

基于 GOCI-I 影像的黄河口周边海域悬浮物浓度反演模型构建

毛 露¹, 江 娜², 王 娟³, 刘善伟¹, 崔建勇¹, 许明明¹

(1 中国石油大学(华东)测绘系 青岛 266580;

2 山东省国土测绘院 济南 250102;

3 自然资源部北海生态中心 青岛 266033)

摘要: 为实现黄河口周边海域悬浮物浓度的高精度遥感反演, 本文利用 GOCI-I 影像数据构建了基于 WOA-BP 算法的春、夏、秋三个季节模型和一个跨季节模型, 并与 Catboost、RF、KNN、BP 等多种模型进行比较。结果表明, 在各个季节模型中, WOA-BP 算法在训练集和测试集上均表现最佳, 相应季节测试集的平均相对误差依次为 24.18%、25.97%、29.42%, 而利用跨季节测试集对三个模型进行测试, 其精度非常差, 说明季节模型不能跨季节应用; 在跨季节模型中, WOA-BP 算法的精度也是最高的, 总体平均相对误差为 26.96%, 利用三个季节测试集进行测试的平均相对误差依次为 25.80%、21.90%、37.17%, 除夏季的精度有所提升外, 另外两个季节的精度都低于相应的季节模型, 其中秋季的精度降低最大。因此, 对于春夏两季可以使用跨季节模型, 而对于秋季则建议使用相应的季节模型。

关键词: 悬浮物浓度反演; GOCI-I 卫星数据; 季节性分析; WOA-BP 模型

中图分类号: X834; P714 文献标志码: A 文章编号: 2095-1000(2024)06-0121-10

DOI: 10.12347/j.ycyk.20240225001

引用格式: 毛露, 江娜, 王娟, 等. 基于 GOCI-I 影像的黄河口周边海域悬浮物浓度反演模型构建[J]. 遥测遥控, 2024, 45(6): 121-130.

Construction of a Suspended Sediment Concentration Inversion Model in The Yellow River Estuary Surrounding Waters Based on GOCI-I Images

MAO Lu¹, JIANG Na², WANG Juan³, LIU Shanwei¹, CUI Jianyong¹, XU Mingming¹

(1. Dept. Surveying and Mapping, China University of Petroleum (East China), Qingdao 266580, China;

2. Land Surveying and Mapping Institute of Shandong Province, Jinan 250102, China;

3. North China Sea Environmental Monitoring Center, State Oceanic Administration, Qingdao 266033, China)

Abstract: In order to achieve high-precision remote sensing inversion of suspended particulate matter concentration in the seas surrounding the Yellow River Estuary, this paper constructs seasonal models for spring, summer, and autumn, as well as a cross-seasonal model, utilizing GOCI-I image data and based on the WOA-BP algorithm. These models are compared with multiple algorithms such as Catboost, RF, KNN, BP and so on. The results reveal that within each seasonal model, the WOA-BP algorithm exhibits superior performance on both the training and testing sets, with the average relative errors for the respective seasonal testing sets being 24.18%, 25.97%, and 29.42%. When the cross-seasonal testing set is employed to evaluate the three models, and their accuracy is found to be significantly lacking, which indicates that seasonal models are not applicable across different seasons. In the cross-seasonal model, the WOA-BP algorithm again demonstrates the highest accuracy, with an overall average relative error of 26.96%. The average relative errors when testing with the three seasonal testing sets are 25.80%, 21.90%, and 37.17%, respectively. While the accuracy for summer is improved, the accuracy for the other two seasons falls below that of the corresponding seasonal models, with autumn experiencing the greatest decline in precision. Therefore, it is suggested that the cross-seasonal model be employed for spring and summer, whereas the appropriate seasonal models are recommended for autumn.

基金项目: 国家自然科学基金(U1906217, 62071491); 中央高校基本科研专项资金(22CX01004A-4, 22CX01004A-5)

通信作者: 江娜(jiangna@shandong.cn)

收稿日期: 2024-02-25; 修回日期: 2024-10-08

Keywords: Suspended sediment concentration inversion; GOCI-I satellite data; Seasonal analysis; WOA-BP model

Citation: MAO Lu, JIANG Na, WANG Juan, et al. Construction of a Suspended Sediment Concentration Inversion Model in The Yellow River Estuary Surrounding Waters Based on GOCI-I Images[J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2024, 45(6): 121-130.

0 引言

悬浮物(Total Suspended Matter, TSM)浓度是近岸海域水质监测的关键参数,直接影响水体透明度和浑浊度,从而对海洋初级生产力产生影响^[1,2]。通过准确反演悬浮物浓度,可以全面了解水体的光学性质^[3]。在黄河口周边海域,水体的悬浮物浓度直接映射输沙量和泥沙悬浮情况,为水体质量状况提供了直观的评估指标,有助于水土保持和灌溉方面的水资源规划和管理,为海洋生态系统研究提供了重要的数据支撑。

传统的悬浮物浓度遥感反演方法可划分为经验法、半分析法和分析法。然而,经验法的适应性通常较差,而半分析法和分析法的模型相对较为复杂^[4],限制了它们的广泛应用^[5]。近年来,随着遥感技术和数据处理手段的创新,机器学习被应用于悬浮物浓度的反演领域。传统的机器学习模型,包括 Catboost^[6]、RF^[7]、XGboost^[8]、神经网络^[9]等被广泛应用于悬浮物浓度反演中,但是一些机器学习模型也面临着与过拟合和非线性相关的挑战,影响了它们的泛化能力^[10]。BP(反向传播)神经网络作为解决回归问题的代表性算法,在水质参数反演中广泛使用。吕恒等在太湖水体利用 TM 数据,使用 BP 神经网络反演了太湖水体的悬浮物浓度^[11]; WU 等人基于 BP 神经网络反演了湖泊水体中的悬浮物、CODMn、溶解氧、总磷、总氮等参数^[12]。但是在噪声和复杂映射等情况下,会导致模型收敛到局部最优解或出现过拟合现象^[13],其泛化应用受到影响。

为改善 BP 神经网络的局限性,各种神经网络参数优化算法在水质参数反演中被广泛采用。如 Guo 等先使用偏最小二乘算法筛选波段输入特征,利用粒子群优化算法对 BP 神经网络模型的权值和阈值进行优化,提高悬浮物浓度反演算法的能力^[14]。Chen 等使用 GA-BP 神经网络模型的相关性系数比传统的 BP 神经网络模型提高了 28.17%,对 Landsat 8 OLI 影像精确地实现叶绿素 a 浓度反演^[15]。但上述方法存在寻优速度慢、精度较差的缺点。此外,在优化性能的神经网络中也会用到灰狼优化算

法(GWO)^[16]、蚁群优化算法(ACO)^[17]等,改善神经网络的收敛速度、准确性和泛化能力。鲸鱼优化算法(WOA)以模拟座头鲸独特的捕猎行为而闻名,是一种突出的元启发式算法。相较于 GWO 和 ACO 等算法,WOA^[18]具备独特的全局搜索特性,能够在解决复杂问题时取得卓越的全局最优解。

综上,针对 BP 神经网络泛化能力不足的问题,本文将 WOA 算法引入基于 BP 的悬浮物浓度遥感反演模型,构建基于 WOA-BP 算法的黄河口周边海域悬浮物浓度遥感反演模型,并与 RF、XGboost、KNN、BP 等算法进行了对比。

1 研究区与数据

1.1 研究区概况

黄河,被誉为世界上泥沙含量最高的河流,每年都向大海输送着巨量的悬浮泥沙以及丰富的营养盐等重要物质。这些物质的输入不仅影响着海洋的生态平衡,而且对于维持海洋生物多样性具有重要作用。特别是在黄河下游,由于流速的显著减缓,大量携带的泥沙及物质在入海口区域沉积,形成了独特的河口生态系统^[19]。为了深入研究这一现象,本文选择了黄河口及其周边区域作为研究对象(37°N~39°N, 117°E~120°E),如图 1 所示,不仅包括黄河口近岸地带,还涵盖了莱州湾、渤海湾等关键区域。这些地区由于黄河泥沙及营养盐的持续输入,形成了丰富的海洋生态环境,为研究黄河对海洋生态影响提供了理想的自然实验室。通过对这些区域的深入研究,可以更好地理解黄河泥沙和营养盐对周边海域生态系统的影响,进而为相关海洋保护措施的制定提供科学依据。

1.2 数据采集

① GOCI-I 卫星影像

地球静止海洋水色成像仪(GOCI)是世界上第一颗地球静止轨道海洋水色观测卫星。GOCI-I 于 2010 年 6 月启动,以 500 m 的空间分辨率对东北亚的海洋环境进行近实时监测,在白天每小时获得的数据^[20]能够满足对大范围内悬浮物变化进行快速监测的需求。在过去的研究中,GOCI 已被广泛应用于海水表层悬浮物浓度的研究,强调了其在理

解沿岸海域悬浮物动态变化中的关键作用^[21]。GOCI-I有6个可见光波段,波段中心分别为412 nm、443 nm、490 nm、555 nm、660 nm和680 nm,以及两个近红外波段,波段中心分别为745 nm和865 nm,如表1所示。

表1 GOCI卫星波段参数

Table 1 GOCI satellite band parameter information

波段	波长/nm	波宽/nm	应用领域
B1	412	20	黄色物质、浊度
B2	443	20	叶绿素最大吸收
B3	488	20	叶绿素及其他色素
B4	555	20	浊度、悬浮泥沙
B5	660	20	荧光信号、悬浮泥沙
B6	680	10	大气校正、荧光信号
B7	745	20	大气校正、荧光基线
B8	865	40	气溶胶光学厚度

② 水体实测数据

收集了相关业务单位2012到2020年的悬浮物浓度实测数据,数据分布于3~11月。查找与测量时间对应的晴天GOCI-I影像25景,对影像进行辐射定标、大气校正等处理。通过将影像与实测数据匹配,读取所有波段以实测数据点为中心的3×3像素框的平均反射率值^[22]。针对所有实测数据点的平均反射率值以及悬浮物浓度值,采用箱线图 and 正态分布原则对异常值进行剔除,得到136个同时具有反射率值与悬浮物浓度的样本数据,其空间分布如图1所示。

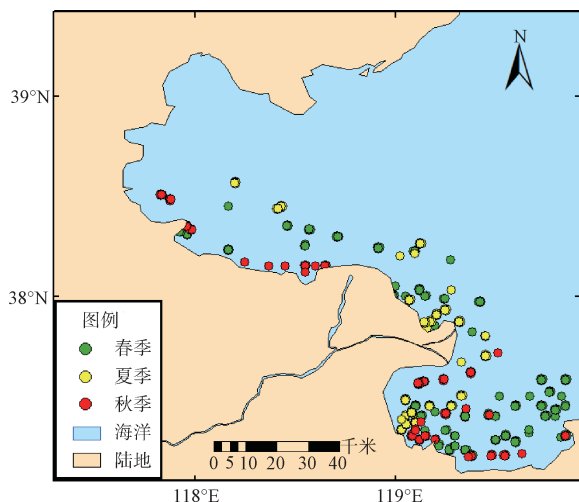
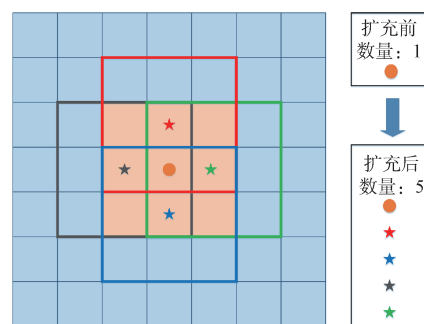


图1 黄河口周边海域2012-2020年实测点位分布图

Fig.1 Distribution map of actual measurement points in the Yellow River Estuary from 2012 to 2020

③ 样本扩充

由于实测数据样本量较少,可能导致模型出现过拟合现象,影响悬浮物反演精度^[9,23]。虽然水体具有区域性特征,但是在数公里的小范围内,水体仍保持较高的一致性。鉴于此,本文以实测数据所在像素的上、下、左、右等四个相邻像素分别作为中心像素,分别计算以这四个像素为中心的3×3区域的反射率平均值,作为扩充点的反射率值,如图2所示。在样本扩充后,继续采用箱线图和正态分布原则对异常值进行剔除,共得到有效样本数据425个,其中春季(3~5月)样本223个、夏季(6~8月)样本104个、秋季(9~11月)样本98个。



● 原始3×3像素框中心点 ★ 扩充后3×3像素框中心点

图2 样本扩充示意图

Fig.2 Schematic diagram of sample expansion

2 方法

如图3所示为WOA-BP模型流程图。在模型训练的初始阶段,WOA通过模拟鲸鱼的社会行为,全局搜索潜在的参数空间,有效避免陷入局部最优^[18]。随后,BP神经网络在反向传播过程中根据训练数据不断调整权重和偏置,从而优化模型以适应特定的悬浮物浓度预测任务。通过在训练中结合WOA的全局搜索和BP神经网络的学习能力^[24],WOA-BP模型能够更全面地捕获复杂水体环境中的悬浮物浓度变化,增强了模型的适应性和泛化能力。

2.1 BP神经网络

BP神经网络是一种广泛用于模式识别和回归分析的神经网络模型。在悬浮物浓度反演任务中,BP神经网络通过训练数据学习并调整权重和偏置,以建立输入数据与悬浮物浓度之间的映射关系。BP神经网络也包括输入层、隐藏层和输出层。在

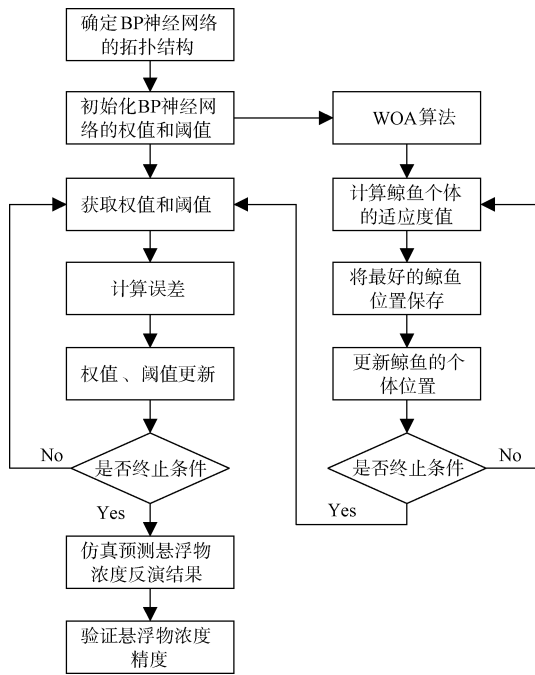


图3 WOA-BP模型流程图

Fig.3 Model flow chart of WOA-BP

初始阶段, 通过前向传播, 神经网络根据输入数据逐层计算输出。然后, 通过与真实值比较的误差, 利用反向传播算法调整网络参数, 以最小化误差。这个过程通过多次迭代进行, 直至网络达到收敛状态, 即学习到了悬浮物浓度的映射规律。这个过程中, BP神经网络的隐藏层和输出层之间的权重和偏置通过梯度下降等优化算法进行调整。这使得神经网络能够从训练数据中学到特定的特征, 以更准确地进行悬浮物浓度的反演预测。

本文中的BP神经网络配置如下: 输入神经元数量为8, 输出层神经元数量为1。网络包含3个隐藏层, 每个隐藏层中神经元的数量为5。学习率设置为0.01, 迭代最大次数设定为1000次, 目标误差为 10^{-6} 。

2.2 鲸鱼优化算法(WOA)

鲸鱼优化算法是一种启发式智能优化算法, 其主要搜索方式包括包围猎物、泡泡网攻击捕食以及随机搜索, 以寻找最优解^[25]。具体过程如下: 首先, 构建目标函数并确定搜索范围, 通过改进的正弦混沌映射初始化种群; 其次, 计算种群中各搜索代理的目标函数值, 从而获得最优解; 然后, 运用自适应加权策略对圆形收缩机制和螺旋上升机制进行位置更新, 并检查是否有搜索代理超出其搜索范围; 最后, 通过随机差分变异更新

种群位置, 循环执行前两步, 直至达到最大迭代次数, 获得最优的综合评价结果和最优的求解位置。

假设鲸鱼种群的大小为 M , 搜索空间为 d 维, 第 i 只鲸鱼在 d 维空间中的位置表示为 $X_i=(X_i^1, X_i^2, \dots, X_i^d), i=1, 2, \dots, N$, 猎物的位置代表问题的最优解^[25]。WOA算法假设当前的最佳候选解决方案是目标猎物或接近最优解决方案。群体中的其他鲸鱼个体代表着不同的个体, 其位置反映了一种解决方案, 并沿着当前最佳个体的方向移动。这些个体不时地更新其位置, 遵循下述等式^[26]。

$$\vec{D} = |\vec{C}\vec{X}^*(t) - \vec{X}(t)| \quad (1)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (2)$$

其中, t 表示迭代次数, A 和 C 为系数向量, 计算公式如式(3)和式(4), X^* 为当前最优解的位置, X 为当前解的位置向量, 每次迭代后, 当出现第1个解时, 需要更新当前解的位置向量。

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r} - \vec{a} \quad (3)$$

$$\vec{C} = 2 \cdot \vec{r} \quad (4)$$

其中, r 为介于 $[0, 1]$ 之间的随机向量, a 在迭代过程中从2到0线性递减。WOA算法采用气泡网攻击捕食者的收缩包围机制, 通过逐步减小式(3)中 a 的值, 将当前位置逐渐靠近最优解, 从而获得最佳结果。螺旋更新位置包括计算鲸鱼位置 (X, Y) 和猎物位置 (X^*, Y^*) 之间的距离, 然后按照上升螺旋的方式移动找到新的最优解(如图4所示)^[18], 如下式所示:

$$\vec{X}(t+1) = \vec{D}^l \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t) \quad (5)$$

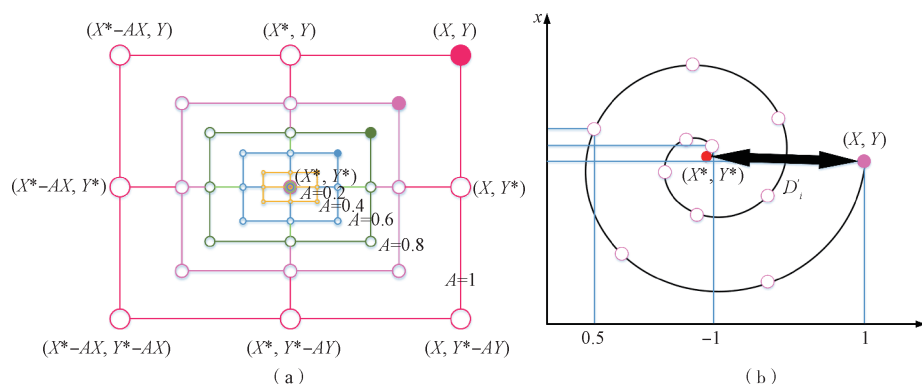
$$\vec{D}^l = |\vec{X}^*(t) - \vec{X}(t)| \quad (6)$$

式(6)表示第 i 条鲸鱼与最优解之间的距离, b 是用于定义螺旋形状的常数, l 是介于 $[-1, 1]$ 之间的随机数。除了气泡网攻击外, WOA算法对猎物进行随机搜索以发现潜在的猎物。当参数 a 大于1或小于-1时, 导致搜索代理远离原始参考位置, 从而触发全局搜索机制, 如下式所示:

$$\vec{D} = |\vec{C}\vec{X}_{\text{rand}} - \vec{X}| \quad (7)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_{\text{rand}} - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (8)$$

其中, X_{rand} 是从当前总体中选择的随机向量位置。当 $|A| < 1$ 时, 算法执行局部最优解搜索, 当使用包围猎物和气泡网攻击猎物的概率为0.5时, $|A| \geq 1$ 时, 算法切换为全局最优解搜索^[24]。

图4 WOA中实现的气泡搜索机制(X^* 为最佳解)Fig.4 Bubble search mechanism implemented in WOA (X^* is the best solution)

3 实验结果与分析

黄河口周边海域的水体参数具有区域性和季节性特点,本文首先基于WOA-BP模型分别利用春、夏、秋三个季节的样本构建季节性悬浮物浓度反演模型,以评价不同季节模型的跨季节适用性;然后利用全部样本构建跨季节悬浮物浓度反演模型,深入评估该模型对各个季节的适用性。在模型构建过程中,选取了Catboost、RF、KNN、BP等多种模型进行对比。

遵循空间、时间均匀分布原则,将三个季节的数据样本按8:2分别划分为训练集和测试集。使用平均相对误差(MRE)和决定系数(R^2)两个主要评价指标进行精度评价,计算公式如下:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - y)^2}{\sum (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (9)$$

$$MRE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y - y_i|}{y_i} \quad (10)$$

式中, y_i 和 y 分别为悬浮物浓度的实测值和反演值, \bar{y}_i 是实测值的平均值, n 为样本数量。决定系数 R 介于 0 到 1 之间,数值越接近 1,表示模型的反演精度越高; MRE 值越接近零,表示模型的反演精度越高。为了确保实验结果的可靠性,避免偶然性的影响,将每种模型运行 5 次,分别计算平均相对误差和决定系数的平均值,作为模型性能的评估指标。

3.1 季节性模型

利用春、夏、秋三个季节的训练集分别构建悬浮物浓度反演模型,并使用测试集进行测试,模型构建所使用的算法包括 WOA-BP、Catboost、RF、KNN、BP 等 5 种,不同模型的精度评价结果

如表 2。

表2 春、夏和秋季下不同模型下的结果

Table 2 Results under different models in spring, summer and autumn

季节	模型	训练集 R^2	训练集 MRE	测试集 MRE
春	Catboost	0.690	26.76%	30.50%
	RF	0.640	27.57%	32.58%
	KNN	0.522	24.56%	27.72%
	BP	0.608	25.86%	26.16%
	WOA-BP	0.722	23.40%	24.18%
夏	Catboost	0.650	33.67%	36.31%
	RF	0.607	25.65%	32.76%
	KNN	0.588	26.26%	27.61%
	BP	0.635	24.30%	27.83%
	WOA-BP	0.854	17.44%	25.97%
秋	Catboost	0.784	34.02%	34.02%
	RF	0.777	29.15%	33.18%
	KNN	0.740	37.05%	33.80%
	BP	0.756	28.99%	35.98%
WOA-BP	0.829	22.79%	29.42%	

春季 WOA-BP 模型的训练集 R^2 为 0.722,而次优的 Catboost 模型为 0.690;同时,训练集 MRE 值为 23.40%,为最低值;测试集 MRE 值为 24.18%,较其它模型降低了 2 个及以上百分点。

夏季 WOA-BP 模型的训练集 R^2 达到 0.854,明显优于次优 Catboost 模型的 0.650;训练集 MRE 值为 17.44%,而次优 BP 模型的 MRE 值为 24.30%;测试集 MRE 值为 25.97%,也优于其它模型。

秋季 WOA-BP 模型的训练集 R^2 为 0.829,相关性最高;训练集 MRE 值和测试集 MRE 值均是最低的,较次优的相关模型降低了近 6 个百分点。

除 WOA-BP 模型外,其他模型表现如下:春

季模型中, BP 模型的测试集 MRE 值是最小的, 然而其训练集的 MRE 值却高于 KNN 模型且 R^2 低于 Catboost 和 RF 模型; 夏季模型中, KNN 模型的测试集 MRE 值是最小的, 然而其训练集的 MRE 值却高于 BP 模型且 R^2 低于其它三个模型; 秋季模型中, RF 模型的测试集 MRE 值是最小的, 然而其训练集的 MRE 值却高于 BP 模型且 R^2 低于 Catboost 模型。

综上所述, WOA-BP 在三个季节的悬浮物浓度反演中, 其训练集的模型拟合程度和平均相对误差均是最优的, 同时在测试集上也取得了一致的效果, 说明 WOA-BP 模型具备较好的泛化性和稳定性, 而其它模型的精度表现不一, 稳定性较差。

3.2 跨季节模型

将春、夏、秋季的训练集合并, 分别使用 WOA-BP、Catboost、RF、KNN、BP 等多种算法构建跨季节的悬浮物浓度反演模型, 并分别利用三个季节的测试集进行测试, 不同模型的精度评价结果如表 3。

表 3 合并训练集后对春、夏和秋季的测试结果

Table 3 Test results for spring, summer and fall after combining training sets

模型	训练集 R^2	训练集 MRE	季节	测试集 MRE	测试集总体 MRE
Catboost	0.773	33.88%	春	40.35%	35.29%
			夏	32.10%	
			秋	32.03%	
RF	0.783	28.73%	春	35.03%	30.70%
			夏	26.43%	
			秋	27.86%	
KNN	0.706	28.90%	春	29.67%	29.60%
			夏	24.26%	
			秋	37.60%	
BP	0.747	28.73%	春	28.57%	30.91%
			夏	27.59%	
			秋	38.03%	
WOA-BP	0.737	26.88%	春	25.80%	26.96%
			夏	21.90%	
			秋	37.17%	

WOA-BP 模型的训练集 R^2 为 0.737, 略低于 Catboost 模型的 0.773、RF 模型的 0.783 以及 BP 模型的 0.747, 仅高于 KNN 模型的 0.706; 其训练集 MRE 值为 26.88%, 测试集总体 MRE 值为 26.96%,

均是所有模型中最低的。

综上, 基于 WOA-BP 算法的跨季节悬浮物浓度反演模型整体上具有优越性。

3.3 讨论

① 季节性模型的跨季节应用问题

本文基于 WOA-BP 算法构建的三个季节性悬浮物浓度反演模型均取得了较好的精度, 为了探讨上述模型的跨季节应用能力, 本文利用非对应季节的测试集对三个季节模型分别进行测试, 测试结果如表 4 所示。春季模型中, 夏秋两季测试集的 MRE 值分别为 91.78% 和 57.75%, 都较春季测试集的 MRE 值差别很大, 但夏季比秋季的反演精度表现得更差; 夏季模型中, 春秋两季测试集的 MRE 值分别达到 82.43% 和 87.88%, 两者几乎持平; 秋季模型中, 春夏两季测试集的 MRE 值分别为 59.64% 和 80.23%, 虽然精度都不高, 但春季明显优于夏季。上述结果表明, 本文基于 WOA-BP 算法构建的季节性悬浮物反演模型仅适用于相应季节的数据, 并不具备跨季节的适用性和泛化性。另外, 春秋两季的季节模型在跨季节应用时, 其夏季测试集精度明显低于春季或秋季, 而春秋两季的 MRE 值则分别为 59.64% 和 57.75%, 两者较为一致, 从侧面也说明春季和秋季的水体相似性更高。

表 4 WOA-BP 构建的季节性模型跨季节测试结果

Table 4 Cross-seasonal test results of the seasonal model constructed by WOA-BP

季节	训练集 R^2	训练集 MRE	测试集 MRE		
			春	夏	秋
春	0.722	23.40%	24.18%	91.78%	57.75%
夏	0.854	17.44%	82.43%	25.97%	87.88%
秋	0.829	22.79%	59.64%	80.23%	29.42%

② 跨季节模型的季节适用性问题

如表 3 所示, 本文还利用春夏秋三个季节的测试集分别对构建的跨季节模型进行了测试, 从测试结果看, WOA-BP 模型在春季和夏季测试集的 MRE 值分别为 25.80% 和 21.90%, 明显优于其它四个模型, 其精度略低于春季模型的 24.18% 且明显高于夏季模型的 25.97%; 但其秋季测试集的 MRE 值达到 37.17%, 明显高于 Catboost 模型的 32.03% 和 RF 模型的 27.86%, 精度仅排第 3 位, 其中 RF 模型的精度略高于秋季模型的 29.42%。

因此, 基于 WOA-BP 算法的悬浮物浓度反演跨季节模型虽然整体精度优于其它四个模型, 但其在秋季的反演精度较差, 更适用于春夏两个季节。

4 模型应用

针对黄河口周边海域, 本文利用基于 WOA-BP 算法构建的悬浮物浓度反演季节模型进行悬浮物浓度反演工作。以 2015 年 3~11 月为例, 每月挑选 1 景天气晴朗时的 GOCI-I 卫星影像数据, 对其进行反演, 分别计算 3~5 月、6~8 月以及 9~11 月的悬浮物浓度反演平均值, 作为春季、夏季和秋季的悬浮物浓度值, 反演结果如图 5 中 (a)、(b)、(c) 所示, 红框为黄河口区域, 悬浮物浓度存在显著

的季节性变化。春季显示了相对适中的悬浮物浓度, 这可能随着春季气温升高, 导致冰雪融化^[27], 季节性的春季降水和雪融导致黄河径流量显著增加^[28], 伴随着风力的增加, 加剧了水动力作用^[29], 使得河床的泥沙重新悬浮至水体上层。夏季在黄河口处悬浮物浓度明显升高, 图 5(b) 中莱州湾的左上角以及渤海湾的右下角出现较高的悬浮物浓度反演值。这是因为夏季是农业灌溉和施肥的高峰期, 增加了农田径流, 导致悬浮物的量增加^[30], 同时高温促进了浮游植物和微生物的生物活动, 增加水体中有机悬浮物的比例^[31]。此外, 夏季洪涝多发, 强降雨可能导致地面径流量增加, 携带更多泥沙进入河口^[32]。至于 2015 年夏季悬浮物输沙量的急剧增加, 其原因可能与水沙调控措施有关。

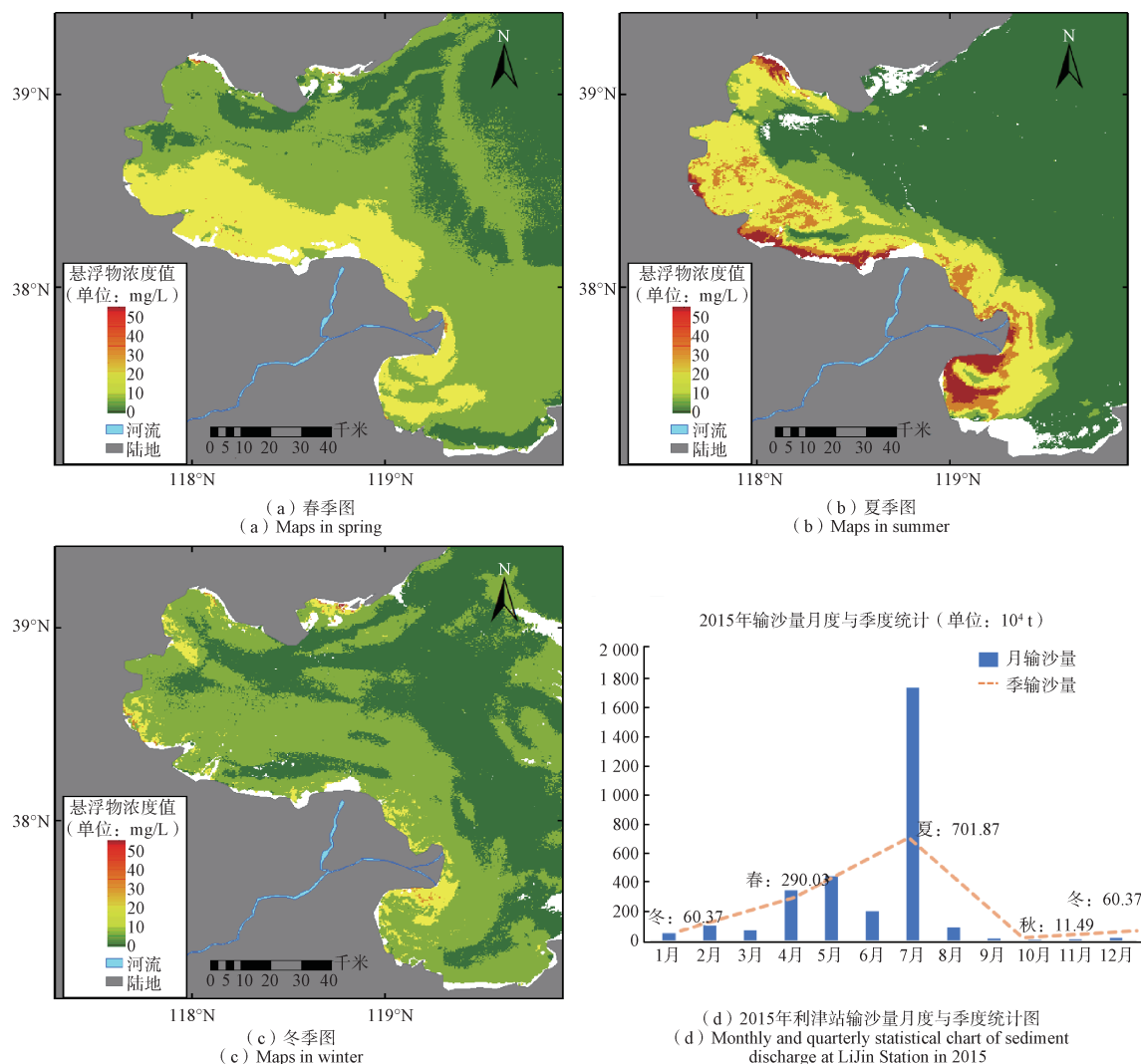


图5 黄河口沿岸海域2015年春季、夏季、冬季悬浮物浓度反演图;2015年利津站输沙量月度与季度统计图

Fig. 5 Inversion maps of suspended matter concentrations in spring, summer and winter of 2015 in the coastal waters of the Yellow River Estuary, respectively; Monthly and quarterly statistical chart of sediment discharge at LiJin Station in 2015

这些调控措施通过改变水流方向和调整沙粒的输送, 对黄河口区域悬浮物浓度产生了影响^[33]。秋季时, 黄河口区域悬浮物浓度整体降低, 这可能是由于随着季节的变化, 水动力条件逐渐减弱, 导致泥沙有更多机会沉积。此外, 秋季降水量减少, 河流带来的泥沙量相对减少, 农业活动也在减少, 导致径流中悬浮物的减少。

总体上看, 黄河口区域的悬浮物浓度的变化趋势是从春季到夏季悬浮物浓度增加, 到秋季明显减少。根据水利部黄河水利委员会(<http://www.yrcc.gov.cn>)的利津站 2015 年输沙量月度与季度数据, 如图 5(d)所示, 春季时期黄河的输沙活动较为平缓, 夏输沙量急剧上升, 与王强等在夏季悬浮泥沙所占百分比增高相吻合^[34], 导致河口区域悬浮物浓度显著增加, 泥沙沉积现象明显, 秋季输沙量也有所减少。上述输沙量数据与本文的悬浮物浓度反演结果的变化趋势是一致的, 因此, 悬浮物浓度反演的结果能够反映河流输沙动态, 对于水土保持和灌溉方面的水资源规划和管理有重要意义。

5 结束语

本文利用 2012~2020 年长时序 GOCI-I 影像数据和实测悬浮物浓度数据, 构建了基于 WOA-BP 算法的黄河口周边海域悬浮物反演的三个季节模型和一个跨季节模型, 较 Catboost、RF、KNN、BP 等算法具有更好的反演精度和鲁棒性。本文构建的春夏秋三个季节模型在相应季节的悬浮物反演精度整体优于跨季节模型, 但是不能跨季节应用; 跨季节模型在春季和夏季的反演精度较高, 与春夏两个季节模型基本持平, 而在秋季则明显较秋季模型差。因此, 在模型应用时应优先使用季节模型, 对于春夏两季也可以用跨季节模型替代。

本文中传统算法 Catboost、RF、KNN 和 BP 在处理非线性问题和大数据集时精度和鲁棒性不足, 与全局和局部优化策略结合的 WOA-BP 相比表现更好。传统算法缺乏季节性适应性设计, 导致在不同季节精度波动大。WOA-BP 在特定季节内表现优异, 但无法跨季节应用, 限制了通用性。跨季节模型的反演精度可能不如专门设计的模型, 需进一步优化。因此, 未来研究方向应包括: ① 探索更先进的算法或改进 WOA-BP 算法, 以增强其对不同季节变化的适应性和精度; ② 研究模

型结构和训练过程中的优化方法, 以减少模型在跨季节应用时的性能下降; ③ 利用更多样化的数据集和复杂的环境变量, 提高模型对复杂海洋环境变化的响应能力。

除此之外, 本文的影像数据为 GOCI-I 数据, 新一代 GOCI-II 数据相较于 GOCI-I 提供了更高的空间分辨率和更广泛的光谱覆盖范围, 从而能够提供更精确和详细的观测信息, 在未来考虑将 WOA-BP 模型运用到 GOCI-II 数据中, 以获取精度更高的悬浮物浓度反演效果。在时序研究方面, 利用 GOCI-II 数据深入探究更细微时间尺度上的悬浮物浓度变化, 以便更准确地理解悬浮物在不同季节和气候条件下的动态变化, 进一步增强对海洋和水体环境变化的认识。

参考文献

- [1] ONDRUSEK M, STENGEL E, KINKADE C S, et al. The development of a new optical total suspended matter algorithm for the Chesapeake Bay[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 119: 243-254.
- [2] 王林, 王祥, 王新新, 等. 基于 Sentinel-3 OLCI 影像的秦皇岛海域悬浮物浓度遥感反演[J]. *中国环境科学*, 2022, 42(8): 3867-3875.
WANG Lin, WANG Xiang, WANG Xinxin, et al. Retrieval of suspended particulate matter concentration from Sentinel-3 OLCI image in the Coastal Waters of Qinhuangdao[J]. *China environmental science*, 2022, 42(8): 3867-3875.
- [3] HOU Y, XING Q, ZHENG X, et al. Monitoring suspended sediment concentration in the Yellow River Estuary and its vicinity waters on the basis of SDGSAT-1 multispectral imager[J]. *Water*, 2023, 15(19): 3522.
- [4] CHU Q, ZHANG Y, MA R, et al. MODIS-based remote estimation of absorption coefficients of an inland turbid lake in China[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(12): 1940.
- [5] BATINA A, KRTALIĆ A. A Review of remote sensing applications for determining lake water quality[Z/OL]. (2023-09-07) [2024-01-17]. DOI: 10.20944/preprints-202309.0489.v1
- [6] 陈点点, 陈芸芝, 冯险峰, 等. 基于超参数优化 CatBoost 算法的河流悬浮物浓度遥感反演[J]. *地球信息科学学报*, 2022, 24(4): 780-791.
CHEN Diandian, CHEN Yunzhi, FENG Xianfeng, et al. Retrieving suspended matter concentration in rivers based

- on hyperparameter optimized catBoost algorithm[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2022, 24(4): 780-791
- [7] 方馨蕊, 温兆飞, 陈吉龙, 等. 随机森林回归模型的悬浮泥沙浓度遥感估算[J]. *遥感学报*, 2021, 23(4): 756-772.
FANG Xinrui, WEN Zhaofei, CHEN Jilong, et al. Remote sensing estimation of suspended sediment concentration based on Random Forest Regression Model[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2019, 23(4): 756-772.
- [8] NIROUMAND-JADIDI M, BOVOLO F. Extreme gradient boosting machine learning for total suspended matter (TSM) retrieval from Sentinel-2 imagery[C/OL]//*Remote Sensing of the Ocean, Sea Ice, Coastal Waters, and Large Water Regions 2022*. SPIE, 2022: 30-37.
- [9] 刘晓东. 基于CNN的黄河口区域悬浮泥沙浓度反演与时空变化分析[D]. 青岛: 中国石油大学(华东), 2023.
- [10] WEN Z, WANG Q, MA Y, et al. Remote estimates of suspended particulate matter in global lakes using machine learning models[J]. *International Soil and Water Conservation Research*, 2024, 12(1): 200-216.
- [11] 吕恒, 李新国, 曹凯. 基于BP神经网络模型的太湖悬浮物浓度遥感定量提取研究[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2006, 31(8): 683-686.
LV Heng, LI Xinguo, CAO Kai. Quantitative retrieval of suspended solid concentration in lake taihu based on BP neural net[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2006, 31(8): 683-686.
- [12] 吴欢欢, 国巧真, 臧金龙, 等. 基于Landsat 8与实测数据的水质参数反演研究[J]. *遥感技术与应用*, 2021, 36(4): 898-907.
WU Huanhuan, GUO Qiaozhen, ZANG Jinlong, et al. Study on water quality parameter inversion based on Landsat 8 and measured data[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2021, 36(4): 898-907.
- [13] W J Q, Q L C, L G L, et al. The problems and its analysis of BP neural network[C]//2010 International Conference on Intelligent System Design and Engineering Application, 2010.
- [14] GUO Q, WU H, JIN H, et al. Remote sensing inversion of suspended matter concentration using a neural network model optimized by the partial least squares and particle swarm optimization algorithms[J]. *Sustainability*, 2022, 14(4): 2221.
- [15] QI C, MUTAO H, RONGHUI W. Genetic algorithm-back propagation (GA-BP) neural network for chlorophyll-a concentration inversion using Landsat 8 OLI data[J]. *E3S Web of Conferences*, 2020, 143: 02002.
- [16] 张晓凤, 王秀英. 灰狼优化算法研究综述[J]. *计算机科学*, 2019, 46(3): 30-38.
ZHANG Xiaofeng, WANG Xiuying. Comprehensive review of grey wolf optimization algorithm[J]. *Computer Science*, 2019, 46(3): 30-38.
- [17] 付晓刚, 张希雨. 基于蚁群算法的含水层参数识别方法[J]. *中国农村水利水电*, 2011(9): 60-62, 65.
FU Xiaogang, ZHANG Xiyu. Identification of aquifer parameters based on the ant algorithm[J]. *China Rural Water and Hydropower*, 2011(9): 60-62, 65.
- [18] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. *Advances in Engineering Software*, 2016, 95: 51-67.
- [19] 褚言皓. 基于GOCI影像的黄河口邻近海域悬沙浓度时空动态及驱动因素研究[D]. 上海: 华东师范大学, 2022.
- [20] CHOI J K, PARK Y J, AHN J H, et al. GOCI, the world's first geostationary ocean color observation satellite, for the monitoring of temporal variability in coastal water turbidity[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2012, 117(C9): C09004. DOI: 10.1029/2012JC-008046.
- [21] 孙思婷, 徐继尚, 李广雪, 等. 基于遥感分析渤海湾冬季表层悬浮体浓度变化规律[J]. *海洋与湖沼*, 2020, 51(2): 258-264.
SUN Siting, XU Jishang, LI Guangxue, et al. 2020. Analysis of suspended sediments concentration in the bohai bay in winter based on remote sensing[J]. *Oceanologia et Limnologia Sinica*, 51(2): 258-26.
- [22] WANG J, TANG J, WANG W, et al. Quantitative retrieval of chlorophyll-a concentrations in the bohai-yellow sea using GOCI surface reflectance products[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(22): 5285.
- [23] 卢世军. II类水体悬浮物遥感研究进展[J]. *现代计算机(专业版)*, 2016(32): 34-39.
LU Shijun. Research progress on the retrieval of suspended sediment from II water[J]. *Modern Computer*, 2016(32): 34-39.
- [24] HANG Y, GUO J. Research on scientific data mining algorithms based on WOA-BP neural networks[C]//2023 3rd International Conference on Consumer Electronics and Computer Engineering (ICCECE), 2023.
- [25] CHEN X, CHENG L, LIU C, et al. A WOA-based opti-

- mization approach for task scheduling in cloud computing systems[J]. IEEE Systems Journal, 2020, 14(3): 3117-3128.
- [26] KAVEH A, RASTEGAR MOGHADDAM M. A hybrid WOA-CBO algorithm for construction site layout planning problem[J]. Scientia Iranica, 2018, 25(3): 1094-1104.
- [27] TAO S, EGLINTON T I, ZHANG L, et al. Temporal variability in composition and fluxes of Yellow River particulate organic matter[J]. Limnology and Oceanography, 2018, 63(S1): S119-S141.
- [28] PAN B, HAN X, CHEN Y, et al. Determination of key parameters in water quality monitoring of the most sediment-laden Yellow River based on water quality index[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2022, 164: 249-259.
- [29] WANG S, WANG X. Changes in water and sediment processes in the Yellow River and their responses to ecological protection during the last six decades[J]. Water, 2023, 15(12): 2285.
- [30] 赵丽娜, 王艳楠, 金琦, 等. 基于 GOCI 影像的湖泊悬浮物浓度分类反演[J]. 生态学报, 2015, 35(16): 5528-5536.
- ZHAO Lina, WANG Yannan, JIN Qi, et al. Method for estimating the concentration of total suspended matter in lakes based on goci images using a classification system [J]. Acta Ecologica Sinica, 2015, 35(16): 5528-5536.
- [31] 李慧真, 王雨辰, 段高雨, 等. 基于 GEE 的黄河口表层悬浮泥沙浓度时空分布及其影响因素分析[J]. 海洋学报, 2023, 45(8): 178-190.
- LI Huizhen, WANG Yuchen, DUAN Gaoyu, et al. Analysis of the temporal and spatial distribution of suspended sediment concentration and its influencing factors in the Huanghe River Estuary based on GEE[J]. Haiyang Xuebao, 2023, 45(8): 178-190.
- [32] 褚言皓, 吴文娟, 李鹏, 等. 黄河口悬浮泥沙时空动态及其驱动机制[J]. 海洋学报, 2022, 44(6): 150-163.
- CHU Yanhao, WU Wenjuan, LI Peng, et al. Temporal and spatial dynamics of suspended sediment and its driving mechanism in the yellow river estuary[J]. Haiyang Xuebao, 2022, 44(6): 150-163.
- [33] 吴晓, 范勇勇, 王厚杰, 等. 黄河下游与河口对 2015 ~ 2017 年调水调沙中断的沉积响应[J]. 科学通报, 2021, 66(23): 3059-3070.
- WU Xiao, FAN Yongyong, WANG Houjie, et al. Geomorphological responses of the lower river channel and delta to interruption of reservoir regulation in the Yellow River, 2015—2017[J]. Chinese Science Bulletin, 2021, 66(23): 3059-3070.
- [34] 王强, 黄海军, 张泽华, 等. 基于遥感反演的海阳海域悬浮泥沙时空分布特征研究[J]. 海洋科学, 2019, 43(3): 55-65.
- WANG Qiang, HUANG Haijun, ZHANG Zehua, et al. Spatial and temporal distributions of suspended sediment in sea area around Haiyang by remote sensing[J]. Marina Sciences, 2019, 43(3): 55-65.

[作者简介]

毛 露 1999 年生, 硕士研究生。
江 娜 1983 年生, 硕士, 高级工程师。
王 娟 1983 年生, 硕士, 正高级工程师。
刘善伟 1982 年生, 教授, 博士生导师。
崔建勇 1976 年生, 讲师, 硕士生导师。
许明明 1990 年生, 副教授, 硕士生导师。

(本文编辑: 潘三英)

(英文编辑: 赵尹默)