

# 基于多源数据的河道水质遥感反演研究

侯毅凯<sup>1,2</sup>, 张安兵<sup>3\*</sup>, 吕如兰<sup>4</sup>, 薛笑爽<sup>1</sup>, 张艳萍<sup>1</sup>, 庞吉玉<sup>1</sup>

(1.河北工程大学, 河北 邯郸 056038; 2.河北省水生态文明及社会治理研究中心,

河北 邯郸 056038; 3.邯郸职业技术学院, 河北 邯郸 056001;

4.南水北调中线干线工程建设管理局河北分局, 河北 邯郸 056006)

**摘要:**【目的】探讨基于不同平台获取的遥感数据对河流水质反演的适用性。【方法】以邯郸市滏阳河为研究对象, 分别采用 Sentinel-2 卫星影像、无人机(UAV)搭载多光谱传感器和 ASD 地物光谱仪 3 类遥感平台获取了不同季节的光谱数据, 引入随机森林(RF)算法对不同水质参数建立反演模型, 并评价模型的预测效果。【结果】①基于不同平台数据源的 RF 模型预测效果具有明显的季节特征, 整体表现为, 夏季优于春季, 冬季最差, 其中, 3 类平台遥感数据均可对夏季的各水质参数进行反演, 春季可以完全由 UAV 遥感技术完成; ②反映水体浑浊程度的 Turb 和 SS, 在不同季节均可由基于无人机多光谱数据的 RF 模型反演预测, 尤其是冬季, 利用 Sentinel-2 卫星和无人机(UAV)搭载多光谱传感器这 2 类面源监测遥感平台优势明显; ③基于高光谱数据的 RF 模型对 TN 的检测效果最佳, 春季的预测  $R^2$  超过 0.9, 且泛化能力很好; ④不同季节的高光谱反射率曲线显示, 因季节因素造成污染程度不同, 反射率分布曲线存在差异, 夏季不同区位反射率差距明显, 相同波长, 不同样本的反射率高值与低值变化幅度大, 且吸收、反射变化明显, 春季和冬季的反射率曲线形态类似, 但春季各波长反射率变化较冬季明显。【结论】利用不同平台的遥感技术可以为河道水体水质监测提供丰富数据, 为实现河道水质信息实时监测提供新的技术手段。

**关键词:** 多源遥感; 随机森林; 中小河流; 水质参数

中图分类号: TP79

文献标志码: A

doi: 10.13522/j.cnki.ggps.2023187

OSID:



侯毅凯, 张安兵, 吕如兰, 等. 基于多源数据的河道水质遥感反演研究[J]. 灌溉排水学报, 2023, 42(11): 121-130.

HOU Yikai, ZHANG Anbing, LYU Rulan, et al. Assessing River Water Quality Using Different Remote Sensing Technologies[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2023, 42(11): 121-130.

## 0 引言

【研究意义】分析河流水质的时空变化对于区域水资源的可持续利用和管理至关重要。传统水质监测方法以实地采集水体样本后进行实验室检测分析为主, 该类方法优势是精度较高, 在局部和小区域应用效果好, 但在全面反映水体总体时空变化特征方面存在短板<sup>[1-2]</sup>。遥感技术因具快速、实时、非接触、大面积等独特优势而逐渐被用于水质监测<sup>[3]</sup>, 并因其数据采集手段的多样性以及数据观测条件的可控性等技术进步, 保证了遥感信息的多源性获取和多时空分析<sup>[4]</sup>。

【研究进展】遥感水质监测最常见的数据主要有 2 种: 多光谱遥感数据和高光谱遥感数据。多光谱遥

感数据来源广泛, 获取相对容易, 且访问周期短, 数据量丰富。高光谱遥感数据具有波段丰富、光谱范围窄, 且可以获得连续的水体光谱特征等优势<sup>[5]</sup>。遥感平台按距离地面远近可分为航天遥感、航空遥感和地面遥感 3 种类型。基于卫星影像数据的水质遥感大多聚焦在海洋、湖泊等开阔水域, 对叶绿素 a 浓度、悬浮物浓度、有色溶解有机物(CDOM)和 COD 等水质参数的反演取得了很好的效果<sup>[6-11]</sup>。近年来, 无人机技术的快速发展, 使基于机载传感器进行水质的监测应用越来越广泛, 而且除了上述几种水质参数外, 对总氮量(TN)、总磷量(TP)和  $\text{NH}_4\text{-N}$  等不具有明显光学特性的常规水污染指标也取得了很好的反演效果<sup>[12-17]</sup>, 可以作为小区域水质监测的重要手段; 地面遥感数据的获取主要依靠非成像水质光谱仪, 该方法成本低廉而且操作灵活方便, 在水质参数光谱响应特征识别, 水质参数反演<sup>[18-25]</sup>, 有效替代传统实验室化验分析可行性研究<sup>[26]</sup>等方面均取得了很好的应用效果。

【切入点】基于各类平台遥感数据反演水质参数已经集聚了大量的方法与经验, 取得了快速进展, 但是利用多源遥感数据, 对不同季节河道水质监测的系

收稿日期: 2023-04-26 修回日期: 2023-07-05 网络出版日期: 2023-11-13  
基金项目: 河北省自然科学基金项目(D2021402007); 国家自然科学基金项目(42071246); 河北省自然科学基金生态智慧矿山联合基金项目(E2020402086)

作者简介: 侯毅凯(1979-), 男, 副教授, 主要从事水土环境遥感监测应用研究。E-mail: houyikai@hebeu.edu.cn

通信作者: 张安兵(1978-), 男, 教授, 主要从事变形监测、GPS 数据处理研究。E-mail: zhanganbing@hebeu.edu.cn

©《灌溉排水学报》编辑部, 开放获取 CC BY-NC-ND 协议

统性分析研究尚不多见。利用遥感技术实现水环境的立体监测,仍面临以下亟待解决的问题:一是中小河流光学特性复杂多变,受人类干扰强度大,结合季节特征分析各类平台或传感器适用性的研究较少;二是水质参数反演常用的经验法、半经验法和分析法应用于不同数据源或不同水质参数时的差别表现显著,泛化能力弱;三是不同遥感数据源的时空分辨率不同,反演不同季节、不同水质参数的精度不同,对河流建立“天-空-地”多源遥感联动监测机制的理论储备不足。

【拟解决的关键问题】为此,以邯郸市主城区滏阳河为研究对象,通过获取地面高光谱数据、无人机(UAV)搭载多光谱传感器和 Sentinel-2 卫星影像获取河道水体多光谱数据,通过地面采样并进行化学实验获得相应的水质结果。引入随机森林(RF)算法,研究水质变化规律和反演模型,解决基于多源遥感数据的浊度(Turb)、悬浮物(SS)、化学需氧量(COD)、氨氮(NH<sub>4</sub>-N)、总氮(TN)和总磷(TP)水质参数反演模型问题,并验证评估模型精度和稳定性。

## 1 材料与方 法

### 1.1 研究区概况

邯郸市位于河北省南端,处于晋冀鲁豫四省交界,西依太行山脉,东接华北平原,属温带大陆性季风气候,四时节令变化明显。降水多集中于夏秋二季,春季多风,冬季漫长干燥。滏阳河起源于太行山峰峰矿区滏山南麓,隶属于海河流域,流经邯郸、邢台、衡水等地市。河水绵延 413 km,是一条集行洪、排涝、灌溉等综合利用价值的河道,是华北地区为数不多的常年不断流的天然河流。滏阳河是邯郸宝贵的生态本底,治理好、管护好滏阳河,对提升生态环境,改善居民生活品质具有重要意义。

本试验研究区选取滏阳河进出邯郸市区的张庄桥水文站和苏里村 2 个国控断面之间的河道和南湖、北湖 2 个景观湖,研究区及样本采集区位如图 1 所示,其主要目标在于利用相同时间节点的地面高光谱数据、无人机多光谱数据和准同步卫星影像所获取的光谱数据,探讨基于“天-空-地”3 类遥感平台数据的 RF 模型反演效果,通过分析河流水体水质在不同季节的变化,监测河道水污染的时空运移规律,为滏阳河水质监测提供方案。

### 1.2 数据来源

#### 1.2.1 水体样本采集

本文综合考虑了湿地公园、村庄、居民区、商业区、发电厂、人工湖等代表性区位的全覆盖情况,自南向北设置 7 个采样区,视不同季节的现场实际情况,

研究区共布设采样点位 90 个。依据《地表水与污水检测规范》(HJ/T91—2002),采样区内样本采集距离间隔不小于 100 m,使用标准采样器采集河道水面表层以下 0.5 m 处水样,每个点位提取 2 个 1 000 mL 水样,用作实验室水质参数检测和高光谱测量。水体样本采集时间分别为 2020 年 8 月 2 日(I 期-夏季)、2020 年 12 月 9 日(II 期-冬季)和 2021 年 5 月 29 日(III 期-春季)。

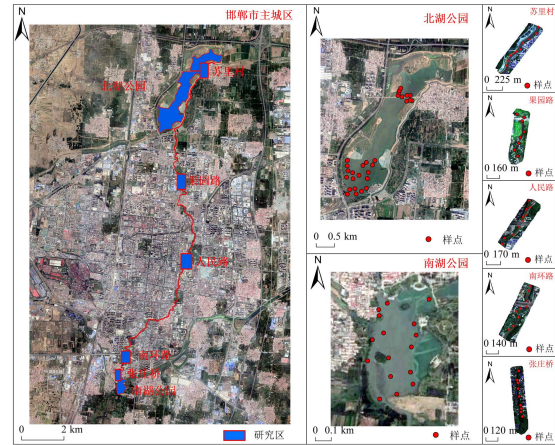


图 1 研究区水样采集断面分布

Fig.1 Cross-section distribution of water sample collection in the study area

目前,多数遥感光谱数据来源于中等分辨率传感器,难以对中小河流进行有效反演,大部分研究区域选择海洋、湖泊和大江大河等开阔水体,而且,研究对象集中在叶绿素 a、悬浮物等具有明显光学特性的水质参数,而河道水环境的监测指标更多的是浊度(Turb)、悬浮物(SS)等光学活性参数指标和化学需氧量(COD)、氨氮(NH<sub>4</sub>-N)、总氮(TN)、总磷(TP)等非光学活性的参数指标,后者物理机理还不明确,尚处于探索研究阶段。因此,为了系统分析基于“天-空-地”3 类遥感数据源的 RF 模型对不同类型水质参数在不同时空环境下的反演预测效果,本文选择了 Turb、SS、COD、NH<sub>4</sub>-N、TN 和 TP 等 6 种水质参数进行试验。

#### 1.2.2 高光谱数据获取及预处理

考虑到野外自然条件对光谱采集的不利影响,本文利用美国 ASD 公司生产的 FieldSpec 4 型地物高光谱仪,通过室内测量的方式获取水体样本高光谱数据,波长范围选择 400~950 nm。光谱测量在黑色天鹅绒布构建的光学暗室中进行,光源为三脚架固定的专用卤素灯。测量前光谱仪预热时间不少于 30 min,使用参考白板定标,采样间隔 1 nm,每个样本采集不少于 10 条光谱曲线,用光谱处理软件 ViewSpec Pro Version 6.2 剔除异常曲线,求平均值作为光谱反射率初始数据。为降低噪声的干扰,提高光谱的平滑性,

本文在 Origin2022 中采用 Savitzky-Golay 平滑法对光谱平滑降噪。

### 1.2.3 无人机多光谱数据获取及预处理

无人机多光谱影像数据采集使用阿尔康姆 (MD4-1000) 四旋翼无人机作为搭载平台, 配备由 Tetracam 公司生产的多光谱相机 ( $\mu$ -MCA)。 $\mu$ -MCA 包含 6 个波段通道 ( $B_1 \sim B_6$ ), 中心波长分别为 470、550、660、690、710、810 nm。数据处理包括 3 个步骤: 首先, 利用 Pix4Dmapper 对无人机拍摄的多光谱图像进行拼接, 并创建具有地理参考的正射镶嵌图; 其次, 利用标定靶反射率的经验值与图像上的 DN 值建立线性函数模型, 对整个图像线性变换; 最后, 将定标后的图像以定位点所在像元的反射率值作为模型构建的原始数据。

### 1.2.4 卫星影像数据获取及预处理

Sentinel-2 多光谱影像数据由欧洲航天局 (ESA) (<https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>) 数据共享网站下载得到与采样时间相近的 Level-1C 级别产品数据, MSI 多光谱传感器包含 13 个波段通道, 中心波长分别为 443、490、560、665、705、740、783、842、865、945、1 375、1 610、2 190 nm。其中, 4 个波段的分辨率为 10 m, 6 个波段的分辨率为 20 m, 3 个波段的分辨率为 60 m。选择 Sentinel-2 卫星主要基于以下原因: ① Sentinel-2 卫星主要用于监测土地环境, 可提供有关陆地植被生长、土壤覆盖状况、内河和沿海区域环境等信息, 这与本文的研究目的相契合; ② Sentinel-2 卫星包含 2 颗同时运行的卫星, 其重访周期为 10 d, 2 颗相同卫星 5 d 即可重复观测, 有利于后期研究中更多的获取光谱数据; ③ 该卫星数据为免费获取, 可以有效降低监测成本。

## 1.3 研究方法

### 1.3.1 高光谱模型数据指标选取

采取数据变换方法建立光谱数据指标可以有效消除或减弱非目标因素如光照条件、背景信息等噪声信号, 增强目标光谱信息。本文结合平滑降噪处理后的反射率光谱  $R$ , 分别提取和建立了  $R$ ,  $R$  的一阶导数  $R'$ 、二阶导数  $R''$ ,  $R$  的倒数对数 ( $\log 1/R$ ),  $R$  的倒数对数一阶导数 ( $\log 1/R$ )', 二阶导数 ( $\log 1/R$ )'',  $R$  的平方根 ( $R^{1/2}$ ) 等 7 种指标光谱值, 基于不同的回归算法分别建立它们与 6 种水质参数的关系, 求取 Pearson 相关系数  $r$ , 并求出各组相关系数绝对值的平均值  $\bar{|r|}$ , 将不同水质参数的  $\text{Max} \bar{|r|}$  标准化处理结果作为建模的指标光谱值<sup>[27]</sup>。

### 1.3.2 多光谱模型数据指标选取

对不同波段进行组合计算, 同样可以有效进行光谱增强<sup>[28]</sup>。本文根据前人在水质遥感领域的研究成果,

构建了差异指数 ( $DI$ )、比率指数 ( $RI$ )、归一化指数 ( $NDI$ ) 3 种波段组合形式的光谱指标, 是无人机和卫星所搭载的多光谱传感器各波段通道中心波长反射率值的遍历组合。结合  $\mu$ -MCA 和 MSI 各自的单波段光谱值, 分别获得 51 种和 210 种多光谱建模指标光谱值。

$$DI(B_i, B_j) = B_i - B_j, \quad (1)$$

$$RI(B_i, B_j) = B_i / B_j, \quad (2)$$

$$NDI(B_i, B_j) = (B_i - B_j) / (B_i + B_j), \quad (3)$$

式中:  $i=1,2,3,4,5,6$ ;  $j=1,2,3,4,5,6$ ;  $B_i$  和  $B_j$  表示遥感影像的各波段值。

本文首先对高光谱反射率所建立的 7 种光谱指标与水质参数实测值进行相关性分析, 从而选取最优建模指标。然后, 对比多光谱传感器的中心波长,  $\mu$ -MCA 与 MSI 的波段通道中对应波长范围大体一致, 且包含在本试验所选取的高光谱波长范围内。再对照高光谱建模指标的相关性分析结果, 其中, 光谱指标与各水质参数相关性较好的波长或波段与多光谱传感器各波段通道具有不同程度的重叠。考虑到多光谱数据较少, 本文并未对建模指标进行筛减, 且本研究的目的为检视不同数据源的 RF 模型对水质参数反演效果, 因此, 亦保留了 Sentinel-2 多光谱影像数据中超过 950 nm 的波段通道数据, 用以构建更多的建模指标。

### 1.3.3 模型构建与精度评价

模型构建之前, 将水质参数实测值和光谱数据划分为训练集和验证集, 其中训练集包含随机选取总样本数的 2/3, 验证集包含总样本数的 1/3。本文引入 RF 算法<sup>[29-33]</sup>分别建立不同季节地面高光谱、无人机多光谱和卫星遥感数据对溧阳河水质参数的反演模型, 利用随机森林可以对特征重要性进行排序, 排序后分别选择前 5、10、15、20、25 个变量重新建立 RF 模型, 模型的建立和预测全部通过 R 语言编程实现。本文中模型的评价指标采用决定系数  $R^2$  和均方根误差  $RMSE$ 。为了防止过拟合, 在训练集中采用留一法交叉验证<sup>[27,34]</sup>。

## 2 结果与分析

### 2.1 水体样本高光谱反射率特征分析

本文在实验室所采集的水体光谱反射率曲线经 SG 平滑后如图 2 所示。在试验选定的波段范围内, 不同季节水体反射率值存在明显差异。

冬季各水体样本反射率整体偏低, 最大值在 0.08 以下, 且单个样本反射率变幅小, 曲线平缓, 各样本光谱曲线形态高度相似, 相同波长的反射率值差距较小, 少有存在明显差异的曲线分布形态。春季水体样

本反射率值比冬季更低，最大值在 0.075 以下，但从光谱曲线分布形态上较冬季增加了更多的波段特征，各水体样本光谱曲线的相同波长反射率差值比冬季更大，尤其是 700 nm 之后，春季样本光谱曲线的收缩幅度明显小于冬季样本。夏季光谱反射率曲线具有明显的季节特征，主要体现在以下 3 点：①各水体样本相同波长反射率高值与低值跨度大，部分样本存在反射率值高于 0.1 的谱段，说明夏季不仅河道整体污

染程度高，且不同功能区水体污染程度存在较大差异；②单个样本反射率值变化幅度更大，处于高位的光谱曲线在全谱段起落变化程度更高，反射率处于低值区间的光谱曲线较为平缓，这一点在 450~750 nm 之间体现更加充分；③水体样本光谱曲线的特征更加明显，反射率值介于 0.025~0.065 之间的光谱曲线形态与冬、春二季大体一致，但是夏季曲线峰谷分明，具有更多特征谱段。

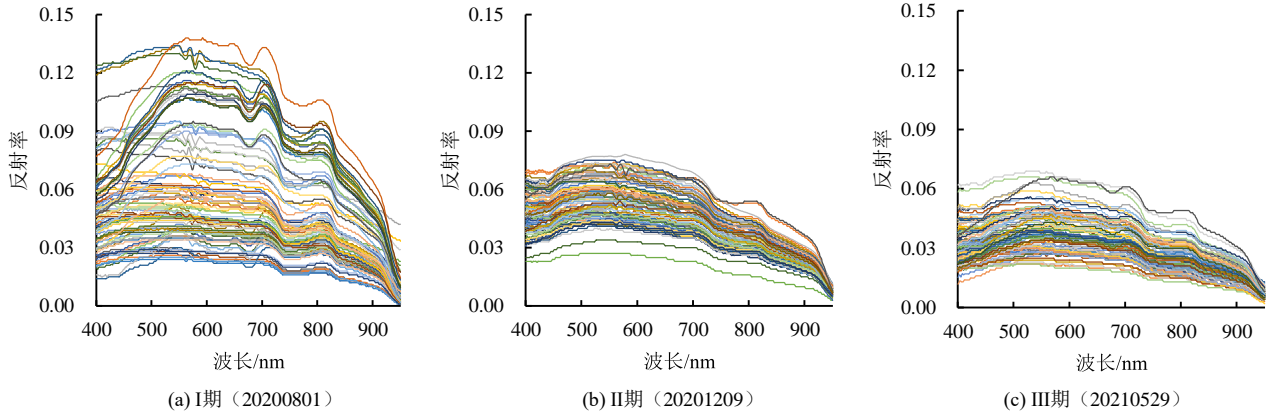


图 2 不同季节的水体光谱反射率 SG 平滑曲线

Fig.2 SG smooth curve of water spectral reflectance in different seasons

## 2.2 水质参数实测值与不同高光谱指标相关性分析

对光谱变换后 7 种指标光谱值与 6 种水质参数实测值进行相关性分析，得出各组 Pearson 相关系数绝对值的平均值  $\overline{|r|}$ ，如表 1 所示。由表 1 可知，在不同季节，各水质参数与不同光谱指标相关性存在差异。I 期中 Turb、SS 和 TN 的  $\text{Max}[\overline{|r|}]$  光谱指标为 R，COD、NH<sub>4</sub>-N 和 TP 的  $\text{Max}[\overline{|r|}]$  光谱指标为  $(\log 1/R)'$ ；II 期中

Turb 和 SS 的  $\text{Max}[\overline{|r|}]$  光谱指标分别为  $(\log 1/R)$  和  $(R^{1/2})$ ，COD、NH<sub>4</sub>-N、TN 和 TP 的  $\text{Max}[\overline{|r|}]$  光谱指标为  $(\log 1/R)'$ ；III 期中 Turb、SS、NH<sub>4</sub>-N 和 TP 的  $\text{Max}[\overline{|r|}]$  光谱指标为  $(\log 1/R)'$ ，COD 和 TN 的  $\text{Max}[\overline{|r|}]$  光谱指标为  $R'$ 。其中，NH<sub>4</sub>-N 和 TP 在不同季节的  $\text{Max}[\overline{|r|}]$  光谱指标均为  $(\log 1/R)'$ ，说明二者对该指标的光谱响应能力普遍较好。

表 1 水质参数与光谱指标相关性分析统计

Table 1 Statistical table of correlation analysis between water quality parameters and spectral indexes

光谱指数	相关系数绝对值的平均值 $\overline{ r }$																	
	I 期						II 期						III 期					
	Turb	SS	COD	NH <sub>4</sub> -N	TN	TP	Turb	SS	COD	NH <sub>4</sub> -N	TN	TP	Turb	SS	COD	NH <sub>4</sub> -N	TN	TP
R	0.246	0.305	0.221	0.105	0.388	0.228	0.192	0.172	0.087	0.027	0.087	0.018	0.129	0.128	0.175	0.182	0.178	0.127
R'	0.237	0.273	0.240	0.156	0.262	0.229	0.109	0.110	0.127	0.091	0.131	0.086	0.199	0.228	0.334	0.166	0.382	0.284
R''	0.098	0.102	0.104	0.092	0.105	0.100	0.102	0.103	0.104	0.089	0.110	0.088	0.097	0.096	0.111	0.094	0.117	0.104
$(\log 1/R)$	0.213	0.267	0.207	0.091	0.359	0.197	0.206	0.172	0.089	0.013	0.076	0.020	0.128	0.134	0.179	0.147	0.183	0.128
$(\log 1/R)'$	0.217	0.214	0.247	0.195	0.212	0.240	0.111	0.104	0.135	0.094	0.132	0.088	0.238	0.265	0.332	0.186	0.380	0.306
$(\log 1/R)''$	0.101	0.096	0.113	0.104	0.095	0.107	0.102	0.099	0.111	0.091	0.110	0.088	0.097	0.094	0.104	0.096	0.108	0.103
$(R^{1/2})$	0.232	0.289	0.215	0.099	0.380	0.215	0.200	0.172	0.089	0.019	0.082	0.018	0.129	0.131	0.177	0.166	0.181	0.128

注 多个光谱指标  $\text{Max}[\overline{|r|}]$  相同时，按小数点后 4 位选取最大。

## 2.3 基于多源遥感数据的 RF 模型反演结果对比分析

本文利用 3 种不同空间平台遥感数据，对相同点位的 3 期水体样本，相同的 6 种水质参数构建了 RF 反演模型，分别得到了各水质参数在不同季节的最优预测模型，具体结果示于表 2 中。

由表 2 可知，①理化指标 Turb 和 SS 在不同季节的最佳预测模型，均基于 UAV 多光谱数据获得，且 RF 模型对 Turb 的反演精度均高于同期对 SS 的反演精度。②有机污染综合指标 COD 是衡量水中有机物

质量多少的指标，COD 值越大，说明水体受有机物的污染越严重。COD 的 RF 预测模型具有比较明显的季节特征，I 期和 III 期均由不同变量数目 RF 模型获得了较好的预测精度。I 期基于高光谱数据的 RF 模型最大  $R_p^2$  达到 0.894，III 期的最优预测模型由 UAV 多光谱数据获得， $R_p^2$  超过 0.7，II 期基于高光谱数据和 UAV 多光谱数据的 RF 模型精度过低，无法反演，仅有基于 Sentinel-2 数据的 RF 模型  $R_p^2$  为 0.563。出现这种现象可能有 2 种原因：一是冬季河流多以点源污

染为主，纳污量少，水体自净压力小，河流污染程度较低，且冬季少有降雨和水源补给，河道水位普遍偏低，水流滞缓，水体基本处于准静置状态，全河道 COD 值变化较小。机器学习的优势是挖掘数据信息，捕捉数据特征，就模型训练而言，数值变化大的数据结构更容易获取特征信息，因此，冬季的 COD 反演预测效果较污染更严重的春、夏两季要差。二是地面高光谱数据监测水质变化仍属点源监测，无人机遥感

受航线长度所限，属于区间面源监测，卫星遥感属于大尺度面源监测，在冬季，利用 Sentinel-2 卫星数据对此类水质参数进行反演更具优势。另外，I 期和 III 期基于 Sentinel-2 数据的 RF 模型  $R_p^2$  分别达到了 0.74 和 0.589。上述最优模型特征表明，基于 Sentinel-2 数据的 RF 模型可以对不同季节的 COD 进行较好的反演预测。

表 2 多源遥感数据最优 RF 模型

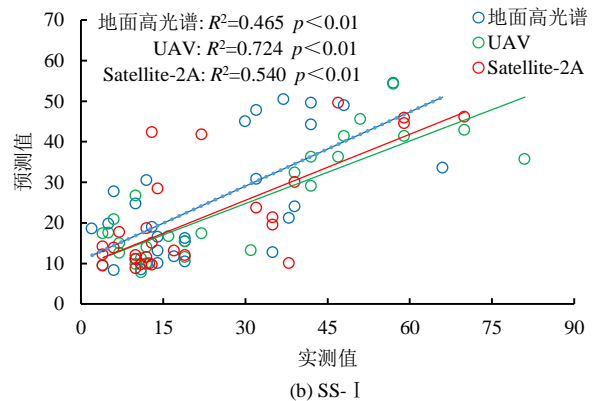
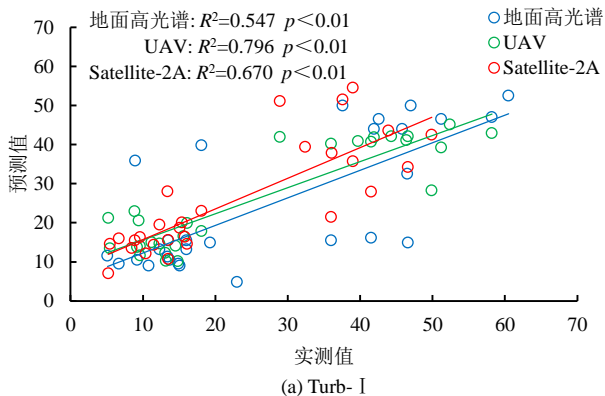
Table 2 Optimal RF model of multi-source remote sensing data

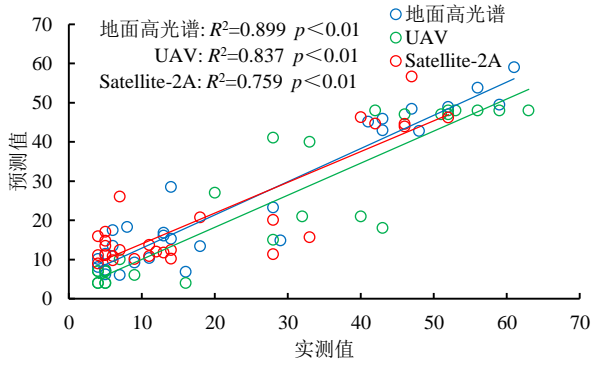
水质参数	数据源	模型	I期				模型	II期				模型	III期			
			训练集		测试集			训练集		测试集			训练集		测试集	
			$R_c^2$	RMSEC	$R_p^2$	RMSEP		$R_c^2$	RMSEC	$R_p^2$	RMSEP		$R_c^2$	RMSEC	$R_p^2$	RMSEP
Turb	地面高光谱	RF <sub>5</sub>	0.489	13.089	0.474	12.494	RF <sub>20</sub>	0.719	3.276	-0.187	6.884	RF <sub>5</sub>	0.509	9.822	-0.131	12.762
	UAV	RF <sub>25</sub> *	0.960	3.655	0.775	8.218	RF <sub>20</sub> *	0.863	2.211	0.413	5.221	RF <sub>20</sub> *	0.933	3.682	0.620	7.116
	Satellite-2A	RF <sub>5</sub>	0.937	4.832	0.607	8.898	RF <sub>5</sub>	0.837	2.565	0.337	4.878	RF <sub>25</sub>	0.934	3.544	-0.209	13.907
SS	地面高光谱	RF <sub>25</sub>	0.910	6.048	0.416	12.665	RF <sub>10</sub>	0.802	3.546	-0.044	10.988	RF <sub>10</sub>	0.916	4.833	0.180	12.639
	UAV	RF <sub>5</sub> *	0.904	5.474	0.635	13.285	RF <sub>10</sub> *	0.896	2.933	0.296	7.318	RF <sub>20</sub> *	0.941	3.493	0.383	14.013
	Satellite-2A	RF <sub>20</sub>	0.931	5.098	0.537	12.386	RF <sub>20</sub>	0.897	2.658	0.285	8.521	RF <sub>10</sub>	0.920	4.425	0.182	13.524
COD	地面高光谱	RF <sub>25</sub> *	0.946	4.522	0.894	6.337	RF <sub>15</sub>	0.841	4.088	0.002	10.455	RF <sub>10</sub>	0.938	3.341	0.639	7.767
	UAV	RF <sub>20</sub>	0.750	9.313	0.814	8.996	RF <sub>25</sub>	0.947	2.499	0.024	8.796	RF <sub>15</sub> *	0.950	2.900	0.710	7.238
	Satellite-2A	RF <sub>25</sub>	0.884	6.988	0.740	8.127	RF <sub>5</sub> *	0.933	2.832	0.563	5.940	RF <sub>5</sub>	0.909	4.090	0.589	7.991
NH <sub>4</sub> -N	地面高光谱	RF <sub>20</sub>	0.885	0.119	0.355	0.298	RF <sub>25</sub>	0.856	0.154	0.064	0.487	RF <sub>15</sub>	0.902	0.026	-0.318	0.112
	UAV	RF <sub>15</sub> *	0.957	0.080	0.705	0.164	RF <sub>5</sub>	0.828	0.181	0.086	0.436	RF <sub>25</sub> *	0.879	0.030	0.042	0.098
	Satellite-2A	RF <sub>10</sub>	0.904	0.104	0.381	0.316	RF <sub>25</sub> *	0.838	0.185	0.244	0.350	RF <sub>5</sub>	0.872	0.033	-0.092	0.089
TN	地面高光谱	RF <sub>25</sub> *	0.913	0.698	0.522	1.741	RF <sub>20</sub> *	0.939	2.683	0.510	8.968	RF <sub>10</sub> *	0.981	1.157	0.905	2.530
	UAV	RF <sub>15</sub>	0.907	0.747	0.446	1.734	RF <sub>25</sub>	0.943	2.897	0.432	7.821	RF <sub>25</sub>	0.993	0.694	0.906	2.547
	Satellite-2A	RF <sub>25</sub>	0.940	0.594	0.451	1.800	RF <sub>15</sub>	0.895	4.097	0.404	6.231	RF <sub>20</sub>	0.952	1.921	0.801	3.075
TP	地面高光谱	RF <sub>10</sub>	0.856	0.041	0.604	0.069	RF <sub>25</sub>	0.832	0.009	-0.499	0.014	RF <sub>20</sub>	0.937	0.012	0.478	0.031
	UAV	RF <sub>25</sub> *	0.934	0.028	0.836	0.044	RF <sub>20</sub>	0.725	0.010	-0.145	0.021	RF <sub>20</sub> *	0.935	0.011	0.609	0.033
	Satellite-2A	RF <sub>25</sub>	0.946	0.026	0.699	0.055	RF <sub>10</sub> *	0.178	0.019	0.159	0.014	RF <sub>5</sub>	0.849	0.018	0.465	0.032

注 \*表示最优模型。

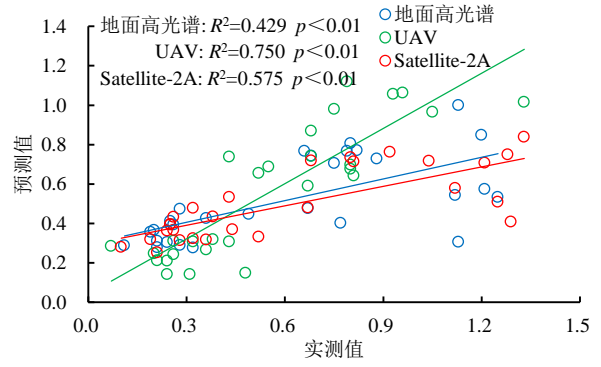
营养盐指标中，III 期的 TN 基于高光谱数据和 UAV 多光谱数据的 RF 模型精度基本相同，但前者具有更好的鲁棒性。I 期和 II 期高光谱反演模型的  $R_p^2$  均在 0.5 以上，说明在不同季节均可利用高光谱数据构建 RF 模型对 TN 进行反演预测。基于 UAV 多光谱数据和 Sentinel-2 数据的模型质量虽不及高光谱反演模型，但仍可对 TN 进行反演，说明研究区河道 TN 反演模型构建对基于多源遥感数据的“天-空-地”一体化监测模式具有更大的可能性。NH<sub>4</sub>-N 和 TP 的各期最优模型具有相似规律，二者的 I 期和 III 期最优模

型均为基于 UAV 多光谱数据的 RF 模型，II 期的最优模型均由 Sentinel-2 数据获得，但最大  $R_p^2$  仅有 0.244 和 0.159。不同点在于 NH<sub>4</sub>-N 的 III 期预测模型最大  $R_p^2$  仅有 0.042，整体比较，NH<sub>4</sub>-N 的反演效果最差。基于 6 种水质参数构建的 RF 模型中，除 TN 以外，各参数最优模型的预测精度均为 I 期优于 III 期，II 期最差。为了直观的比较 3 种数据源 RF 模型的反演效果，本文对最优模型的预测值与实测值进行线性拟合，拟合结果见图 3。

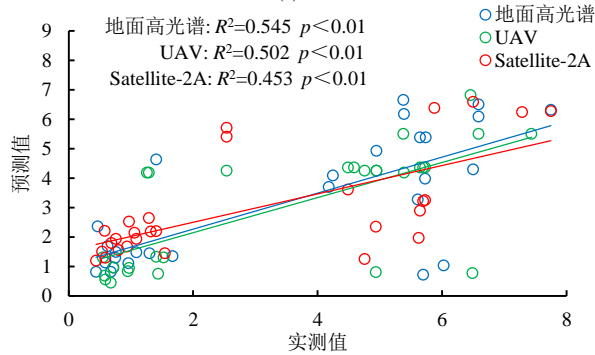




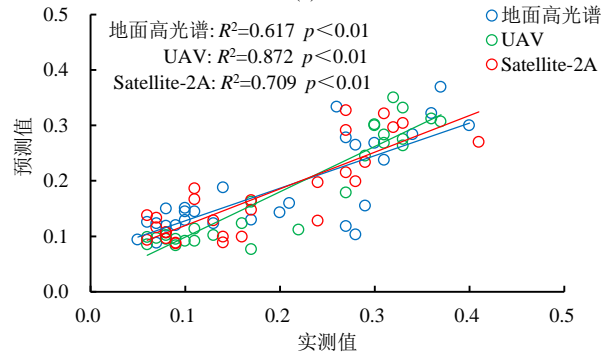
(c) COD- I



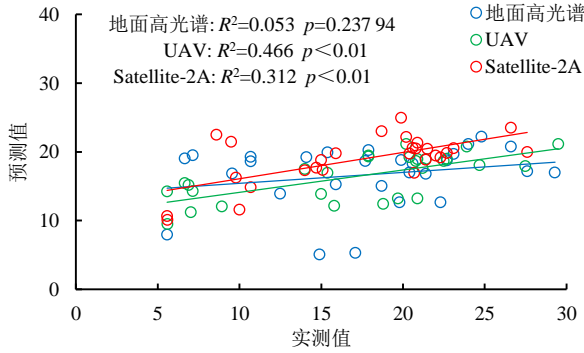
(d) NH<sub>4</sub>-N- I



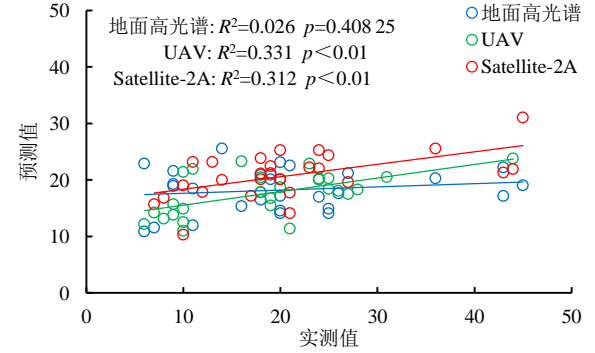
(e) TN- I



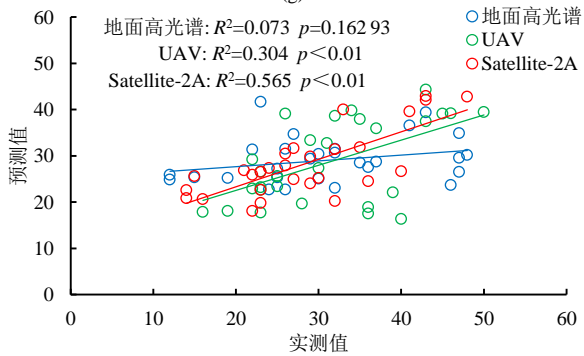
(f) TP- I



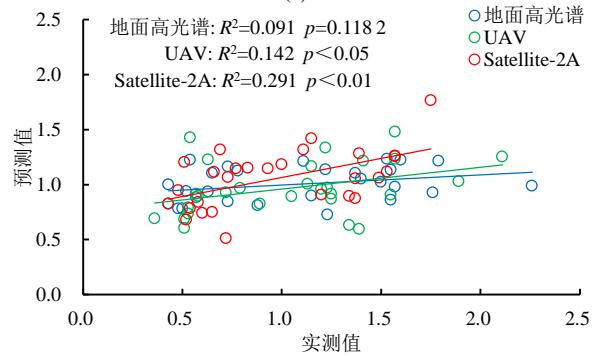
(g) Turb- II



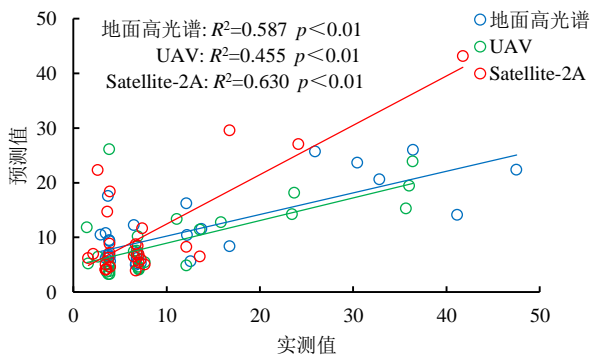
(h) SS- II



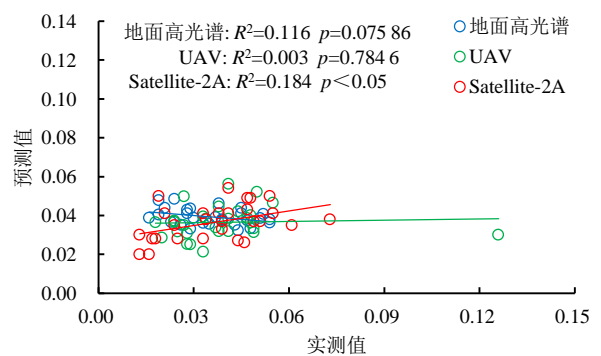
(i) COD- II



(j) NH<sub>4</sub>-N- II



(k) TN- II



(l) TP- II

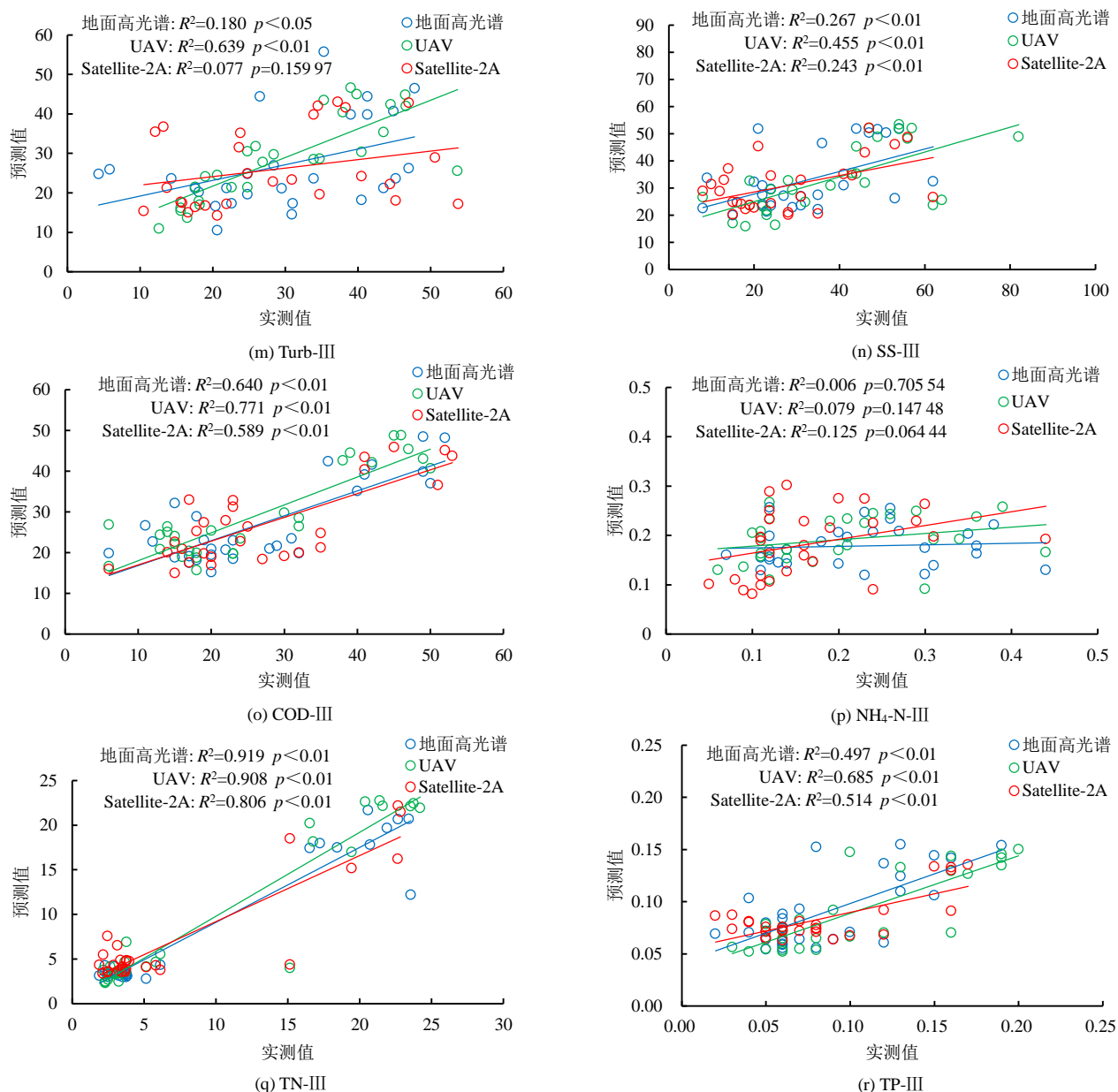


图3 不同数据源优选模型预测值与实测值关系

Fig.3 Relationship between the predicted value and the measured value of the preferred model of different data sources

### 3 讨论

#### 3.1 河道水体高光谱反射率的季节性特征

高光谱遥感数据相对于多光谱数据在获取的精细化程度上更高。高光谱波段数量众多,分辨率高,且获得水体的光谱特征是连续的,是水质遥感定量反演的重要数据源,可以提高水质监测的精度<sup>[35]</sup>。对于本文在实验室所采集的水体高光谱反射率,其曲线分布特征使上述分析结果也得以体现。由图2可知,在实验选定的波段范围内,不同季节水体反射率值存在差异。

对不同季节河道水体反射率光谱特征可以总结为以下几点:①冬季全河道以点源污染为主,水体反射率变化小,且不同区位水体样本反射率差别较小,不同功能区污染程度的区分度小,样本光谱曲线形态

单一;②春季水体样本光谱曲线较冬季增加了更多的特征点,随着面源污染的影响逐渐增加,不同功能区的污染程度区别开始显现,不同点位水体反射率值差距变大;③夏季雨量充沛,大量降雨形成地表径流,携带多种污染物汇入河道,上游水库迫于防洪压力而大量泄水,面源污染成为河流的主要污染源,加之人类活动强度增大,人为排污量增加,使外源污染程度显著提高。同时,在水动力作用下,积聚于底泥及沉积物中的营养盐不断释放进入水中,造成河流的内源污染。污染源的改变使河流的污染程度骤增,虽然河水的自净能力较春季有所提高,但远达不到河流污染负荷的削减需求,因此,夏季河道污染程度达到高峰<sup>[36-38]</sup>。基于上述原因,夏季河道污染的内因与外因差异导致不同区段河水污染物成分存在差别,也使得各点位水体样本光谱吸收呈区域性规律,全河道水体

光谱曲线宽幅震荡, 光谱特征丰富, 且既有共性, 也有特性。共性体现在不同样点在本文所选择的波段范围内, 相同波长或波段的吸收和反射规律基本一致, 即反射率曲线的波峰与波谷位置相同; 特性主要表现在 2 个方面: 一是各水体样本相同波长反射率高值与低值跨度大, 部分样本存在反射率值高于 0.1 的波段, 说明夏季不仅河道整体污染程度高, 且不同功能区水体污染程度存在较大差异; 二是单个样本反射率值变化幅度更大, 处于高位的光谱曲线在全波段起落变化程度更高, 反射率处于低值区间的光谱曲线较为平缓, 这一点在 450~750 nm 之间体现更加充分。总体来说, 夏季反射率曲线峰谷分明, 具有更多光谱特征, 这与蔡建楠等<sup>[39]</sup>于 2019 年 7—9 月在中山市不同规模河流和渠道获取的不同水质等级水体样本光谱反射率特征类似。

研究区水体实测高光谱曲线表现出内陆水体的一般特征, 且不同季节水体反射光谱特征大致相同, 即反射率高值、低值的位置相近, 但反射峰及反射谷数量及位置略有不同, 这与肖潇等<sup>[40]</sup>对汉江中下游典型河段提取的多时相高光谱反射率特征相似。本文构建的 RF 模型反演效果与以上规律高度契合, RF 模型的优势是挖掘数据信息, 捕捉数据特征, 光谱特征越丰富, 越有利于模型获取更多的数据信息, 使模型在特征变量选取时更加灵活, 因此, 夏季预测模型精度更高, 春季次之, 冬季最差。

### 3.2 滏阳河水水质遥感反演的季节性特征

本文引入 RF 算法, 建立了基于地面高光谱数据 (点源监测)、无人机多光谱数据 (区间面源监测) 和 Sentinel-2 卫星影像数据 (面源监测) 的滏阳河水水质预测模型, 分别对 3 个季节、6 种水质参数进行反演, 并对结果进行对比分析。可以看出, 在特定季节, 各水质参数与不同平台遥感数据之间的映射关系存在差别, 这可能与不同季节河流的污染程度有关。结合本课题前期的研究成果<sup>[27,41]</sup>可知, 冬季河流基本处于静置状态, 多以点源污染为主, 河流污染程度较低, 这种背景下, 基于地面高光谱数据的点源监测很难准确捕捉河道水体污染的时空特征, 此时面源监测更能发挥其大面积覆盖目标水域, 收集更多水环境信息的优势, 因此, 在冬季更适宜利用 UAV 遥感技术和卫星遥感技术进行河道水质反演预测, 且后者优势更加明显。进入春季, 河流在点源污染的基础上融入了逐渐扩大的面源污染, 污染物质逐渐增加, 且成分较冬季更加复杂, 另外, 各水质参数因物质属性不同, 对不同平台遥感数据的响应程度存在差异, 整体表现为理化指标 Turb 和 SS 预测模型仅由 UAV 多光谱数据获得, 有机污染综合指标 COD 预测模型可由 3 类平

台遥感数据分别获得, 营养盐中 TN 和 TP 与 COD 规律相同, 但是  $\text{NH}_4\text{-N}$  的模型质量完全相反, 3 类数据源均未能有效建模, 因此, 春季水质遥感建议利用 UAV 技术完成。夏季的主要污染源来自面源污染和内源污染, 污染程度最高, 同时, 本文所选择的样本采集区间污染程度和类型存在明显区别, 这对不同平台的遥感技术获取光谱信息和 RF 模型捕捉数据特征极为有利, 因此, 夏季利用不同空间遥感数据构建的 RF 模型均可对河道进行水质监测。

## 4 结论

1) 对高光谱数据进行指标变换, 对多光谱数据进行波段组合均可增强光谱信息, 提升反演模型精度。

2) 基于不同数据源的 RF 模型在不同季节均可对河道水质参数进行遥感反演预测, 尤其是无人机搭载传感器在中小河流水质遥感方面表现出较强的优势。

在后续工作中, 应在以下 2 个方面进行深入研究: 一是统计分析基于不同数据源 RF 模型特征变量之间的相关关系, 提取共性光谱敏感带, 建立“天-地”、“空-地”转换模型, 利用大面积面源遥感监测替代小区域点源监测; 二是深入挖掘河道污染物的周期性迁移规律, 丰富监测指标, 利用多源遥感技术建立水质等级识别响应机制, 及其可视化技术开发。

(作者声明本文无实际或潜在利益冲突)

### 参考文献:

- [1] RITCHIE J C, ZIMBA P V, EVERITT J H. Remote sensing techniques to assess water quality[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2003, 69(6): 695-704.
- [2] 张渊智, 陈楚群, 段洪涛, 等. 水质遥感理论、方法及应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2011.  
ZHANG Yuanzhi, CHEN Chuqun, DUAN Hongtao, et al. Principles, methods and applications in remote sensing of water quality[M]. Beijing: Higher Education Press, 2011.
- [3] 曹引, 冶运涛, 赵红莉, 等. 耦合小波变换和偏最小二乘的悬浮物浓度和浊度高光谱建模方法[J]. *中国水利水电科学研究院学报*, 2015, 13(3): 233-239.  
CAO Yin, YE Yuntao, ZHAO Hongli, et al. Hyperspectral modeling method of suspended solid concentration and turbidity based on the coupling of Haar wavelet transform and partial least squares[J]. *Journal of China Institute of Water Resources and Hydropower Research*, 2015, 13(3): 233-239.
- [4] 汪伟, 卢麾. 遥感数据在水文模拟中的应用研究进展[J]. *遥感技术与应用*, 2015, 30(6): 1 042-1 050.  
WANG Wei, LU Hui. Progress in application of remote sensing data in hydrological simulation[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2015, 30(6): 1 042-1 050.
- [5] 梁文秀, 李俊生, 周德民, 等. 面向内陆水环境监测的 GF-1 卫星 WFV 数据特征评价[J]. *遥感技术与应用*, 2015, 30(4): 810-818.  
LIANG Wenxiu, LI Junsheng, ZHOU Demin, et al. Evaluation of GF-1 WFV characteristics in monitoring inland water environment[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2015, 30(4): 810-818.
- [6] GHOLIZADEH M H, MELESSE A M, REDDI L. A comprehensive



- review on water quality parameters estimation using remote sensing techniques[J]. *Sensors*, 2016, 16(8): 1 298.
- [7] HARVEY E T, KRATZER S, PHILIPSON P. Satellite-based water quality monitoring for improved spatial and temporal retrieval of chlorophyll-a in coastal waters[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 158: 417-430.
- [8] BONANSEA M, RODRIGUEZ M C, PINOTTI L, et al. Using multi-temporal Landsat imagery and linear mixed models for assessing water quality parameters in Ró Tercero Reservoir (Argentina)[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 158: 28-41.
- [9] ZHANG Y S, WU L, REN H Z, et al. Retrieval of water quality parameters from hyperspectral images using hybrid Bayesian probabilistic neural network[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(10): 1 567.
- [10] ALPARSLAN E, COSKUN H G, ALGANCI U. Water quality determination of Küçükçekmece lake, Turkey by using multispectral satellite data[J]. *The Scientific World Journal*, 2009, 9: 1 215-1 229.
- [11] 解启蒙, 林茂森, 杨国范, 等. 清河水库水体高锰酸盐指数遥感反演模型研究[J]. *中国农村水利水电*, 2017(10): 57-61.  
XIE Qimeng, LIN Maosen, YANG Guofan, et al. Study on remote sensing inversion model of permanganate index in Qinghe Reservoir[J]. *China Rural Water and Hydropower*, 2017(10): 57-61.
- [12] LU Q K, SI W, WEI L F, et al. Retrieval of water quality from UAV-borne hyperspectral imagery: A comparative study of machine learning algorithms[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(19): 3 928.
- [13] SU T C. A study of a matching pixel by pixel (MPP) algorithm to establish an empirical model of water quality mapping, as based on unmanned aerial vehicle (UAV) images[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2017, 58: 213-224.
- [14] JIANG Q O, XU L D, SUN S Y, et al. Retrieval model for total nitrogen concentration based on UAV hyper spectral remote sensing data and machine learning algorithms - A case study in the Miyun Reservoir, China[J]. *Ecological Indicators*, 2021, 124: 107 356.
- [15] ZHOU X T, LIU C, AKBAR A, et al. Spectral and spatial feature integrated ensemble learning method for grading urban river network water quality[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(22): 4 591.
- [16] CHEN B T, MU X, CHEN P, et al. Machine learning-based inversion of water quality parameters in typical reach of the urban river by UAV multispectral data[J]. *Ecological Indicators*, 2021, 133: 108 434.
- [17] 董月群, 冒建华, 梁丹, 等. 城市河道无人机高光谱水质监测与应用[J]. *环境科学与技术*, 2021, 44(S1): 289-296.  
DONG Yuequn, MAO Jianhua, LIANG Dan, et al. Water quality monitoring and application in urban river based on hyperspectral of unmanned aerial vehicle[J]. *Environmental Science & Technology*, 2021, 44(S1): 289-296.
- [18] 陈瑶, 黄长平, 张立福, 等. 水体 COD 光谱特性分析及遥感反演模型构建[J]. *光谱学与光谱分析*, 2020, 40(3): 824-830.  
CHEN Yao, HUANG Changping, ZHANG Lifu, et al. Spectral characteristics analysis and remote sensing retrieval of COD concentration[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2020, 40(3): 824-830.
- [19] 巩彩兰, 尹球, 匡定波. 黄浦江水质指标与反射光谱特征的关系分析[J]. *遥感学报*, 2006, 10(6): 910-916.  
GONG Cailan, YIN Qiu, KUANG Dingbo. Correlations between water quality indexes and reflectance spectra of huangpujiang river[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2006, 10(6): 910-916.
- [20] FENG L A, HU C M, HAN X X, et al. Long-term distribution patterns of chlorophyll-a concentration in China's largest freshwater lake: MERIS full-resolution observations with a practical approach[J]. *Remote Sensing*, 2014, 7(1): 275-299.
- [21] 曹引. 草型湖泊水质遥感监测技术及应用研究[D]. 上海: 东华大学, 2016.  
CAO Yin. Remote sensing monitoring technology and application of water quality in macrophytic lake[D]. Shanghai: Donghua University, 2016.
- [22] 龚绍琦, 黄家柱, 李云梅, 等. 水体氮磷高光谱遥感实验研究初探[J]. *光谱学与光谱分析*, 2008, 28(4): 839-842.  
GONG Shaoqi, HUANG Jiazhu, LI Yunmei, et al. Preliminary exploring of hyperspectral remote sensing experiment for nitrogen and phosphorus in water[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2008, 28(4): 839-842.
- [23] 张海威, 张飞, 李哲, 等. 艾比湖流域地表水水体悬浮物、总氮与总磷光谱诊断及空间分布特征[J]. *生态环境学报*, 2017, 26(6): 1 042-1 050.  
ZHANG Haiwei, ZHANG Fei, LI Zhe, et al. Spectral diagnosis and spatial distribution of SS, TN and TP in surface water in ebinur lake watershed[J]. *Ecology and Environmental Sciences*, 2017, 26(6): 1 042-1 050.
- [24] 段洪涛, 张柏, 宋开山, 等. 长春市南湖富营养化高光谱遥感监测模型[J]. *湖泊科学*, 2005, 17(3): 282-288.  
DUAN Hongtao, ZHANG Bai, SONG Kaishan, et al. Hyperspectral monitoring model of eutrophication in Lake Nanhu, Changchun[J]. *Journal of Lake Science*, 2005, 17(3): 282-288.
- [25] 陈俊英, 邢正, 张智韬, 等. 基于高光谱定量反演模型的污水综合水质评价[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(11): 200-209.  
CHEN Junying, XING Zheng, ZHANG Zhitao, et al. Comprehensive evaluation of waste water quality based on quantitative inversion model hyperspectral technology[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(11): 200-209.
- [26] BANSOD B, SINGH R, THAKUR R. Analysis of water quality parameters by hyperspectral imaging in Ganges River[J]. *Spatial Information Research*, 2018, 26(2): 203-211.
- [27] HOU Y K, ZHANG A B, LYU R L, et al. A study on water quality parameters estimation for urban rivers based on ground hyperspectral remote sensing technology[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2022, 29(42): 63 640-63 654.
- [28] 周荣攀. 基于多源遥感的博斯腾湖水质参数反演模型研究[D]. 乌鲁木齐: 新疆大学, 2016.  
ZHOU Rongpan. Inversion models of water quality parameters in the Bosten Lake based on multi-source remote sensing data[D]. Urumqi: Xinjiang University, 2016.
- [29] WANG X P, ZHANG F, DING J L. Evaluation of water quality based on a machine learning algorithm and water quality index for the Ebinur Lake Watershed, China[J]. *Scientific Reports*, 2017, 7: 12 858.
- [30] 陈晓凯, 李粉玲, 王玉娜, 等. 无人机高光谱遥感估算冬小麦叶面积指数[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(22): 40-49.  
CHEN Xiaokai, LI Fenling, WANG Yuna, et al. Estimation of winter wheat leaf area index based on UAV hyperspectral remote sensing[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2020, 36(22): 40-49.
- [31] WEI, HUANG, WANG, et al. Monitoring of urban black-odor water based on nemerow index and gradient boosting decision tree regression using UAV-borne hyperspectral imagery[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(20): 2 402.
- [32] 刘振波, 邹娟, 葛云健, 等. 基于高分一号 WFV 影像的随机森林算法反演水稻 LAI[J]. *遥感技术与应用*, 2018, 33(3): 458-464.  
LIU Zhenbo, ZOU Xian, GE Yunjian, et al. Retrieval rice leaf area index using random forest algorithm based on GF-1 WFV remote sensing data[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2018, 33(3): 458-464.
- [33] 孙骄阳. 基于多源遥感与机器学习的密云水库水质参数反演研究[D]. 北京: 北京林业大学, 2019.  
SUN Siyang. Inversion of water quality parameters of Miyun Reservoir based on multi-source remote sensing and machine learning[D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2019.

- [34] 杨振, 卢小平, 武永斌, 等. 无人机高光谱遥感的水质参数反演与模型构建[J]. 测绘科学, 2020, 45(9): 60-64, 95.  
YANG Zhen, LU Xiaoping, WU Yongbin, et al. Retrieval and model construction of water quality parameters for UAV hyperspectral remote sensing[J]. Science of Surveying and Mapping, 2020, 45(9): 60-64, 95.
- [35] 林剑远, 张长兴. 航空高光谱遥感反演城市河网水质参数[J]. 遥感信息, 2019, 34(2): 23-29.  
LIN Jianyuan, ZHANG Changxing. Inversion of water quality parameters of urban river network using airborne hyperspectral remote sensing[J]. Remote Sensing Information, 2019, 34(2): 23-29.
- [36] 李众, 李学军, 王亮, 等. 滏阳河(邯郸段)浮游植物群落时空变化特征及其与环境因子关系[J]. 河南师范大学学报(自然科学版), 2022, 50(5): 143-148.  
LI Zhong, LI Xuejun, WANG Liang, et al. Spatiotemporal variation of phytoplankton communities and their relationship with water environmental factors in Fuyang River (Handan section)[J]. Journal of Henan Normal University (Natural Science Edition), 2022, 50(5): 143-148.
- [37] 王慧勇, 王瑶, 李磊. 邯郸市主城区滏阳河治理成效评估研究[J]. 水利水电技术, 2020, 51(10): 141-150.  
WANG Huiyong, WANG Yao, LI Lei. Assessment of Fuyang River governance effect in Handan main urban areas[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2020, 51(10): 141-150.
- [38] 王若冰, 赵钰, 单保庆, 等. 海河流域典型重污染河流滏阳河沉积物氨化和硝化速率研究[J]. 环境科学学报, 2018, 38(3): 858-866.  
WANG Ruobing, ZHAO Yu, SHAN Baoqing, et al. Ammonification and nitrification rates in sediment of typical heavy polluted river (Fuyang River) in the Haihe River Basin[J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2018, 38(3): 858-866.
- [39] 蔡建楠, 刘海龙, 姜波, 等. 基于 GA-PLS 算法的河网水体化学需氧量高光谱反演[J]. 灌溉排水学报, 2020, 39(9): 126-131.  
CAI Jiannan, LIU Hailong, JIANG Bo, et al. Using hyperspectral imagery and GA-PLS algorithm to estimate chemical oxygen demand concentration of water in river network[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2020, 39(9): 126-131.
- [40] 肖潇, 徐坚, 赵登忠, 等. 基于高光谱数据的汉江中下游典型河段水体悬浮物遥感反演[J]. 长江科学院院报, 2020, 37(11): 141-148.  
XIAO Xiao, XU Jian, ZHAO Dengzhong, et al. Remote sensing retrieval of total suspended solids concentration for typical reach of Hanjiang River using hyperspectral data[J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2020, 37(11): 141-148.
- [41] HOU Y K, ZHANG A B, LYU R L, et al. Machine learning algorithm inversion experiment and pollution analysis of water quality parameters in urban small and medium-sized rivers based on UAV multispectral data[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2023, 30(32): 78 913-78 932.

## Assessing River Water Quality Using Different Remote Sensing Technologies

HOU Yikai<sup>1,2</sup>, ZHANG Anbing<sup>3\*</sup>, LYU Rulan<sup>4</sup>, XUE Xiaoshuang<sup>1</sup>, ZHANG Yanping<sup>1</sup>, PANG Jiyu<sup>1</sup>

(1. Hebei University of Engineering, Handan 056038, China; 2. Hebei Water Ecology and Social Governance Research Center, Handan 056038, China; 3. Handan Polytechnic College, Handan 056001, China; 4. Hebei Branch of Construction and Administration Bureau of South-to-North Water Diversion Middle Route Project, Handan 056006, China)

**Abstract:** 【Objective】 Remote sensing has become a prominent tool for monitoring and evaluating surface water quality across catchment and basin scales. This paper compares different remote sensing technologies for assessing water quality of terrestrial rivers. 【Method】 We took the Fuyang River in Handan City as an example. Spectral data in different seasons were acquired from three distinct remote sensing platforms: Sentinel-2 satellite images, unmanned aerial vehicles (UAVs) equipped with multispectral sensors, and ASD field spectrometers. The random forest (RF) algorithm was used to derive the inversion model from each platform to assess water quality. 【Result】 ① The results obtained from RF models for different platforms showed noticeable seasonal variation. Overall, the calculated results were most accurate in the summer, followed by spring, and were least reliable in winter. During summer, remote sensing data obtained from all three platforms can accurately estimate water quality parameters. In spring, UAV remote sensing images were sufficient. ② The RF model derived from the UAV multispectral data can effectively predict turbidity (Turb) and suspended solids (SS) of water in the river, regardless of seasons. ③ The RF model derived from the hyperspectral data was most accurate for estimating total nitrogen, with  $R^2 > 0.9$  in spring. ④ Hyperspectral reflectivity curves for different seasons showed distinct variation due to the change in pollution level. In summer, reflectivity distribution curves display markedly spatial variation. The reflectivity values at each wavelength varied significantly, with pronounced changes in absorption and reflection. The reflectivity curves in spring and winter were similar, but showed pronounced changes in spring, regardless of the wavelength. 【Conclusion】 Remote sensing images obtained from different platforms offer a wealth of data for river water quality monitoring. They provide a new avenue for real-time river water quality assessment.

**Key words:** multi-source remote sensing; random forest; small and medium-sized rivers; water quality parameters

责任编辑: 赵宇龙