

文章编号:1671-6833(2026)02-0128-08

# 基于 Landsat 影像的大型水体水下地形分区反演

窦明<sup>1,2</sup>, 史玉仙<sup>1</sup>, 屈凌波<sup>2</sup>, 王继华<sup>3</sup>, 邢澳琪<sup>2</sup>

(1. 郑州大学 水利与交通学院, 河南 郑州 450001; 2. 郑州大学 生态与环境学院, 河南 郑州 450001; 3. 河南省自然资源监测和国土整治院, 河南 郑州 450016)

**摘要:** 针对缺资料大型水体水下地形资料获取困难的问题, 以丹江口水库为研究对象, 提出了一种基于 Landsat 遥感影像和水深分区的大型水体水下地形反演方法, 分别采用水位线克里金插值法和 4 种水深反演模型(单波段、双波段比值、BP 神经网络、多波段随机森林)对丹江口水库浅水区和深水区水下地形进行反演, 并评价其反演精度。结果显示, 浅水区水下地形反演效果良好(均方根误差  $RMSE=2.553$  m); 深水区反演中, 汉库水域采用多波段随机森林模型表现最佳( $RMSE=2.428$  m), 丹库水域采用 BP 神经网络模型表现最佳( $RMSE=1.599$  m); 不同反演模型精度针对不同水深和不同区域具有差异性, 多波段随机森林模型在深水域水下地形反演上存在优势。研究结果可为缺资料大型水体提供一种快捷的地形资料收集方法。

**关键词:** 水下地形反演; Landsat 遥感影像; BP 神经网络模型; 多波段随机森林模型; 丹江口水库

**中图分类号:** P237; TP79 **文献标志码:** A **doi:** 10.13705/j.issn.1671-6833.2025.05.020

高质量水下地形数据是水文模拟、防洪调度及数字孪生流域构建的重要基础。然而, 传统测量方法如人工测深、声呐测深和雷达测深, 因设备昂贵、作业复杂及范围有限, 难以满足大型水体快速获取高精度水下地形数据的需求。遥感技术的应用为解决该问题提供了新思路, 但针对大型深水区域的高效测量研究仍较为稀缺。

水深反演模型中常用的遥感影像多为光学卫星遥感影像, 如 World View-3、Sentinel-2、GF-1、Landsat 等<sup>[1-4]</sup>。研究人员可以根据研究区的地理位置、范围大小、研究尺度等因素选取合适的遥感影像构建反演模型。水深反演模型包括理论模型、半理论半经验模型、统计模型, 主要原理是利用水体光学参数(光谱反射率)与实测水深值之间的相关关系来构建回归模型<sup>[5-8]</sup>。陆天启等<sup>[9]</sup>针对南海西沙群岛的羚羊礁海域构建了单波段、波段比值和多波段反演模型进行比较研究, 研究结果表明多波段模型反演效果优于其他两种模型。对于无实测水深数据, Yang 等<sup>[10]</sup>和胡琪鑫等<sup>[11]</sup>借助 ICESat-2 卫星提取子点群拟合剖面水深, 并结合其他遥感影像构建水深反演模型。随着机器学习技术的迅速发展, 这些先进算法在遥感反演模

型中的应用越来越广泛, 展现出极大的潜力。曹斌等<sup>[12]</sup>、曾书玉等<sup>[13]</sup>、李经纬等<sup>[14]</sup>和黄茂苗等<sup>[15]</sup>分别构建了 BP 神经网络模型、CatBoost 和 XGBoost 组合模型、随机森林反演模型和梯度提升决策树模型来进行水深反演, 相较于传统水深反演模型, 采用机器学习模型能够在一定程度上提高反演精度。胡琪鑫等<sup>[11]</sup>对单波段、波段比值、多层感知器、随机森林等 8 种模型的反演深度进行对比发现, 水深反演模型在水下 23 m 以内的反演效果较好。

总体来看, 上述研究多针对近岸浅海区域和小型浅水水体, 而对大型、深水的水体进行水下地形反演的研究成果较少。本文以丹江口水库为例, 针对大型深水水体数据缺乏及传统方法精度受限的问题, 提出了基于 Landsat 遥感影像和水深分区差异化反演思路, 其中浅水区采用水位线插值法, 有效减少了数据需求。该研究为缺乏水深资料的大型深水水体快速高效地获取高精度水下地形数据提供了思路, 研究成果有助于提高丹江口水库突发污染事故的精准预测, 为南水北调中线工程安全运行与管理调度提供支持, 同时为大型水体的水下地形研究提供技术参考。

收稿日期: 2025-09-16; 修订日期: 2025-11-14

基金项目: 河南省重大科技专项(221100320200); 院士团队科研启动项目(13432340370)

作者简介: 窦明(1975—), 男, 山东桓台人, 郑州大学教授, 博士, 博士生导师, 主要从事水资源与水环境研究, E-mail: dou\_ming@163.com。

引用本文: 窦明, 史玉仙, 屈凌波, 等. 基于 Landsat 影像的大型水体水下地形分区反演[J]. 郑州大学学报(工学版), 2026, 47(2): 128-135. (DOU M, SHI Y X, QU L B, et al. Zonal inversion of underwater topography of large water bodies based on Landsat images [J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2026, 47(2): 128-135.)

## 1 研究区与数据源

### 1.1 研究区概况

丹江口水库位于汉江流域中上游,横跨湖北、河南两省,总面积达 1 022.75 km<sup>2</sup>,库容 339.1 亿 m<sup>3</sup>,由汉江库区和丹江库区组成研究区域概况图,如图 1 所示,该图基于自然资源部标准地图服务网站下载的标准地图(审图号为 GS(2020)4619)。丹江口水库水系发达,入库河流有丹江、鹤河、堵河、滔河、剑河、淇河等 12 条支流。作为南水北调中线工程的水源地,丹江口水库多年来持续向河南、河北、北京、天津等沿线 20 多座城市供水。为保障工程供水规模,2012 年丹江口大坝加高至 176.6 m,正常蓄水位 170 m。丹江口水库平均水深 29 m,最大水深超 70 m,垂向变化剧烈,水下地形复杂。受水库调度运行和季节影响,水库水位变幅大,水域面积变化明显。根据丹江口库区实测水位数据,2014 年中线工程通水前最低水位仅有 135.6 m(2011 年 4 月 27 日),通水后在 2016 年 4 月 16 日出现最低水位 150.43 m,接近水库设计死水位,而在 2021 年 11 月 8 日丹江口水库蓄满至 169.81 m,接近 170 m 正常蓄水位。由于丹江口水库库区面积大、建库时间久,同时又是国家一级水源保护区,其水下地形数据收集难度较高。

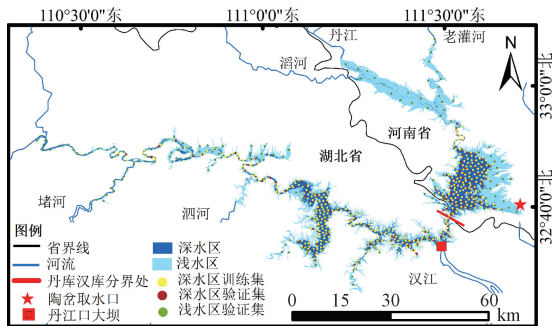


图 1 研究区域概况图

Figure 1 Summary map of the study area

### 1.2 遥感数据源及预处理

Landsat 系列卫星是由美国地质调查局(USGS)和美国国家航空航天局(NASA)共同发射的地球观测卫星,自 1972 年 Landsat-1 发射以来,该系列已积累了 50 多年的影像数据,具备广泛的时间和空间覆盖。目前 Landsat1-5 已退役,Landsat-7/8/9 卫星仍在轨运行。其影像覆盖范围广、在轨时间长、单幅影像扫描幅宽大,适用于构建大范围水域水深反演模型<sup>[16]</sup>,故能够满足丹江口水库水下地形反演的遥感数据需求。受丹江口水库实测水位和遥感影像自身云量等影响,在 135~170 m 水位范围内以 5 m 为间

隔,共筛选出 Landsat-7/8/9 卫星的 8 幅影像作为遥感影像数据源(表 1),并对 8 幅遥感影像进行预处理,包括条带修复、辐射定标、大气校正、研究区裁剪。

表 1 遥感影像数据信息表

Table 1 Remote sensing image data source information table

卫星	日期	云量/%	实际水位/m	研究水位/m
Landsat-7	2011-04-27	1.00	135.60	135
Landsat-8	2014-01-21	0.05	139.58	140
Landsat-7	2013-10-09	0.00	145.31	145
Landsat-8	2016-04-16	10.37	150.43	150
Landsat-7	2017-05-13	0.00	155.38	155
Landsat-8	2018-10-31	0.03	159.54	160
Landsat-9	2022-02-04	10.73	165.71	165
Landsat-8	2021-11-08	1.77	169.81	170

### 1.3 实测数据及处理

使用便携式超声波测深仪对丹江口水库典型断面水深进行测量,并结合多年来水位变化特征,将最低水位(135 m)和最高水位(170 m)作为限定水位,按照水深将丹江口水库进行分区:135~170 m 水位水域范围的水深为 0~35 m,即为浅水区;135 m 以下水域水深超 35 m,即为深水区。对于浅水区,一共监测了 206 个点位作为验证样本;对于深水区,一共监测了 537 个点位,按照 7:3 的比例划分训练集和验证集(图 1)。

## 2 研究方法

本文根据丹江口水库调水前后的水位变化特征,将研究区域划分为浅水区和深水区。首先,浅水区利用水体在绿色波段和中红外波段的光谱特性,通过阈值法分离水陆,提取不同水位条件下的等深线,分析推移规律,并采用克里金插值法反演浅水区水下地形;其次,深水区结合水体对光的吸收和散射特性,融合半经验半理论模型与机器学习方法,构建单波段、双波段比值、BP 神经网络和多波段随机森林 4 种模型,通过精度评估选取最优模型反演深水区水下地形;最后,拼接浅水区与深水区地形图,生成丹江口水库完整的水下地形数据。其技术路线如图 2 所示。

### 2.1 浅水区水位线提取

浅水区水位线提取,主要聚焦在遥感影像的水陆边界识别方面。依据不同时间序列的 Landsat 影像对丹江口水库水下地形进行反演,采用改进后的归一化差分水体指数(MNDWI)来进行水体边界的提取。MNDWI 指数能最大限度地抑制地物突出水

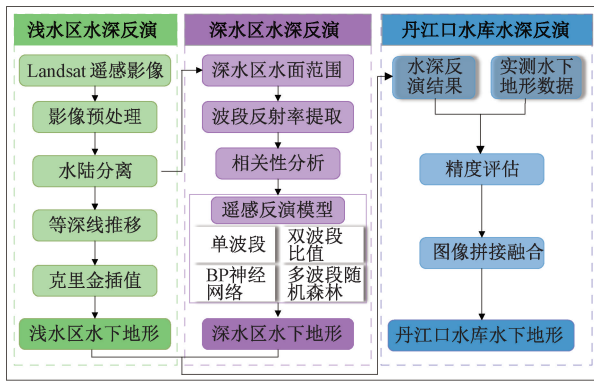


图2 丹江口水库水下地形反演技术路线图

Figure 2 Technical roadmap for underwater topography inversion of Danjiangkou Reservoir

体,以0为阈值划分水体和陆地<sup>[17]</sup>,提取丹江口水库135~170 m不同水位水域面积。同时,对各水位水域面积进行整合比较,得到丹江口水库不同水位线对比图如图3所示。MNDWI指数计算公式为

$$MNDWI = \frac{\lambda_{Green} - \lambda_{MIR}}{\lambda_{Green} + \lambda_{MIR}} \quad (1)$$

式中: $\lambda_{Green}$ 为绿波段反射率; $\lambda_{MIR}$ 为中红外波段反射率。

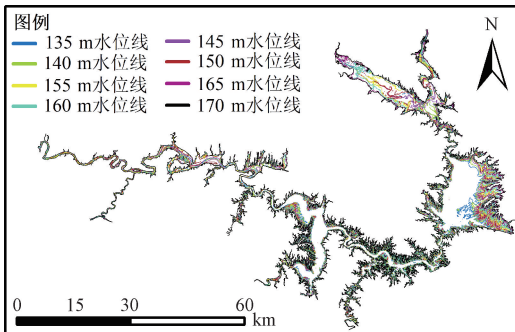


图3 丹江口水库不同水位线对比图

Figure 3 Comparison of different water levels in Danjiangkou Reservoir

从整体分析,丹江口水库水域面积随水位波动变化明显,最高水位时的水域面积为最低水位的3.23倍,水域面积随水位变化波动较大的是165~160 m、160~155 m和140~135 m水位变化区间;岸线长度是最低水位的2.03倍,岸线长度变化最大的是140~135 m水位变化区间。从局部分析,面积变化最大的区域是丹库的东岸和支流丹江、鹤河区域。其原因是丹库为湖型水库,水深较浅,当水位下降时,大片河床裸露导致水域面积大幅减少;汉库为河道型水库,水面宽度较窄,河道垂向变化剧烈,不会随水位变化产生较大的水面面积波动。由图3可知,在最低水位135 m时,陶岔地区河道宽度基本不变,丹江口水库依旧能够保持为南水北调中线工程供水。

## 2.2 深水区水深反演模型

### 2.2.1 半理论半经验模型

(1)水深因子确定。选取水位135 m对应影像中的B1、B2、B3、B4、B5、B6共6个波段,使用ArcGIS软件提取深水区样本点的波段反射率并计算其与水深数据的相关性。本文分别采用皮尔逊相关系数、肯德尔相关系数和斯皮尔曼相关系数计算单波段反射率与水深的关系,相关性分析结果见表2。相较于其他相关系数,斯皮尔曼相关系数有利于提高波段反射率与水深的关系,与水深相关性最高的是 $\lambda_{B2}$ (绿波段),相关系数为0.641,其次是 $\lambda_{B3}$ (红波段)和 $\lambda_{B4}$ (近红外波段)。

表2 单波段和双波段反射率比值与水深相关性

Table 2 Single-band and dual-band reflectance ratios correlate with water depth

自变量	皮尔逊 相关系数	肯德尔 相关系数	斯皮尔曼 相关系数
$\lambda_{B1}$	0.427	0.296	0.440
$\lambda_{B2}$	0.606	0.438	0.641
$\lambda_{B3}$	0.566	0.419	0.611
$\lambda_{B4}$	0.480	0.341	0.511
$\lambda_{B5}$	0.417	0.293	0.439
$\lambda_{B6}$	0.351	0.208	0.318
$\lambda_{B2}/\lambda_{B1}$	0.615	0.451	0.653
$\lambda_{B3}/\lambda_{B1}$	0.552	0.383	0.565
$\lambda_{B6}/\lambda_{B3}$	-0.306	-0.204	-0.289
$\lambda_{B5}/\lambda_{B3}$	-0.222	-0.155	-0.212
$\lambda_{B4}/\lambda_{B3}$	-0.226	-0.192	-0.263
$\lambda_{B4}/\lambda_{B1}$	0.278	0.134	0.244

利用B1~B6共6个波段反射率的不同比值组合与样本点水深进行相关性分析。表2中仅选取了相关性较高的6种双波段反射率比值组合进行展示,与水深相关性最高的比值组合为 $\lambda_{B2}/\lambda_{B1}$ (绿波段/蓝波段),相关系数为0.653。

(2)水深反演模型构建。以最佳水深因子 $\lambda_{B2}$ 和 $\lambda_{B2}/\lambda_{B1}$ 为自变量进行回归性分析,分别使用线性函数、指数函数、对数函数、幂函数、多项式函数进行拟合。表3为单、双波段比值水深反演模型,图4为最佳水深因子回归分析图。由表3和图4可知,在单波段水深反演模型中线性函数拟合效果最好,决定系数为0.740;在双波段比值水深反演模型中指数函数拟合效果最好,决定系数为0.721。

### 2.2.2 机器学习模型

(1)BP神经网络模型。BP神经网络是一种非线性多层前向反馈网络,包括输入层、隐含层和输出层<sup>[18]</sup>。本文构建的BP神经网络模型输入层包含

表 3 单波段和双波段比值水深反演模型

Table 3 Correlation between single-band and different-band ratios and the elevation of the bottom of the reservoir

拟合方法		拟合函数	决定系数 $R^2$
单波段	线性	$y = 0.0335x + 93.387$	0.740
	指数	$y = 96.201e^{0.0003x}$	0.712
	对数	$y = 30.069\ln x - 0.6971$	0.697
	乘幂	$y = 23.018x^{0.2477}$	0.717
	多项式	$y = -6 \times 10^{-5}x^2 + 0.1391x + 47.898$	0.728
双波段比值	线性	$y = 50.486x + 63.921$	0.687
	指数	$y = 75.688e^{0.4132x}$	0.721
	对数	$y = -70.047x^2 + 217.08x - 33.957$	0.697
	乘幂	$y = 113.96x^{0.4912}$	0.669
	多项式	$y = -70.047x^2 + 217.08x - 33.957$	0.657

注:式中  $x$  为波段反射率; $y$  为水深。其中单波段拟合函数中  $x$  为 B2 波段反射率( $\lambda_{B2}$ ),双波段比值拟合函数中  $x$  为 B2 与 B1 波段反射率之比( $\lambda_{B2}/\lambda_{B1}$ )。

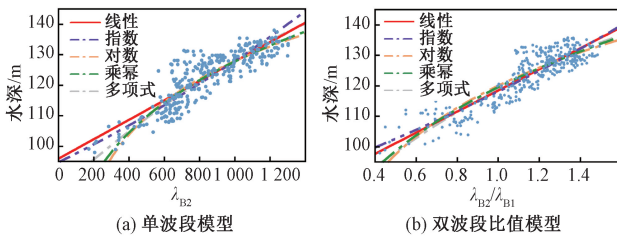


图 4 最佳水深因子回归分析图

Figure 4 Regression analysis of the optimal water depth factor

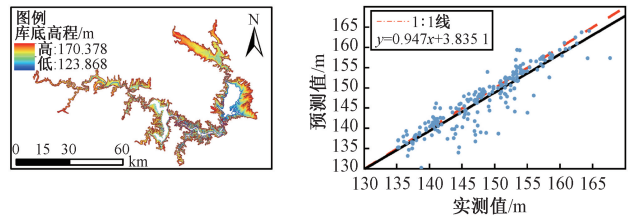
Landsat-7 遥感影像的 6 个波段,隐含层为 4 层,节点数分别为 128, 64, 32 和 16,激活函数选用径向基函数(radial basis function, RBF),输出层用于预测水下地形。模型通过 200 次迭代训练,学习率为 0.1,优化器为 Adam。训练完成后,将模型应用于 Landsat-7 影像,预测后生成丹江口水库深水区水下地形图。

(2)多波段随机森林模型。随机森林是一种集成学习方法,基于 Bagging(bootstrap aggregating)技术,通过融合多个决策树来提高预测精度<sup>[19]</sup>。本文针对丹江口水库深水区构建了由 B1~B6 组成的多波段随机森林模型,通过多次试验确定最优参数设置:分类器数量为 160,叶子节点的最小样本数为 1,最大特征数为 6,决策树的最大深度为 20。这些优化参数显著提升了模型的稳定性和精度。模型训练过程中,随机森林算法通过 Bootstrap 抽样生成多个子集,并在每个子集上训练决策树,最终结合所有树的预测结果生成丹江口水库深水区水下地形图。

### 3 水下地形反演结果及精度评价

#### 3.1 浅水区水下地形反演结果及精度评价

综合考虑数据类型、地形复杂度和应用需求,采用克里金插值法对丹江口水库浅水区不同水位线进行插值,获取水下地形,并绘制实测值与预测值的散点图,如图 5(b)所示。其中部分点位的预测值与实测值误差较大,可能是这些点位存在深潭,而本文以 5 m 间隔的水位线进行插值,导致深潭所在的区域无法准确反演,影响了局部精度。



(a) 浅水区水下地形图

(b) 浅水区水下地形反演散点图

图 5 丹江口水库浅水区水下地形及精度验证

Figure 5 Underwater topography and accuracy validation of the shallow-water area in Danjiangkou Reservoir

对丹江口水库浅水区、汉库和丹库的反演精度进行计算,结果见表 4。浅水区均方根误差  $RMSE = 2.553$  m,平均绝对误差  $MAE = 1.434$  m,平均绝对百分比误差  $MAPE = 1.183\%$ ,决定系数  $R^2 = 0.866$ ,水下地形反演效果较好,其中丹库反演精度高于浅水区整体,而汉库最低。这可能与地形特征有关,丹库地形变化平缓,克里金插值法能够较好地模拟出这种变化趋势,而汉库水域面积随水位波动变化不明显,各水位线交错叠加,无法对水位线叠加区域的水下地形进行准确的插值。

表 4 浅水区精度计算结果

Table 4 Accuracy calculation results for shallow water

区域	$RMSE/m$	$MAE/m$	$MAPE/\%$	$R^2$
丹江口水库	2.553	1.434	1.183	0.866
汉库	3.066	1.739	1.843	0.684
丹库	1.752	1.078	0.724	0.948

#### 3.2 深水区水下地形反演结果及精度评价

##### 3.2.1 深水区水下地形反演结果及整体精度评价

将单波段、双波段比值、BP 神经网络和多波段随机森林模型应用于丹江口水库深水区,反演得到丹江口水库深水区水下地形图和验证集散点图如图 6 所示。

4 种反演模型的精度计算结果见表 5。其中,多波段随机森林模型训练集和验证集拟合效果最好;BP 神经网络模型的反演精度较好,但多波段随机

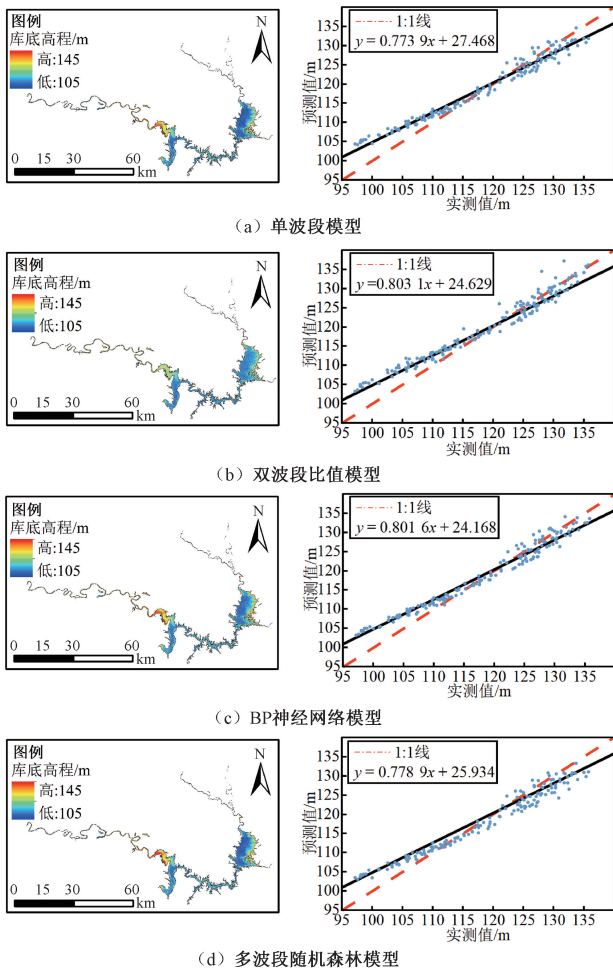


图6 基于4种反演模型的丹江口水库深水区水下地形图和散点图

Figure 6 Underwater topographic map and scatter map of the deep-water area of Danjiangkou Reservoir based on four inversion models

表5 4种反演模型精度计算结果

Table 5 Four inversion model accuracy calculation results

反演模型	样本集	RMSE/ m	MAE/ m	MAPE/ %	R <sup>2</sup>
单波段	训练集	2.191	1.711	1.597	0.928
	验证集	2.222	1.761	1.677	0.925
双波段比值	训练集	2.257	1.766	1.661	0.923
	验证集	2.293	1.794	1.727	0.921
BP神经网络	训练集	1.859	1.483	1.349	0.953
	验证集	1.846	1.496	1.389	0.955
多波段随机森林	训练集	1.785	1.400	1.303	0.959
	验证集	1.760	1.409	1.341	0.961

森林模型和BP神经网络模型训练集的RMSE大于验证集,推测是机器学习方法在进行水下地形反演时出现了一定程度的过拟合。单波段模型的反演精度次之;双波段比值模型反演效果最差。但单波段与水深的相关性低于双波段比值,这是在计算双波段比值时,波段间的噪声可能被放大,增加了双波段

比值数据的不稳定性和误差。

### 3.2.2 不同水深范围模型精度评价

4种模型在不同水深范围的RMSE如图7所示。可以看出,多波段随机森林模型在整体上表现最佳,尤其是在深水区优势明显。然而,4种模型在25m以下水深范围反演效果较差,这可能是深水域由于光强度不足、信号噪声比下降所致。丹江口水库深水区中该部分水深点占比较小,因此认为水深反演结果是可靠的。

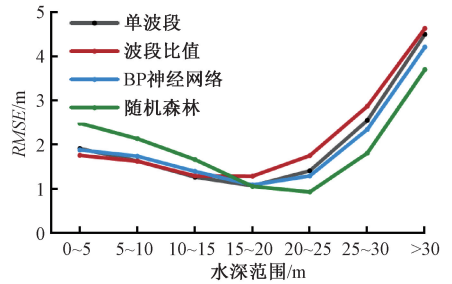


图7 4种反演模型精度随不同水深范围变化图

Figure 7 The accuracy of the four inversion models varies with different water depth ranges

### 3.2.3 不同区域范围模型精度评价

4种反演模型不同区域的RMSE见表6。由表6可知,多波段随机森林模型在丹江口水库深水区 and 汉库部分精度最高,BP神经网络模型在丹库部分精度最高,双波段比值模型在各个区域反演精度最差。汉库的反演精度最低,实测数据中汉库中水深在25m以下的实测点占比较大,且模型在该水深范围反演效果较差,因此造成汉库反演精度较低。

表6 深水区4种反演模型精度计算结果

Table 6 Accuracy calculation results of four inversion models in deep water area

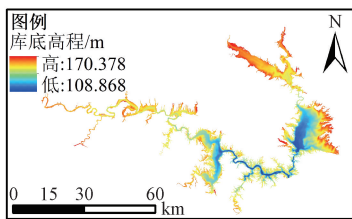
区域	均方根误差 RMSE			
	单波段	双波段 比值	BP神经 网络	多波段随 机森林
丹江口水库	2.222	2.293	2.147	2.047
汉库	2.664	2.706	2.542	2.428
丹库	1.638	2.047	1.599	1.610

全面分析4种反演模型精度表明,机器学习模型优于半理论半经验模型,不同模型针对不同水深和区域具有差异性,单波段模型和BP神经网络模型在(15m 20m]反演效果最好,双波段比值模型在[10m 15m]反演效果最好,多波段随机森林模型在(20m 25m]反演效果最好;多波段随机森林模型适用于丹江口水库深水区 and 汉库,BP神经网络模型适用于丹库。研究表明,机器学习模型在不同水深和水体中表现出一定的不确定性,但整体精度

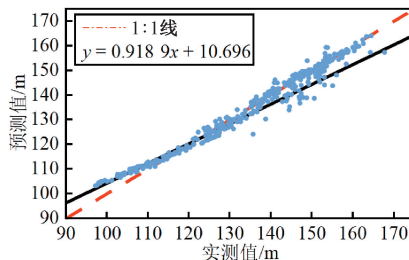
优于传统模型,尤其适用于深水反演<sup>[20]</sup>,与本文研究结果具有一致性。

### 3.3 丹江口水库水下地形

将基于不同水位线插值得到的丹江口水库浅水



(a) 丹江口水库水下地形图



(b) 丹江口水库水下地形反演散点图

图8 合成后的丹江口水库水下地形及精度验证

Figure 8 Underwater topography of the synthesized Danjiangkou Reservoir and accuracy validation

丹江口水库整体  $RMSE$  为 2.287 m,  $MAE$  为 1.711 m,  $MAPE$  为 1.411%,  $r2\_score$  为 0.891, 反演精度较高,可以真实地反映丹江口水库水下地形。丹江口水库中丹江、鹤河、泗河、堵河等支流水下地形高程较高,水深较浅。丹库水下地形总体呈现东高西低的特征,汉库总体呈现西高东低的特征。丹库主要以黄色和橙色为主,颜色变化较为平缓,说明丹库水下地形高程较高且地形较为平坦,丹库库心区域水下地形高程较低,便于进行大规模的蓄水;汉库颜色主要以蓝色和绿色为主,水下地形高程较低,有明显的高低起伏,存在多个支流和弯曲,地形复杂。丹江口水库水下地形高程分布特征表明,丹库和汉库的来水更易汇集于丹库库心和丹江口大坝坝前区域,为南水北调中线工程供水和丹江口水电站发电提供保障。水下地形的高程差异表明水库底部地形复杂,这种地形的不均匀性对水库的水动力学特性以及沉积物的分布都有影响。

## 4 结论

本文基于 Landsat 影像提取了丹江口水库不同水位线,采用克里金插值得到丹江口水库浅水区水下地形;构建了单波段模型、双波段比值模型、BP 神经网络模型和多波段随机森林模型来反演丹江口水库深水区水下地形,拼接得到丹江口水库水下地形。主要结论如下:

(1) 采用克里金插值和水深反演模型相结合的分区反演方法可以对丹江口水库水下地形进行较好的反演,类似大型水体也可以参考此方法选取合适的水深反演模型进行水下地形反演。

(2) 丹江口水库水下地形复杂,丹库呈现东高西低的特征,地形较为平坦;汉库呈现西高东低的特

区水下地形与基于多波段随机森林模型反演得到的汉库深水区 and 基于 BP 神经网络模型反演得到的丹库深水区水下地形进行拼接后得到丹江口水库水下地形及地形反演散点图,如图 8 所示。

征,地形高低起伏明显且存在多处弯曲和分支。这种地形特征使得丹库更易于蓄水,同时能保障丹江口大坝水力发电功能。

虽然使用机器学习模型可以更好地反演丹江口水库深水区水下地形,但受实测数据量等限制,模型反演精度及深度有待提高,下一步将致力于更深水域的反演研究。

## 参考文献:

- [1] CHENG J, MA Y, ZHANG J Y. Water-depth-zoning inversion based on the relationship between two-band radiance data and the depth-invariant index [J]. *Regional Studies in Marine Science*, 2021, 44: 101790.
- [2] 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.  
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.
- [3] 段正贤, 左秀玲, 余克服, 等. 地貌分带下基于 ICE-Sat-2 与 GF-1 的珊瑚礁水深遥感优化反演方法 [J]. *地理科学*, 2023, 43(9): 1640-1648.  
DUAN Z X, ZUO X L, YU K F, et al. Optimal bathymetry retrieval method for coral reef habitats based on ICE-Sat-2 and GF-1 under geomorphic zoning [J]. *Scientia Geographica Sinica*, 2023, 43(9): 1640-1648.
- [4] 黄梅花, 卢远, 童新华, 等. 基于 Landsat 影像的茅尾海河口地貌演变研究 [J]. *海洋测绘*, 2020, 40(6): 57-60, 65.  
HUANG M H, LU Y, TONG X H, et al. Study on the landform evolution of Maowei Sea Estuary based on landsat image [J]. *Hydrographic Surveying and Charting*, 2020, 40(6): 57-60, 65.

- [5] 周欣, 刘文涛, 郑柯, 等. 高分十四号高光谱影像浅海水深反演应用[J]. 海洋测绘, 2024, 44(2): 56-59, 65.  
ZHOU X, LIU W T, ZHENG K, et al. Application of GF-14 satellite hyperspectral image in shallow sea depth inversion [J]. Hydrographic Surveying and Charting, 2024, 44(2): 56-59, 65.
- [6] 杨晓彤, 焦红波, 李艳雯, 等. 两种浅海水深快速反演方法对比研究[J]. 测绘科学, 2017, 42(11): 177-183.  
YANG X T, JIAO H B, LI Y W, et al. Comparative research of two methods for fast waterdepthretrieval for shallow water[J]. Science of Surveying and Mapping, 2017, 42(11): 177-183.
- [7] 汪万智, 邹欣庆, 李海宇. 南海珊瑚礁光学浅水海域多光谱遥感水深反演[J]. 高校地质学报, 2022, 28(5): 758-767.  
WANG W Z, ZOU X Q, LI H Y. Water depth inversion from multispectral imagery over optically shallow waters of coral reefs in South China Sea[J]. Geological Journal of China Universities, 2022, 28(5): 758-767.
- [8] 史卓琳, 黄昌. 河流水情要素遥感研究进展[J]. 地理科学进展, 2020, 39(4): 670-684.  
SHI Z L, HUANG C. Recent advances in remote sensing of river characteristics [J]. Progress in Geography, 2020, 39(4): 670-684.
- [9] 陆天启, 吴志芳, 任潇洒, 等. 基于 GeoEye-1 和 WorldView-2 遥感数据的浅海水深反演比较研究[J]. 海洋学报, 2022, 44(4): 134-142.  
LU T Q, WU Z F, REN X S, et al. Comparative study on shallow water depth inversion based on GeoEye-1 and WorldView-2 remote sensing data[J]. Haiyang Xuebao, 2022, 44(4): 134-142.
- [10] YANG H, QIAO B J, HUANG S W, et al. Fitting profile water depth to improve the accuracy of lake depth inversion without bathymetric data based on ICESat-2 and Sentinel-2 data [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2023, 119: 103310.
- [11] 胡琪鑫, 程亮, 楚森森, 等. ICESat-2 水深提取方法及其反演应用 [J]. 地球物理学报, 2024, 67(3): 997-1012.  
HU Q X, CHENG L, CHU S S, et al. Water depth extraction of ICESat-2 and application to bathymetric inversion[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2024, 67(3): 997-1012.
- [12] 曹斌, 邱振戈, 朱述龙, 等. BP 神经网络遥感水深反演算法的改进[J]. 测绘通报, 2017(2): 40-44.  
CAO B, QIU Z G, ZHU S L, et al. Improvement of BPANN based algorithm for estimating water depth from satellite imagery[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2017(2): 40-44.
- [13] 曾书玉, 谢涛, 孔瑞瑶. 基于 CatBoost 和 XGBoost 组合模型的水深反演[J]. 海洋测绘, 2023, 43(3): 59-63.  
ZENG S Y, XIE T, KONG R Y. Water depth inversion based on CatBoost-XGBoost combined model [J]. Hydrographic Surveying and Charting, 2023, 43(3): 59-63.
- [14] 李经纬, 杨红, 王春峰, 等. 基于 Landsat 8 卫星的江苏北部近岸海域水深遥感反演研究[J]. 海洋湖沼通报, 2022, 44(6): 23-32.  
LI J W, YANG H, WANG C F, et al. Using remote sensing to compute water depth in coastal water of North Jiangsu based on Landsat 8 satellite [J]. Transactions of Oceanology and Limnology, 2022, 44(6): 23-32.
- [15] 黄茂苗, 魏永亮, 唐泽艳, 等. 基于梯度提升决策树模型的 Sentinel-1 图像浅海水深反演[J]. 海洋科学, 2024, 48(4): 1-17.  
HUANG M M, WEI Y L, TANG Z Y, et al. Retrieval of shallow water depths from Sentinel-1 images based on a gradient boosting decision tree model [J]. Marine Sciences, 2024, 48(4): 1-17.
- [16] 蓝歆玫, 李佳, 叶杨, 等. 结合贝叶斯特征选择的近海水深反演方法研究[J]. 海洋通报, 2024, 43(4): 463-470.  
LAN X M, LI J, YE Y, et al. Research on offshore water depth inversion method combined with Bayesian feature selection [J]. Marine Science Bulletin, 2024, 43(4): 463-470.
- [17] 徐涵秋. 利用改进的归一化差异水体指数(MNDWI)提取水体信息的研究[J]. 遥感学报, 2005, 9(5): 589-595.  
XU H Q. A study on information extraction of water body with the modified normalized difference water index (MNDWI) [J]. Journal of Remote Sensing, 2005, 9(5): 589-595.
- [18] CEYHUN Ö, YALÇIN A. Remote sensing of water depths in shallow waters *via* artificial neural networks[J]. Estuarine, Coastal and Shelf Science, 2010, 89(1): 89-96.
- [19] BREIAMN L. Random Forest [J]. Machine Learning, 2001, 45: 5-32.
- [20] 刘瑾璐, 孙德勇, 孔得雨, 等. 机器学习视角下的多光谱卫星浅海水深反演研究[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(10): 1028007.  
LIU J L, SUN D Y, KONG D Y, et al. Shallow water depth inverted using multispectral satellite based on machine learning [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(10): 1028007.

## Zonal Inversion of Underwater Topography of Large Water Bodies Based on Landsat Images

DOU Ming<sup>1,2</sup>, SHI Yuxian<sup>1</sup>, QU Lingbo<sup>2</sup>, WANG Jihua<sup>3</sup>, XING Aoqi<sup>2</sup>

(1. School of Water Conservancy and Transportation, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2. School of Ecology and Environment, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 3. Henan Provincial Natural Resources Monitoring and Land Improvement Institute, Zhengzhou 450016, China)

**Abstract:** To address the difficulty of obtaining underwater topography data for large water bodies with insufficient data, Danjiangkou Reservoir was selected as the study area, and a retrieval method based on Landsat remote sensing imagery and water depth zoning was proposed. The underwater topography of the shallow and deep water areas of the reservoir was reconstructed using the waterline kriging interpolation method and four water depth inversion models (single-band, dual-band ratio, BP neural network, and multi-band random forest), and the inversion accuracy was evaluated. The results showed that the underwater topography inversion in the shallow water area performed well (Root Mean Square Error,  $RMSE = 2.553$  m). In the deep water area, the multi-band random forest model performed best in the Han Reservoir area ( $RMSE = 2.428$  m), while the BP neural network model performed best in the Dan Reservoir area ( $RMSE = 1.599$  m). The accuracy of different inversion models varied across different depths and regions, with the multi-band random forest model demonstrating advantages in deep-water topography inversion.

**Keywords:** underwater topography inversion; Landsat remote sensing imagery; BP neural network model; multi-band random forest model; Danjiangkou Reservoir

(上接第 127 页)

## Concrete Dam Deformation Prediction Model Based on TSNE-NGO-RF Algorithm

ZHENG Dongjian<sup>1</sup>, ZHAO Yu<sup>1</sup>, RAN Cheng<sup>1</sup>, LIN Yinghao<sup>1</sup>, CHEN Linze<sup>2</sup>

(1. School of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China; 2. Institute Hohai-Lille, Hohai University, Nanjing 210098, China)

**Abstract:** Reasonable data analysis and accurate prediction of deformation monitoring data for concrete dams are key means to ensure the safe and long-term operation of dams. In response to the periodic and nonlinear characteristics of environmental variables that could affect dam deformation, as well as the shortcomings of traditional random forest model parameter optimization methods such as poor applicability and low computational efficiency, a new type of dam deformation prediction model was proposed. The model uses t-distributed random neighborhood embedding to reduce the dimensionality of eigenvalues and improve the classification performance of the model. The traditional random forest model was improved using the northern eagle optimization algorithm, which enhanced the efficiency of selecting optimal parameters for the random forest model. The parameters of the random forest model could be determined using the northern eagle optimization algorithm in the 80th iteration, and the fitness function was 0.249 3, which achieves better results compared to the Sparrow Search Algorithm and Particle Swarm Optimization Algorithm. The analysis of the 18<sup>th</sup> and 26<sup>th</sup> sections of a concrete dam showed that the fusion model proposed in this study had average absolute errors of 0.501 93 and 0.173 02 mm, mean square errors of 0.359 71 and 0.043 87 mm<sup>2</sup>, average absolute percentage errors of 0.819 59% and 0.113 62%, and determination coefficients of 0.914 56 and 0.892 74, respectively. Compared with other models, this model performed better in prediction accuracy and model stability, opening up new possibilities for accurate prediction of concrete dam deformation.

**Keywords:** concrete dam; deformation prediction; dimensionality reduction; northern eagle optimization algorithm; random forest algorithm