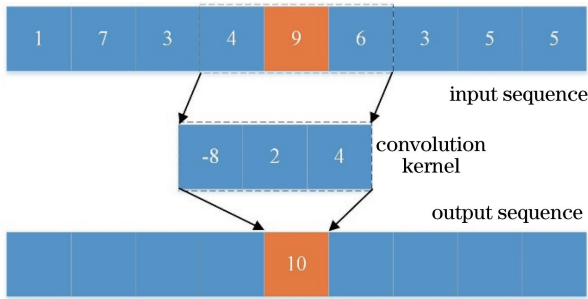


图 5 1D-CNN 示意图

Fig. 5 Schematic diagram of 1D-CNN

### 3.4 评价指标

本研究采取决定系数 ( $R^2$ )、均方根误差 (RMSE,  $E_{RMSE}$ )、平均相对误差 (MRE,  $E_{MRE}$ ) 以及平均绝对误差 (MAE,  $E_{MAE}$ ) 对结果进行定量评价以及不同模型间的对比。具体公式如下所示。

$$R^2 = \left[ \frac{\sum_{i=1}^N (y_{pre}^{(i)} - \bar{y}_{pre})(y_{true}^{(i)} - \bar{y}_{true})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (y_{pre}^{(i)} - \bar{y}_{pre})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (y_{true}^{(i)} - \bar{y}_{true})^2}} \right]^2, \quad (9)$$

$$E_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_{pre}^{(i)} - y_{true}^{(i)})^2}, \quad (10)$$

$$E_{MRE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{y_{pre}^{(i)} - y_{true}^{(i)}}{y_{true}^{(i)}} \right|, \quad (11)$$

$$E_{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_{pre}^{(i)} - y_{true}^{(i)}|, \quad (12)$$

其中  $y_{pre}$  为水深反演结果， $y_{true}$  为真实水深数据， $N$  为总体水深点个数， $i$  为第  $i$  个水深点数据。

## 4 实验与分析

为精确反演近岸水体，对低空间分辨率波段利用双三次插值获得分辨率均为 10 m 的影像。实验在研究区内 0~12 m 水深区间以 2 m 为间隔分别选取 100、200 个点生成训练、测试集，用于拟合反演模型，进行精度评价。点位选择如图 1 所示，训练集含 600 个点，测试集含 1200 个点。Bi-LSTM、1D-CNN 模型的输入数据为 Sentinel-2 号影像除大气校正后舍去卷云外所有波段的反射率数据，Stumpf、改进的 Stumpf 模型的输入数据为蓝、绿波段反射率数据。实验设置 6 层 Bi-LSTM 网络，每层网络单元个数为 128，每次输入网络的批训练个数为 100，学习率为 0.001，通过 10 万次迭代对模型进行拟合，获得基于 Sentinel-2 卫星影像反演水深的最优模型。另外，Stumpf 通过训练数据拟合得到的  $m_1$ 、 $m_0$  以及  $n$  分别为 -2.05728、2.91503 及 0.65754，改进的 Stumpf 拟合得到的  $m_1$ 、 $m_0$ 、 $n_1$  以及  $n_2$  分别为 -5.95501、10.42065、0.00007566 及 0.00418。1D-CNN 共设 6 层卷积，其余参数同 Bi-LSTM 模型。对水深反演结果分别就总体、分段以及剖面三方面进行分析。

### 4.1 总体分析

利用上述各模型参数设置及波段选择，就测试集数据通过精度指标 MRE、RMSE、MAE 及  $R^2$  进行总体精度的对比分析，见表 2 和图 6。

表 2 模型的结果精度对比

Table 2 Accuracy comparison of different models

Model	MRE / %	RMSE / m	MAE / m
Bi-LSTM	18.93	0.85	0.60
1D-CNN	33.12	1.04	0.76
Improved Stumpf	37.44	0.97	0.76
Stumpf	47.99	1.12	0.88

由表 2 可以看出，对于近岸水体的水深值反演，相比其他几种方法，双向 LSTM 在各项指标中精度均达到峰值。0~12 m 的水深范围中双向 LSTM 的均方根误差为 0.85 m，平均绝对误差仅为 0.60 m。对于平均相对误差，在其他方法为 33%~

48% 区间的背景下, 本文提出的方法仅为 18.93%, 相比于 Stumpf 模型提高了 29%, 具有非常高的拟合精度。另外, Stumpf 的改进型与 1D-CNN 具有相仿的实验效果, 平均相对误差均在 35% 左右, 均方根误差以及平均绝对误差均在 1 m 及 0.76 m 左

右, 这两种方法虽然精度可观但远不如双向 LSTM 的实验效果。Stumpf 模型相较于其他方法精度略差, 这说明从实验区反演结果宏观分析, 可知本文模型在各个指标均具备最优效果。

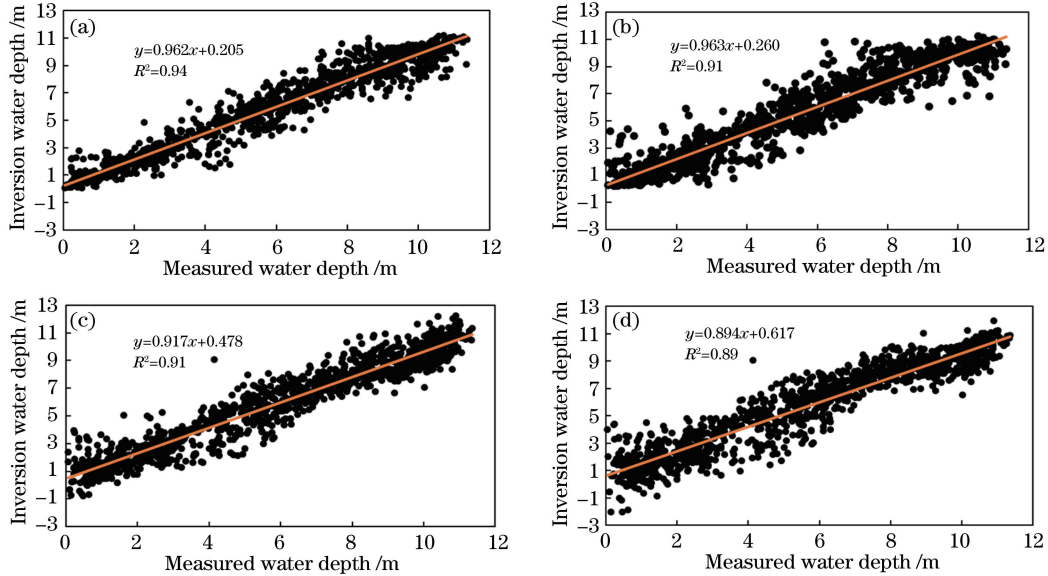


图 6 模型精度对比图。(a) 双向 LSTM 模型; (b) 1D-CNN 模型; (c) 改进的 Stumpf 模型; (d) Stumpf 模型  
Fig. 6 Charts of accuracy comparison. (a) Bi-LSTM model; (b) 1D-CNN model; (c) improved Stumpf model; (d) Stumpf model

如图 6 所示, 根据拟合趋势线可以看出, 在 6~12 m 水深范围内各个模型的拟合效果相差不大, 均能较准确反映水体深度, 但在 0~4 m 浅水区传统模型方法的反演结果并不理想, 甚至在 Stumpf 及改进的 Stumpf 模型中还出现了负值水深, 偏离较大。而本文模型在深水区以及浅水区均具有较高拟

合度, 总体决定系数为 0.94, 较其他方法, 精度均有提升。

为进一步证明模型稳定性, 本研究将训练集 600 个样本随机生成 5 个子集, 每个子集 120 个样本, 通过五折交叉验证对模型性能进行循环测试。不同模型针对不同子集的反演结果精度如图 7 所示。

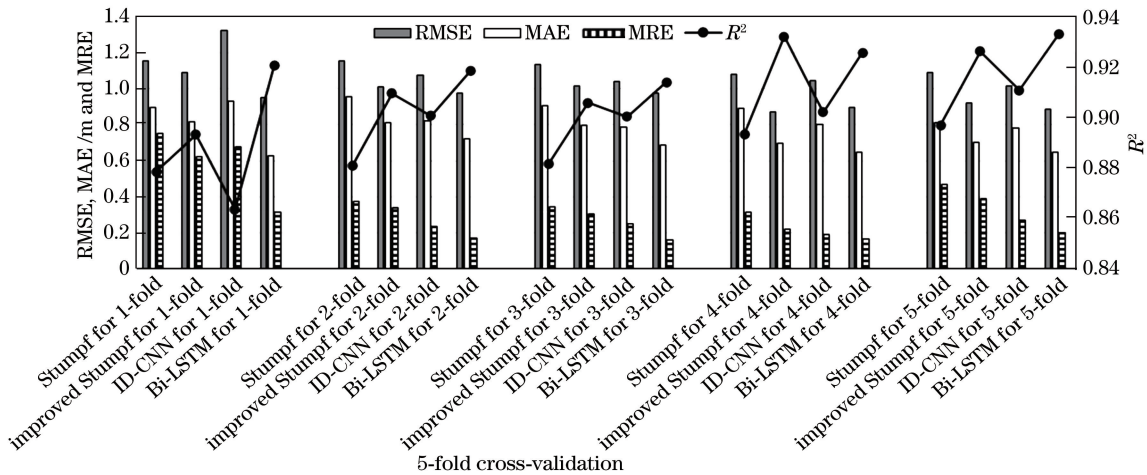


图 7 五折交叉验证结果  
Fig. 7 Results of 5-fold cross-validation

由图 7 可以看出, 通过五折交叉验证, 本文提出的方法 Bi-LSTM 除在第 4 组测试集中的  $R^2$  精度

低于改进的 Stumpf, 其余各个子集、各项指标均表现最优, 即误差最低、精度最高, 尤其是 MRE 指标

在各个子集中误差最小,效果提升明显。对 5 个子集的各项指标求平均值以展示模型的均衡性能,结果如表 3 所示。

表 3 模型的结果精度对比

Table 3 Accuracy comparison of different models

Model	MRE /%	RMSE /m	MAE /m	$R^2$
Bi-LSTM	18.44	0.88	0.63	0.93
1D-CNN	32.41	1.10	0.82	0.90
Improved Stumpf	37.49	0.98	0.77	0.91
Stumpf	45.08	1.12	0.89	0.89

由表 3 可以看出,Bi-LSTM 在五折交叉验证的循环测试中仍达到了各项指标的最优值,尤其是

表 4 不同模型不同水深段精度对比

Table 4 Accuracy comparison of different models under different water depth intervals

Model	Evaluation method	0-2 m	2-4 m	4-6 m	6-8 m	8-10 m	10-12 m
Stumpf	MRE /%	208.17	29.63	22.49	11.38	7.61	8.62
	RMSE /m	1.30	1.02	1.38	0.97	0.86	1.09
	MAE /m	0.97	0.84	1.12	0.78	0.68	0.90
Improved Stumpf	MRE /%	157.65	22.30	19.16	9.78	8.39	7.33
	RMSE /m	1.07	0.82	1.19	0.84	0.92	0.94
	MAE /m	0.77	0.63	0.96	0.67	0.75	0.76
1D-CNN	MRE /%	124.89	27.09	18.58	13.77	8.70	5.68
	RMSE /m	0.94	1.06	1.15	1.24	0.96	0.87
	MAE /m	0.59	0.74	0.93	0.95	0.77	0.60
Bi-LSTM	MRE /%	57.92	16.85	14.69	10.48	8.53	5.11
	RMSE /m	0.62	0.67	0.99	1.01	0.96	0.76
	MAE /m	0.38	0.48	0.73	0.72	0.76	0.53

由表 4 可以看出,双向 LSTM 的总体反演结果最为理想,各个水深级别的平均绝对误差都控制在 0.8 m 以内,特别是在 0~6 m 浅水区域,本文模型各项指标均达到最优。在 0~2 m 水深范围内其他模型的平均相对误差大于 1 时,本文模型仅为 57.92%,并且均方根误差相比 Stumpf 提高 0.68 m,这在 2 m 的水深范围内精度提升效果极佳。在 2~6 m 水深范围内,Bi-LSTM 相比其他模型在 RMSE 及 MAE 均有最高 0.39 m 的精度提升,且 MRE 最高领先其他模型 12.78%。虽然在 6~10 m 水深范围内,Bi-LSTM 较其他模型效果提升不明显,但在 10~12 m 深水区域,本文模型的反演结果无论是 MRE、RMSE 还是 MAE 均达到精度最高,分别为 5.11%、0.76 m 以及 0.53 m。以上数据说明本文模型于近岸水域水深反演实验中,在不影响一般水深值反演精度的前提下,在浅水区以及较深水域均具有明显的精度提升,非常适用于近海规划管理工作。

MRE,相比其他模型提高了 13.97%~26.64%,提升效果明显,在其他指标中也存在不同程度的提升。因此,可以证明 Bi-LSTM 模型对于近海浅水深度反演具有较强稳定性及较强普适性,针对不同测试集均有较精确的反演效果。

## 4.2 分段分析

为进一步透析不同模型在不同水深范围内的反演效果,通过对水深范围进行分段处理,按不同指标逐级进行模型效果的评判。实验在 0~12 m 水深范围内以 2 m 为间隔生成 6 个水深级别(0~2 m、2~4 m、4~6 m、6~8 m、8~10 m、10~12 m)作进一步分析,见表 4。

## 4.3 剖面分析

利用 Bi-LSTM 对整个实验区进行水深反演,得到整个研究区水深效果图,如图 8 所示,虚线框内为有训练样本的区域,虚线框外为不包含训练样本

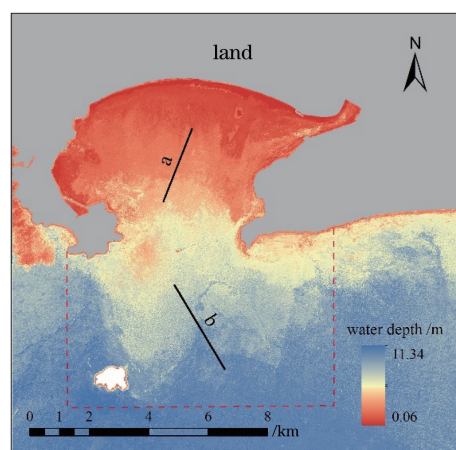


图 8 Bi-LSTM 反演结果及剖面线位置图  
Fig. 8 Inversion result of Bi-LSTM and distribution of section lines

区域,对于以上两种研究区中地形变化较大的地方,Bi-LSTM 模型均能直观显示水下地形的沟壑、起伏,反演效果明显。本文利用实测水深数据通过克里金插值对实验区进行覆盖插值,并在插值结果以

及各种方法的反演结果中选取近岸浅水区、深水区两条剖面线(如图中线段 a、b 所示)用于提取水深值,最后制作水深剖面图(图 9)以直观显示水下地形及各个模型的反演效果。

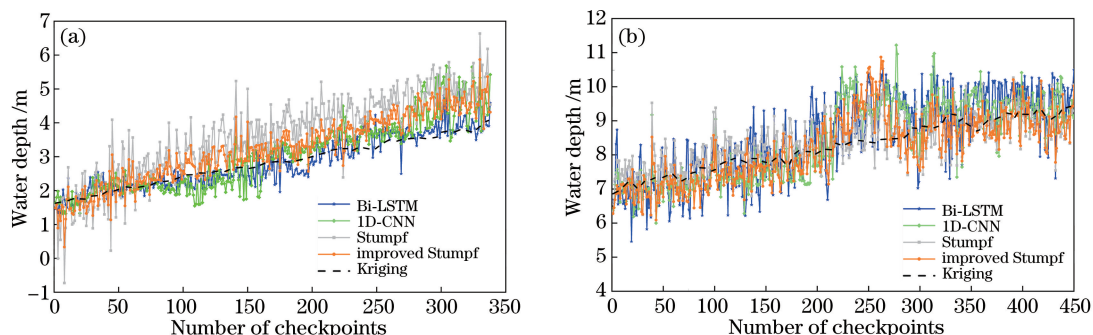


图 9 剖面模型精度对比图。(a)剖面 a;(b)剖面 b

Fig. 9 Accuracy comparison of different models on different section lines. (a) Section line a; (b) section line b

由图 9(b)可以看出,在深水区剖面线第 250 个点左右所有模型均存在高估现象,反演结果都大于克里金插值结果,但各个模型的总体反演结果可较真实地反映水深值走势,效果相差不大。反观图 9(a)可以发现,近岸浅水区 0~4.5 m 水深范围内,1D-CNN、Stumpf 以及改进型 Stumpf 都随着水深增加而误差增大,反演结果逐渐偏离真实值,只有 Bi-LSTM 模型在整个浅水区域的深度走势与真实水深线相符,具有较高精度,能够真实反映海底地形。因此,由剖面分析可知,本文模型在近海区域尤其是近岸浅水区具有非常高的反演效果,能够准确反映近岸水下地形走势,有利于近岸水域管理。

## 5 讨 论

Stumpf 模型利用水体对蓝光、绿光的反射率随深度增加而衰减程度不同的差异来扩大响应,同时缓解不同底质对反演结果的影响,因此 Stumpf 及改进型 Stumpf 在设计时仅考虑了两种波段的响应差异,其余任意两波段组合仍能建模,但因蓝光、绿光对水体透射能力较强,模型效果以蓝、绿组合最为突出,全部波段反射率并不能应用于这两个模型上。本文模型能取得较高精度:一方面得益于输入数据为除卷云外所有波段的反射率,除蓝绿波段外,其他波段中亦存在水深信号,因此其在数据上比 Stumpf 及改进的 Stumpf 更具优势;另一方面,每个水深点都对一条波谱曲线,水深不同则波谱曲线不同,Bi-LSTM 能够将上一波段反射率特征传递给下一波段,并综合整个波谱序列的特征进行水深反演。

本文选取中国某近海水域为研究区,将其中采

样点随机生成训练集、验证集,通过总体实验及五折交叉验证得出 Bi-LSTM 相比其他模型,精度有所提升,且在无训练点区域仍有较好的反演效果,但本研究的研究对象为样本集附近海域,有利于实验反演。另外,本文选择的近海水域,其水质因受人类生活影响较大而较浑浊,底质多为淤泥质。本研究未开展水质及底质不同对水深反演的影响。因此,后续会利用拟合后的模型对其他不同类型研究区进行反演测试,以验证模型的普适性。

## 6 结 论

由于近岸水域相比于南海无人岛礁水域人类活动频繁,水体浑浊度更大,泥沙等悬浮物影响不同波段反射率,导致反演难度加大,本文设计了一种基于 Bi-LSTM 网络反演近岸水体深度的方法。该方法可以正向、反向同时拟合各波段相关性,提取多光谱影像潜在的序列特征,建立水深值与多光谱各波段的反演关系。利用本文提出的 Bi-LSTM 与其他均达到最优状态的水深反演模型针对本研究区进行反演精度对比,可得以下结论:

1) 本文通过建立不相交训练、测试数据集对近岸水域进行反演,得到的 Bi-LSTM 反演结果  $R^2$  高达 0.94,相比其他主流方法,最高提升 5%。在 0~12 m 的水深范围内 RMSE、MAE 分别为 0.85 m、0.60 m,MRE 为 18.93%,相比其他各方法,精度最高。另外,利用五折交叉验证方法对模型进行循环测试,摆脱数据集固定等限制后,其各项精度指标仍为最优。由此证明 Bi-LSTM 对近海水深反演实验具备较高精度及稳定性能。



2) 为进一步分析模型在不同水深段的反演性能,每隔 2 m 生成一个水深段,共 6 个级别,基于不同水深段对模型效果进行检验,发现本文模型在近岸浅水区有较为明显的精度提升, RMSE 在 2 m 水深范围内相比对数转换比值模型提高 0.68 m,且总体效果优于其他模型。另外,对于无训练样本的研究区, Bi-LSTM 同样能够显示其地形变化特征,具有较好的反演效果。

3) 通过本研究区不同反演模型的精度评价及对比分析,可以得出基于 Bi-LSTM 的水深反演模型能够实现近岸水体的深度反演且精度较高,故在水深反演方面具有一定的应用潜力。

### 参 考 文 献

- [1] 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.
- [2] 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(7): 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(7): 1567-1577.
- [3] 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.
- [4] Guo X L. Study on water depth inversion in shallow water with satellite multi-spectral image [D]. Shanghai: Shanghai Ocean University, 2017.  
郭晓雷. 基于卫星多光谱影像的浅海水深反演研究[D]. 上海: 上海海洋大学, 2017.
- [5] Li K, Zhang Y S, Liu X D, et al. Study on airborne laser bathymetric system receiver field of view[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(7): 0701005.  
李凯, 张永生, 刘笑迪, 等. 机载激光海洋测深系统接收 FOV 的研究[J]. *光学学报*, 2015, 35(7): 0701005.
- [6] Zhang X C, Ma Y, Zhang J Y, et al. Research on the remote sensing inversion fusion model of shallow water depth based on the piecewise 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.
- [7] Tanis F J, Byrne H J. Optimization of multispectral sensors for bathymetry application[C]//Proceeding of 19th International Symposium of Remote Sensing of Environment, January 1, 1986, Ann Arbor, Michigan, USA. Washington D. C.: NTRS, 1986: 865-874.
- [8] Ji W, Civco D L, Kennard W C, et al. Satellite remote bathymetry: a new mechanisms for modeling [EB/OL]. 1992 [2020-10-12]. [https://www.researchgate.net/publication/294795262\\_Satellite\\_remote\\_bathymetry\\_a\\_new\\_mechanisms\\_for\\_modeling](https://www.researchgate.net/publication/294795262_Satellite_remote_bathymetry_a_new_mechanisms_for_modeling).
- [9] 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.
- [10] Stumpf R P, Holderied K, Sinclair M, et al. Determination of water depth with high-resolution satellite imagery over variable bottom types [J]. *Limnology and Oceanography*, 2003, 48(1): 547-556.
- [11] Tian Z. Study of bathymetry inversion models using multispectral or hyperspectral data and bathymorphological mapping technology [D]. Qingdao: Shandong University of Science and Technology, 2015.  
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.
- [12] Cao B, Qiu Z G, Cao B C. Comparison among four 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. 四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.
- [13] Wen K X, Li Y, Wang H, et al. Estimating inland water depth based on remote sensing and machine learning technique[J]. *Tropical Geography*, 2020, 40(2): 314-322.  
温开祥, 李勇, 王华, 等. 基于遥感和机器学习的内陆水体水深反演技术[J]. *热带地理*, 2020, 40(2): 314-322.
- [14] Xia H Y. Research on bathymetry algorithm without ground data based on multispectral remote sensing image for shallow water of islands [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2020.  
夏豪阳. 岛礁浅海水深多光谱遥感无控反演算法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2020.
- [15] Pan X L, Zhang Z, Jiang T, et al. An approach of

- the convolutional long short-term memory network for NDVI prediction[J]. *Geomatics World*, 2020, 27(2): 60-67.
- 潘信亮, 张震, 江涛, 等. 基于卷积长短期记忆网络的 NDVI 预测方法研究[J]. *地理信息世界*, 2020, 27(2): 60-67.
- [16] Zhang Z H, Fang W, Du L L, et al. Semantic segmentation of remote sensing image based on encoder-decoder convolutional neural network [J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(3): 0310001.
- 张哲晗, 方薇, 杜丽丽, 等. 基于编码-解码卷积神经网络的遥感图像语义分割[J]. *光学学报*, 2020, 40(3): 0310001.
- [17] Pan X L, Jiang T, Zhang Z, et al. A new method for extracting laver culture carriers based on inaccurate supervised classification with FCN-CRF [J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2020, 8(4): 274.
- [18] Kong F Q, Zhou Y B, Shen Q, et al. End-to-end multispectral image compression using convolutional neural network[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2019, 46(10): 1009001.
- 孔繁镛, 周永波, 沈秋, 等. 基于卷积神经网络的端到端多光谱图像压缩方法[J]. *中国激光*, 2019, 46(10): 1009001.
- [19] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory [J]. *Neural Computation*, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [20] Graves A. Supervised sequence labelling with recurrent neural networks [M]. Berlin, Heidelberg: Springer. 2008.
- [21] Yang H J, Yan Z, Wu Z L, et al. Extraction method of interest text in image based on recurrent neural network [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(24): 241501.
- 杨恒杰, 闫铮, 邬宗玲, 等. 基于循环神经网络的图像特定文本抽取方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(24): 241501.
- [22] Graves A, Schmidhuber J. Framewise phoneme classification with bidirectional LSTM and other neural network architectures [J]. *Neural Networks*, 2005, 18(5/6): 602-610.