李欣璐,李仙岳,史海滨,等.基于 SR-XGBoost 模型的无人机多光谱水质参数反演——以干旱灌区农田排水沟为例 [J]. 中国环境科学, 2025,45(9):5117-5128.
Li X L, Li X Y, Shi H B, et al. UAV multispectral-based water quality inversion via SR-XGBoost: case study in arid farmland drains [J]. China Envirmental Science, 2025,45(9):5117-5128.

基于 SR-XGBoost 模型的无人机多光谱水质参数反演——以干旱灌区农田排水沟为例

李欣璐,李仙岳*,史海滨,马红雨,王雅楠,李 玥 (内蒙古农业大学水利与土木建筑工程学院,内蒙古 呼和浩特 010018)

摘要：于 2023~2024 年夏、秋两季在河套灌区义和干渠典型排水沟开展实地调研.通过采集实测水质样本(TN、TP、EC、pH 值)和无人机多光谱反射率数据,基于多参数统计回归(SR)与极限梯度提升(XGBoost)构建反演模型,探索水质参数与光谱指数之间的相关性,并进行高精度反演.研究结果表明,SR-XGBoost 模型在训练集和验证集中 R^2 的平均值分别为 0.872 和 0.880,RRMSE 分别为 3.46%和 3.23%,显著优于单波段及其他组合模型.秋季模型的拟合效果总体优于夏季,R^2 平均提高了 11.50%,RRMSE 平均降低 1.76%.空间分布结果显示,排水沟上游污染物浓度高于下游,夏季污染物浓度较秋季更高,且分布差异更为显著.本研究揭示了水质参数与光谱指数的相关关系,验证了 SR-XGBoost 模型的高精度与稳定性,为多光谱遥感技术在水质监测中的应用提供了科学依据,同时为流域污染防治和水资源管理提供了参考方向.

关键词：多光谱；光谱指数；水质参数；XGBoost 模型；SR-XGBoost 耦合模型
中图分类号：X52 **文献标识码**：A **文章编号**：1000-6923(2025)09-5117-12

UAV multispectral-based water quality inversion via SR-XGBoost: case study in arid farmland drains. LI Xin-lu, LI Xian-yue*, SHI Hai-bin, MA Hong-yu, WANG Ya-nan, LI Yue (College of Water Resources and Civil Engineering, Inner Mongolia Agricultural University, Hohhot 010018, China). *China Envirmental Science*, 2025,45(9)：5117~5128

Abstract：This study conducted field research in the summer and autumn seasons of 2023 and 2024 at a typical drainage ditch in the Yihe Canal, Hetao Irrigation District. Water quality samples (TN, TP, EC, pH) and UAV multispectral reflectance data were collected to build an inversion model based on statistical regression (SR) and extreme gradient boosting (XGBoost), exploring the correlation between water quality parameters and spectral indices for high-precision inversion. The results indicate that the SR-XGBoost model achieved average R^2 values of 0.872 and 0.880 in the training and validation sets, respectively, with RRMSE values of 3.46% and 3.23%, significantly outperforming single-band and other combined models. The autumn model exhibited better fitting performance than the summer model, with an average R^2 increase of 11.50% and an average RRMSE reduction of 1.76%. Spatial distribution results show that pollutant concentrations are higher upstream of the drainage ditch than downstream, with higher concentrations in summer than in autumn and more significant distribution differences. This study reveals the correlation between water quality parameters and spectral indices, validates the high accuracy and stability of the SR-XGBoost model, and provides scientific evidence for applying multispectral remote sensing technology in water quality monitoring.

Key words：multispectral；spectral indices；water quality parameters；XGBoost model；SR-XGBoost coupled model

近年来,为了保障粮食产量持续增长,农田化肥的使用量逐年增加.据统计,2022 年我国化肥折纯用量达到了 5079.2 万 t,化肥施用强度达到了 298.8kg/hm^2[1],但利用率不高,氮磷利用率普遍在 35%左右[2].灌溉或降雨后,一部分氮磷等物质通过淋溶、渗漏等途径进入地下水[3],另外一部分通过地表径流和土壤壤中流汇入排水沟中,形成面源污染[4].特别是北方干旱集约化农业种植区,土壤盐渍化问题严重,由于化肥施用量较大,加之灌溉定额高,大量氮、磷和盐分流入排水沟中,经由不同级别的沟道输送,最终汇入承泄区,从而导致当地承泄区水中氮、磷和盐分浓度升高,并引发富营养化等环境问题[5].因此,实时动态掌握农田排水沟中污染物的分布和变化特征尤为重要.农田排水沟污染物监测已成为灌区面源污染防控的重要环节.

传统水质监测依赖人工取样分析,工作量大、成本高且覆盖面有限.而遥感监测不仅能快速揭示水质变化,还能够实现大范围、连续观测,大幅提升监

收稿日期：2025-02-24
基金项目：国家自然科学基金项目(U24A20179);内蒙古科技计划项目(2022YFHH0039);内蒙古农业工程一流学科科研专项项目(YLXKZX-NND-022)
* 责任作者, 教授, lixianyue80@126.com

测效率和精度[6].特别是基于无人机遥感监测技术,具有较高的反演精度、机动灵活、操作简便和高时空分辨率等优点,能够提高水质参数的监测效率,尤其适用于小范围水域的水质监测[13-14],对于水面宽度较窄的排水沟道水质监测,无人机遥感反演更具优势.目前水质遥感反演的研究主要集中于湖泊、水库等较大水域,以充分发挥其监测效能[7].遥感反演不仅能快速揭示湖泊水质的时空分布变化,还能获取传统方法难以揭示的污染物和污染源的迁移特征,大幅提高湖泊水质监测效率[8],同时可以监测水体的多个参数,如叶绿素 a、悬浮物和可溶性有机物等.随着水质参数遥感反演技术的成熟,非光敏参数如总磷(TP)、总氮(TN)和生化需氧量等的反演精度得到了显著提高[9],通过建立水质参数与遥感反射光谱的反演模型,以实现关键指标的高效空间反演[10-12].

水质参数反演方法已从传统的经验和半经验回归统计模型[17],逐渐演变为当前的神经网络、遗传算法和混合算法等非线性方法[20],以及机器学习[16]和深度学习[18]等智能算法.尽管智能学习算法能显著提高反演精度,但容易受样本数据量的影响,导致预测结果出现过拟合现象.而极限梯度提升树(XGBoost)算法通过正则项控制模型复杂度,有效减轻过拟合问题,从而保证模型的泛化能力[19].已有研究[15]采用 XGBoost 模型反演白水湖水库水体中的 TN 和 TP,结果显示,XGBoost 模型的 TN、TP 反演精度较高,R^2 分别为 0.835 和 0.897,分别比 BP 神经网络提高了 4.19%和 18.88%,比数学统计模型提高了 10.38%和 20.16%.尽管基于 XGBoost 模型的水质反演模型已被广泛使用,但针对排水沟、无人机和 XGBoost 模型结合的 TN、TP 遥感模型仍较为稀缺,尤其是在考虑季节性差异(光照、温度、营养盐和酸碱度等因素)时[21],水质参数浓度和反射光谱曲线特征存在显著不同,敏感波段的选择和反演模型的表现也因季节而异[22].随着遥感卫星,无人机等应用逐渐增多,如何使用无人机多光谱数据构建模型对排水沟中污染物情况进行反演,优化水质反演模型精度,已成为当前研究热点.

北方农田排水沟在农业面源污染防控中具有重要作用,但现有水质监测手段难以满足高时空分辨率的监测需求.无人机多光谱遥感技术为农田排水沟水质参数的高效反演提供了新的途径.目前关于多光谱数据在不同季节对水质参数 TN、TP、EC、pH 值的响应机制及高精度反演方法的研究仍较为有限.本文以典型干旱灌区农田排水沟为研究对象,探讨水质参数 TN、TP、EC、pH 值对无人机多光谱数据的响应特征,筛选敏感波段及组合波段;基于实测数据,构建 XGBoost 与多参数统计回归(SR)耦合模型,利用 XGBoost 在高维非线性特征提取方面的优势,结合多参数统计回归模型(SR)的简洁性和解释性,以提升反演模型的稳健性和泛化能力;并对所构建的模型开展不同季节的水质参数空间反演,揭示 TN、TP、EC、pH 值的时空变化规律.本研究旨在为农业面源污染监测及精准治理提供技术支撑,同时验证以下假设:无人机多光谱数据能有效反演排水沟水质参数;耦合模型在精度上优于单一模型;且不同季节的反演效果存在显著差异.

1 材料与方法

1.1 研究区概况

试验于 2023~2024 年在内蒙古河套灌区义长灌域义和干渠左三支退水沟道(N41°08′45″~N41°10′00″,E108°21′30″~E108°24′00″)进行.义长灌域共有干渠 6 条,分干渠 6 条,大型排干沟 4 条,左三支沟水面宽平均为 17.4m,长平均为 2.38km.该地区属于中温带大陆性气候区,年均气温为 6~8℃,年均日照时数 3100~3300h,平均无霜期为 117~136d.由于该地区农业集约化种植,施肥量高,排水沟中氮磷浓度高,沟道中 TN、TP 的平均浓度为 37.98mg/L 和 2.46mg/L,EC 平均为 2.67mS/cm,pH 值平均为 8.12.灌区退水进入排水沟道由斗沟开始向上级沟道逐级排水,最后汇入乌梁素海[23].

1.2 数据采集与处理

1.2.1 水质样品采集与检测 水质采样时间为夏季(5~6 月)和秋季(8~9 月),试验持续 2 年,由于 7 月沟道进入枯水期,故该月不进行水质采样.水质采样与无人机航拍同步进行,采样点均匀分布在研究区内,按等 50m 距布设法进行布设,如图 1.由于无人机飞行范围有限,故对研究区选取典型沟段,所选择的典型沟段要求无进出排水口,共采集 120 组样本,使用 GPS 记录各采样点坐标信息.利用聚乙烯瓶采集水体表面水样,每点采集 250mL,重复 3 次,取样间隔为每月一

次(表 1).样品采集后,及时进行测定,不能及时测定的样品于4℃下保存.TN 采用碱性过硫酸钾消解紫外分光光度法测定,TP 采用钼酸铵分光光度法测定[24],EC 采用台式数字电导率仪 DDSx-11A 进行测定,pH 值采用雷磁便捷酸碱测试仪进行测定,所有样品各指标均进行 3 次平行测试,试验结果取其平均值.

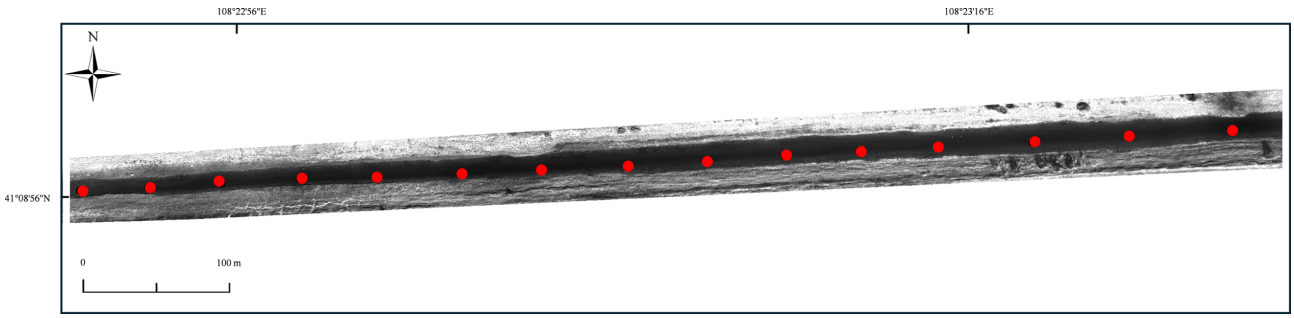


图 1　研究区典型段采样点布置

Fig.1　Layout of sampling points in a typical section of the study area

表 1　无人机采样与现场水样采集方案

Table 1　Drone sampling and on-site water sample collection plan

采集方案	无人机采样	现场水样采集
采样时间间隔	每月一次	每月一次
采样时间范围	2023 年夏季~2024 年秋季	2023 年夏季~2024 年秋季
采样空间分布	选取典型沟段,覆盖全部采样点区域	典型沟段共 120 个采样点
空间定位	飞行器自带 GPS 定位	手持 GPS 记录各采样点坐标
采样内容	多光谱反射率波段 Blue(R1,450nm)、Green(R2,555nm)、Red(R3,660nm)、Rededgeposition(R4,720nm)、Rededgeposition-750(R5,750nm)和 NIR(R6,840nm)	水质参数(TN、TP、EC、pH 值)
采样深度	水体表层,遥感反射率	水体表层
特殊要求	需确保飞行路径无遮挡、光照条件良好	选点无进出水口,保持水体静态状态

1.2.2　多光谱数据获取和处理　使用大疆经纬 M300RTK 无人机,利用其搭载的 MS600Pro 六通道多光谱传感器在研究区域上空飞行获取多光谱原始数据,飞行时间与采集水样时间同步.对无人机的飞行高度统一设置为 20m,飞行速度为 2.5m/s,飞行时间选择在上午 9:00~12:00,且晴朗无风、天气较好的时间段进行.无人机多光谱传感器包括 Blue(R1,450nm)、Green(R2,555nm)、Red(R3,660nm)、Rededgeposition(R4,720nm)、Rededgeposition-750(R5,750nm)和 NIR(R6,840nm)共 6 个光谱带数据.将无人机获取处理后的多光谱遥感影像导入 ENVI5.3 软件,根据 GPS 记录的经纬度坐标确定水面采样点.由于水体的流动性,单个像元值无法与地面样本进行比较[25],同时易受到局部水体特征的影响,如局部杂波、浮游植物、光照条件等,这些因素可能导致光谱反射率值的局部变化.经多次试验构建以采样点为中心的 20×20(PPI)矩阵作为 ROI 感兴趣区域,并将 ROI 区域内所有点的光谱反射率平均值作为采样点的光谱反射率数据,更全面地反映采样点附近水体的光谱特性,以减弱因取样造成的误差.

1.3　光谱参数选择与多参数统计回归模型构建

对光谱参数进行组合波段的构建进而筛选出对水质参数较为敏感的波段组合(显著水平 P<0.05).大多数研究所采用的遥感影像为 5 条光谱通道[26],由于本研究所搭载的为六通道多光谱传感器,故在以往研究的基础上增加 R5(750nm)波段并筛选不同波段组合.水质参数与光谱反射率之间的相关性在不同的水质条件下可能存在差异,通过结合多种水质参数和光谱反射率特征,以提高反演结果的准确性并通过交叉验证对异常值进行剔除.以光谱参数为自变量,水质参数为因变量构建模型并根据趋势线的 R^2 判断相关性达标的数据,从中筛选出最合适的光谱参数,并选择其对应的水质参数作为因变量[17].

以样本的最优光谱参数作为自变量进行多参数统计回归模型构建,以 TN、TP、EC、pH 值作为因变量,夏季分别以 $V4$、$V6$、$V1$、$V4$ 作为自变量,秋季分别以 $V15$、$V12$、$V18$、$V12$ 作为自变量进行 4 种函数模型的构建.针对每种水质参数分别构建一元线性回归模型(U),记为 U_{TN}、U_{TP}、U_{EC}、U_{pH};指数型函数模型(E),记为 E_{TN}、E_{TP}、E_{EC}、E_{pH};幂函数模型(P),记为 P_{TN}、P_{TP}、P_{EC}、P_{pH};多项式函数模型(PL),记为 PL_{TN}、PL_{TP}、PL_{EC}、PL_{pH}.

1.4 基于 XGBoost 和多参数统计回归耦合的水质参数反演模型

极限梯度提升(XGBoost)比经典 CART、Random forest 算法更适于非线性回归问题[27],是采用 bagging 和 boost 方法的集成树模型,利用损失函数的二阶泰勒展开来近似模型的负梯度,并将该负梯度作为前一轮模型残差进行学习.在此过程中,通过赋予前一轮回归树中预测准确性较低的样本更高的学习权重,以此来增强模型对难以预测样本的拟合能力,从而提高整体模型的精度.该过程通过多个回归树的串行迭代逐步调整模型偏差,直到损失函数收敛至预定的阈值[28].其显著改进之处在于通过二次元扩展和正则化来提高损失函数,进而提升模型收敛.计算公式[29]如下:

$$\psi(\varphi)=\sum_i l(y_i,A_i)+\sum_k \Omega(f_k) \tag{1}$$

式中:$\psi(\varphi)$为对输入特征 φ 的拟合目标最小化函数;$l(y_i,A_i)$为模型复杂度函数;y_i 为第 i 个样本点水质参数实测值;A_i 为第 i 个迭代信息;$\Omega(f_k)$为损失函数;f_k 为 k 折训练函数.对于$\Omega(f_k)$则通过最小化损失和正则化计算,如式(2):

$$\Omega\left(f_k\right)=\gamma \mathrm{T}+\frac{1}{2}\lambda\left\|\omega\right\|^2 \tag{2}$$

式中:γ 为决策树函数;T 为决策树叶节点数;λ 为层数;ω 为权重.目标函数最小化过程即是在第 t 次迭代训练中增加一个新的函数 $\Omega(f_t)$,如式(3):

$$\Psi^{(t)}=\sum_{i=1}^{n} l(y_i,A^{(t-1)})+f_t\left(x_i\right)+\Omega\left(f_t\right) \tag{3}$$

式中:t 为迭代次数;$A(t-1)$为前一步迭代最小化值;$f_t(x_i)$为第 t 次迭代输入的第 i 项参数;f_t 为 t 次训练函数.

$$\mathrm{y}_i=\sum_{k=1}^{K} f_k\left(x_i\right), f_k\left(x_i\right)\in F \tag{4}$$

式中:y_i 为模型预测值;i 为样本数量;K 为集成的回归树数量;x_i 为数据样本;F 为回归树构成的集合空间;f_k 为其中的某一棵回归树.

本次试验夏、秋季各 60 个采样点,训练集与验证集以 8:2 的比例进行随机分配,其中 48 个采样点作为训练集,剩余 12 个采样点作为验证集.随机分配训练集与验证集可以有效避免验证集过小对模型精度评估的影响并对训练集进行交叉验证确保模型评估更加全面.模型配置采用 gbtree 作为基学习器,基学习器数量设置为 100~400 个可调范围.学习率参数设定为 0.1~0.5 的连续区间,同时引入 L1 和 L2 正则化项,其系数范围均设为 1~2.在特征采样方面,保持样本特征采样率、树特征采样率和节点特征采样率均为 1,决策树的最大深度设置为 5~40 层的可调范围,以平衡模型复杂度和泛化能力,同时采用 Grid Search 方法对 XGBoost 模型的关键参数进行优化.自变量为光谱反射率,因变量为水质参数,基于 Spsspro 平台进行构建训练集与验证集,通过训练集数据来建立 XGBoost 回归模型并计算特征重要性,将建立的 XGBoost 回归模型应用到训练、验证数据,得到模型评估结果,利用 XGBoost 回归模型的 RMSE、MAE、R^2 指标来对模型进行评价.

结合 XGBoost 回归模型和多参数统计回归模型,构建水质反演关系.基于光谱相关性筛选出敏感波段,分别采用四种统计回归模型(包括一元线性回归模型、指数函数模型、幂函数模型和多项式函数模型)建立初步的水质反演模型,并对四种回归模型的特征重要性进行筛选,将筛选后的特征输入 XGBoost 回归模型进行训练,最终构建 SR-XGBoost 耦合模型,以优化水质反演关系.

1.5 数据融合方法及模型评价指标

为了验证水质参数反演结果的精度,XGBoost 模型、SR-XGBoost 模型使用 RMSE(均方根误差)、RRMSE(相对均方根误差)、MAE(平均绝对误差)、RMAE(相对平均绝对误差)对反演结果进行验证,计算公式如下:

$$R^2=1-\sum_{i=1}^{n}(y_i-y_i')^2\Big/\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y})^2 \tag{5}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(y_i-y_i')^2\Big/n} \tag{6}$$

$$\mathrm{RRMSE}=\mathrm{RMSE}\Big/\overline{y_i}\times 100\% \tag{7}$$

$$\mathrm{MAE}=\sum_{i=1}^{n}|y_i-y_i'|\Big/n \tag{8}$$

$$\mathrm{RMAE}=\mathrm{MAE}\Big/\overline{y_i}\times 100\% \tag{9}$$

式中:y_i 表示水质参数实测值;y_i 表示实测值的平均值;y_i'表示模型反演值;n 表示样本数量.

2　结果与分析

2.1　排水沟水质与光谱参数相关性分析

通过对无人机多光谱反射率进行 18 种光谱变换、构建光谱指数,并对波段及波段组合与水质参数进行相关性分析,筛选出对水质参数最敏感的波段组合(P<0.01).根据光谱参数与水质参数的 Pearson 相关性分析(表 2),结果表明夏季中 TN 与多个光谱参数呈负相关,相关性最强的相关系数为−0.353;TP 相关性最强的相关系数为−0.423;EC 相关性最强的相关系数为 0.477;pH 值相关性最强的相关系数为 0.339.秋季中 TN 相关性最强的相关系数为−0.419; TP 相关性最强的相关系数为−0.340;EC 相关性最强的相关系数为 0.458;pH 值相关性最强的相关系数为−0.384.相比来看,TP 在单波段的相关性平均较 TN 高 10.12%,EC 在单波段的相关性平均较 pH 值高 7.40%.其中 V3 波段(红波段)对夏秋两季的水质参数均无显著相关性.V9、V13 波段与水质参数相关性较差,说明仅基于绿波段、红波段和近红外波段的波段组合效果较差,不适用于本地区光谱指数构建.

表 2　夏、秋季水质参数与光谱参数相关性分析

Table 2　Correlation analysis between water quality parameters and spectral parameters in summer and autumn

光谱参数	计算公式	夏季				秋季			
		TN	TP	EC	pH 值	TN	TP	EC	pH 值
$V1$	R1	−0.239	−0.228	0.477**	−0.286*	0.272*	−0.269*	0.370**	−0.312*
$V2$	R2	−0.223	−0.335*	0.383**	−0.218	0.241	−0.273*	0.234	−0.192
$V3$	R3	−0.120	−0.199	0.233	−0.140	−0.160	0.152	0.218	−0.186
$V4$	R4	−0.353**	−0.409**	0.202	0.339**	−0.348**	0.334**	−0.226	0.307*
$V5$	R5	−0.234	−0.413**	0.423**	0.324*	−0.257*	0.327*	−0.248	−0.161
$V6$	R6	−0.231	−0.423**	0.369**	0.336*	−0.239	0.228	−0.297*	0.283*
$V7$	R3/R2	−0.322*	−0.147	0.412**	−0.140	−0.348**	−0.122	0.443**	−0.144
$V8$	R2+R6	0.337**	−0.414**	0.322*	0.235	0.366**	−0.329*	0.302*	0.226
$V9$	(R3+R6)/R2	0.228	−0.166	−0.213	0.211	0.249	0.131	−0.204	0.257*
$V10$	(R3+R2)/R6	−0.303*	0.047	0.317*	−0.233	−0.364**	−0.150	0.424**	−0.149
$V11$	(R3+R2)R6	0.210	−0.357**	0.344**	0.122	0.235	−0.248	0.208	0.135
$V12$	R1/(R6+R2)	0.065	0.265*	0.337**	0.315*	−0.127	−0.340**	0.224	−0.384**
$V13$	R3+R2	−0.163	−0.283*	0.213	0.111	0.168	−0.263*	0.147	−0.191
$V14$	R3+R2+R6	0.278*	−0.322*	0.251	0.047	0.333*	−0.302*	0.236	0.087
$V15$	R3/R6	−0.218	−0.115	0.316*	−0.179	−0.419**	−0.133	0.406**	−0.147
$V16$	R2/R1	−0.342**	−0.188	0.339**	0.203	−0.397**	−0.132	0.328*	0.241
$V17$	R6/R1	−0.194	−0.148	0.242	0.321*	0.216	0.156	−0.210	0.352**
$V18$	R3/R1	−0.235	−0.202	0.414**	−0.204	−0.227	−0.205	0.458**	0.225

注:** 在0.01级别(双尾),相关性极显著.* 在0.05级别(双尾),相关性显著.

2.2　多参数统计回归模型构建与分析

夏季分别选择 E_{TN4}、U_{TP6}、PL_{EC1}、E_{pH4} 作为 TN、TP、EC、pH 值的反演模型,R^2 分别为 0.492、0.569、0.555、0.700;秋季分别选择 PL_{TN15}、E_{TP12}、PL_{EC18}、PL_{pH12} 分别作为 TN、TP、EC、pH 值的反演模型,R^2 分别为 0.629、0.631、0.582、0.424,如表 3 所示.水质参数与光谱参数进行反演模型的构建 R^2 最高的反演模型均为指数型函数模型的拟合度最高.

利用 10 组检验数据的实测值与其分别对应模型的估测值进行拟合,检验结果如表 4 所示.统计回归模型对夏季 TP 的解释能力最高,R^2 达到了 0.708,夏季 pH 值的 R^2 也表现较强为 0.643.夏、秋两季 TN 模型的解释能力最低,R^2 均在 0.5 左右.RRMSE 表明,秋季模型的估测精度整体优于夏季模型,平均降低了 18.43%.

表 3 多参数统计回归模型构建

Table 3 Construction of a multivariable statistical regression model

参数	夏季				参数	秋季			
	模型	模型表达式	R^2	RMSE		模型	模型表达式	R^2	RMSE
TN	U_{TN4}	$y=37.539-0.05x$	0.454	0.188mg/L	TN	U_{TN15}	$y=38.111-0.488x$	0.624	0.484mg/L
	E_{TN4}	$y=1.448\cdot\exp(-x/4.326)+36.824$	0.492	0.183mg/L		E_{TN15}	$y=4.207\cdot\exp(-x/5.841)$	0.628	0.486mg/L
	P_{TN4}	$y=37.980\cdot x^{-0.012}$	0.487	0.182mg/L		P_{TN15}	$y=37.485\cdot x^{-0.021}$	0.573	0.517mg/L
	PL_{TN4}	$y=0.005x^2-0.138x+37.853$	0.486	0.185mg/L		PL_{TN15}	$y=0.046x^2-0.705x+38.289$	0.629	0.485mg/L
TP	U_{TP6}	$y=1.829-0.104x$	0.569	0.166mg/L	TP	U_{TP12}	$y=1.796-0.280x$	0.594	0.032mg/L
	E_{TP6}	$y=41343.453\cdot\exp(-x/0.276)+1.290$	0.167	0.232mg/L		E_{TP12}	$y=0.386\cdot\exp(-x/0.511)+1.505$	0.631	0.031mg/L
	P_{TP6}	$y=1.273\cdot x^{0.022}$	0.201	0.252mg/L		P_{TP12}	$y=1.564\cdot x^{-0.075}$	0.630	0.030mg/L
	PL_{TP6}	$y=0.037x^2-0.424x+2.428$	0.198	0.241mg/L		PL_{TP12}	$y=0.258x^2-0.557x+1.865$	0.627	0.030mg/L
EC	U_{EC1}	$y=3.169+0.264x$	0.533	0.123mS/cm	EC	U_{EC18}	$y=1.488+0.928x$	0.543	0.304mS/cm
	E_{EC1}	$y=0.783\cdot\exp(x/1.426)+3.845$	0.550	0.123mS/cm		E_{EC18}	$y=1.438\cdot\exp(x/0.080)$	0.553	0.414mS/cm
	P_{EC1}	$y=3.469\cdot x^{0.069}$	0.538	0.124mS/cm		P_{EC18}	$y=2.446\cdot x^{0.397}$	0.515	0.314mS/cm
	PL_{EC1}	$y=-0.116x^2+0.518x+3.059$	0.555	0.122mS/cm		PL_{EC18}	$y=0.864x^2-1.049x+2.509$	0.582	0.294mS/cm
pH 值	U_{pH4}	$y=7.549+0.074x$	0.650	0.165	pH 值	U_{pH12}	$y=8.530+0.348x$	0.361	0.075
	E_{pH4}	$y=1.863\cdot\exp(x/5.120)+8.597$	0.700	0.154		E_{pH12}	$y=0.462\cdot\exp(x/0.326)$	0.420	0.073
	P_{pH4}	$y=7.019\cdot x^{0.074}$	0.692	0.154		P_{pH12}	$y=8.822\cdot x^{0.017}$	0.415	0.072
	PL_{pH4}	$y=-0.007x^2+0.191x+7.102$	0.167	0.231		PL_{pH12}	$y=-0.569x^2+0.922x+8.401$	0.424	0.071

表 4 水质多参数统计回归模型精度检验

Table 4 Accuracy validation of the multivariable statistical regression model for water quality

水质参数	夏季				水质参数	秋季			
	模型	R^2	RMSE	RRMSE		模型	R^2	RMSE	RRMSE
TN	E_{TN4}	0.494	0.261mg/L	0.68%	TN	PL_{TN15}	0.503	0.269mg/L	0.72%
TP	U_{TP6}	0.708	0.418mg/L	22.59%	TP	E_{TP12}	0.688	0.104mg/L	7.17%
EC	PL_{EC1}	0.604	0.287mS/cm	9.23%	EC	PL_{EC18}	0.557	0.172mS/cm	7.20%
pH 值	E_{pH4}	0.643	0.241	3.00%	pH 值	PL_{pH12}	0.526	0.151	1.98%

2.3 XGBoost 水质反演模型构建与分析

通过 XGBoost 模型对不同波段水质参数相关性的重要性进行分析,能够量化每个预测变量对模型预测性能的贡献情况,从而识别出对目标变量影响较大的关键指标.通过筛选出重要波段,提高模型的泛化能力和预测精度,利用 XGBoost 模型对所构建的 $V1$~$V18$ 单通道波段及组合波段的特征重要性进行筛选,分别筛选出对水质参数 TN、TP、EC、pH 值影响最大的单通道波段及组合波段,结果如图 2 所示.对夏季水质参数 TN、TP、EC、pH 值影响最大的单通道波段分别为 $V4$、$V5$、$V6$、$V5$,对秋季水质参数影响最大的波段分别为 $V6$、$V3$、$V3$、$V2$;对夏季水质参数 TN、TP、EC、pH 值影响最大的波段组合分别为 $V12$、$V11$、$V16$、$V17$;对秋季水质参数影响最大的波段组合分别为 $V15$、$V17$、$V18$、$V13$.

由表 5 可看出,经过训练后,各组模型的 R^2、MAE、RMSE 等指标趋于稳定,并符合预设的误差要求,有效地反映模型误差性能的稳定性和较好的拟合效果.单波段-XGBoost 训练集 R^2 平均值为 0.675,RRMSE 平均值为 5.75%,RMAE 平均值为 6.40%;验证集 R^2 平均值为 0.686,RRMSE 平均值为 5.98%,RMAE 平均值为 5.97%.组合波段-XGBoost 模型较单波段-XGBoost R^2 的训练集提高了 6.81%,验证集提高了 6.68%,RRMSE 的平均训练集降低了 1.63%,验证集降低了 2.21%.夏、秋两季组合波段-XGBoost 模型优于单波段-XGBoost,R^2 平均提高了 7.02%.

夏季模型中 TN、TP、EC、pH 值 R^2 的平均值分别为 0.684、0.682、0.739、0.660,RRMSE 分别为 0.67%、10.47%、7.25%、2.36%;秋季模型中 TN、TP、EC、pH 值 R^2 的平均值分别为 0.732、0.721、

0.761、0.736,RRMSE 分别为 0.48%、8.19%、8.06%、1.78%,夏季 R^2 的平均值为 0.691,RRMSE 为 5.19%;秋季模型 R^2 的平均值为 0.738,RRMSE 为 4.63%,对比发现秋季模型优于夏季模型,秋季模型较夏季模型的 R^2 平均提高了 4.70%,RRMSE 平均降低了 0.56%.

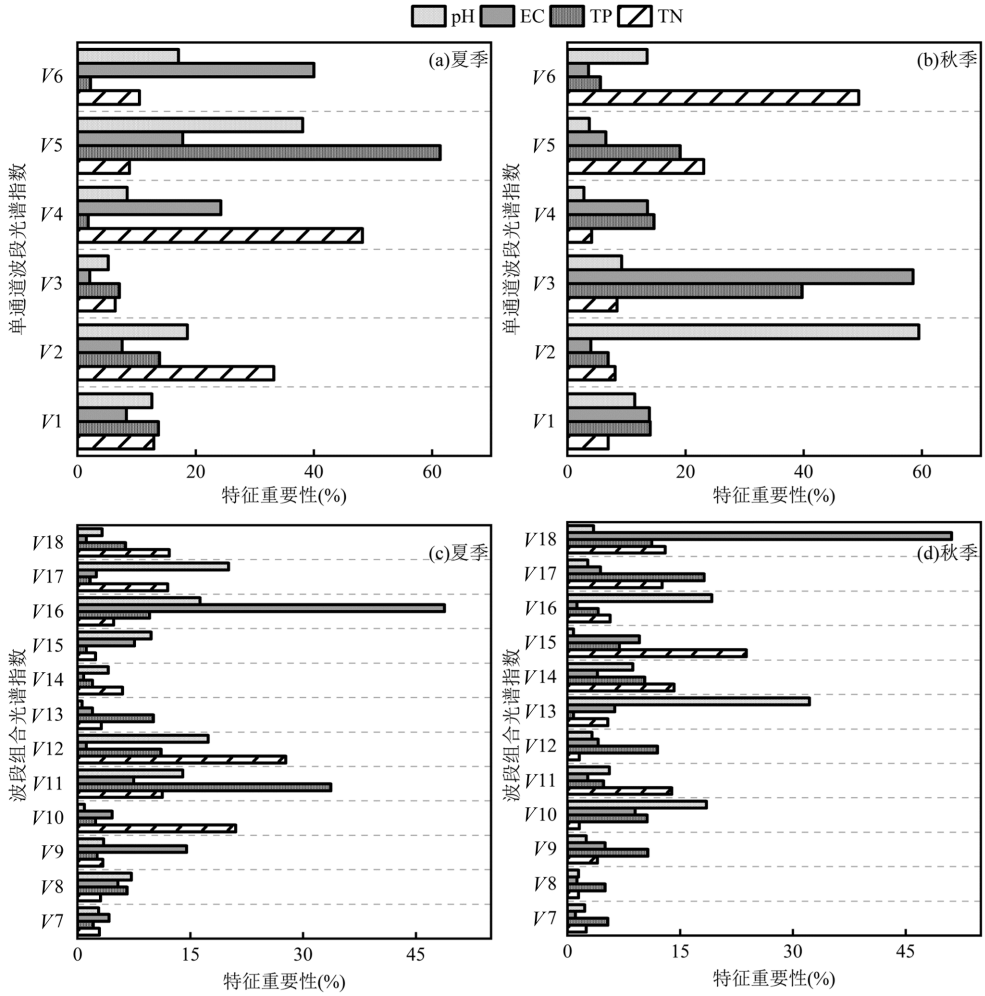


图 2　夏、秋两季单通道波段及组合波段特征重要性

Fig.2　Feature importance of single and combined bands in summer and autumn

表 5　夏、秋两季 XGBoost 单通道波段及组合波段水质参数预测结果对比

Table 5　Comparison of water quality parameter prediction results for single and combined bands using XGBoost in summer and autumn

XGBoost 模型		评价指标	单波段				组合波段			
			TN	TP	EC	pH 值	TN	TP	EC	pH 值
夏季	训练集	R^2	0.622	0.634	0.719	0.619	0.719	0.738	0.734	0.676
		MAE	0.376mg/L	0.223mg/L	0.249mS/cm	0.186	0.206mg/L	0.166mg/L	0.173mS/cm	0.190
		RMAE	0.98%	12.05%	8.00%	2.32%	0.53%	8.97%	5.56%	2.37%
		RMSE	0.329mg/L	0.274mg/L	0.253mS/cm	0.265	0.236mg/L	0.143mg/L	0.203mS/cm	0.179
		RRMSE	0.85%	14.81%	8.14%	3.30%	0.61%	7.73%	6.53%	2.23%
	验证集	R^2	0.629	0.632	0.746	0.632	0.764	0.723	0.755	0.714
		MAE	0.288mg/L	0.204mg/L	0.272mS/cm	0.224	0.238mg/L	0.185mg/L	0.249mS/cm	0.126
		RMAE	0.75%	11.03%	8.75%	2.79%	0.62%	10.00%	8.00%	1.57%
		RMSE	0.201mg/L	0.229mg/L	0.241mS/cm	0.193	0.267mg/L	0.129mg/L	0.204mS/cm	0.121
		RRMSE	0.52%	12.38%	7.75%	2.41%	0.69%	6.97%	6.56%	1.51%

续表 5

XGBoost 模型		评价指标	单波段				组合波段			
			TN	TP	EC	pH 值	TN	TP	EC	pH 值
秋季	训练集	R^2	0.677	0.658	0.753	0.717	0.777	0.766	0.801	0.732
		MAE	0.332mg/L	0.261mg/L	0.179mS/cm	0.114	0.185mg/L	0.114mg/L	0.100mS/cm	0.122
		RMAE	0.89%	18.00%	7.49%	1.50%	0.50%	7.86%	4.18%	1.60%
		RMSE	0.232mg/L	0.107mg/L	0.197mS/cm	0.205	0.184mg/L	0.084mg/L	0.198mS/cm	0.101
		RRMSE	0.62%	7.38%	8.24%	2.69%	0.49%	5.79%	8.28%	1.33%
	验证集	R^2	0.706	0.707	0.721	0.716	0.768	0.753	0.768	0.778
		MAE	0.308mg/L	0.176mg/L	0.211mS/cm	0.200	0.154mg/L	0.164mg/L	0.154mS/cm	0.109
		RMAE	0.83%	12.14%	8.83%	2.62%	0.41%	11.31%	6.44%	1.43%
		RMSE	0.154mg/L	0.199mg/L	0.208mS/cm	0.148	0.152mg/L	0.085mg/L	0.168mS/cm	0.088
		RRMSE	0.41%	13.72%	8.70%	1.94%	0.41%	5.86%	7.03%	1.15%

2.4 SR-XGBoost 耦合模型构建及模型对比

SR-XGBoost 耦合模型训练结果如表 6 所示.反演模型中夏季的 R^2 在 0.814~0.834 之间,平均值为 0.825,RMAE 的平均值为 3.43%,RRMSE 的平均值为 4.22%,其中 U_{EC1} 模型与 XGBoost 回归模型耦合的精度最高,R^2 平均为 0.826; 秋季的 R^2 在 0.862~0.962 之间,平均值为 0.927,RMAE 的平均值为 1.71%,RRMSE 的平均值为 2.47%,其中 U_{TN15} 模型与 XGBoost 回归模型耦合的精度最高,R^2 平均为 0.955.

表 6 夏、秋两季 SR-XGBoost 耦合模型构建

Table 6 Construction of the SR-XGBoost coupled model in summer and autumn

季节	参数	模型	训练集					验证集				
			R^2	MAE	RMAE	RMSE	RRMSE	R^2	MAE	RMAE	RMSE	RRMSE
夏季	TN	U_{TN4}	0.831	0.159mg/L	0.41%	0.185mg/L	0.48%	0.817	0.137mg/L	0.36%	0.180mg/L	0.47%
	TP	U_{TP6}	0.814	0.142mg/L	7.68%	0.178mg/L	9.62%	0.835	0.150mg/L	8.10%	0.202mg/L	10.92%
	EC	U_{EC1}	0.828	0.127mS/cm	4.08%	0.132mS/cm	4.24%	0.823	0.102mS/cm	3.28%	0.123mS/cm	3.95%
	pH 值	U_{pH4}	0.834	0.141	1.76%	0.153	1.91%	0.815	0.143	1.78%	0.176	2.19%
秋季	TN	U_{TN15}	0.962	0.108mg/L	0.29%	0.131mg/L	0.35%	0.947	0.052mg/L	0.14%	0.088mg/L	0.24%
	TP	U_{TP12}	0.862	0.068mg/L	4.69%	0.084mg/L	5.79%	0.922	0.019mg/L	1.31%	0.063mg/L	4.34%
	EC	PL_{EC18}	0.912	0.078mS/cm	3.26%	0.105mS/cm	4.39%	0.953	0.066mS/cm	2.76%	0.076mS/cm	3.18%
	pH 值	PL_{pH12}	0.934	0.075	0.98%	0.070	0.92%	0.925	0.016	0.21%	0.041	0.54%

表 7 单波段-XGBoost 模型、组合波段-XGBoost 模型、SR-XGBoost 耦合模型反演结果对比

Table 7 Comparison of inversion results for single-band-XGBoost, combined-band-XGBoost, and SR-XGBoost coupled models

水质参数	季节	单波段-XGBoost 模型		组合波段-XGBoost 模型		SR-XGBoost 耦合模型	
		R^2	RRMSE(%)	R^2	RRMSE(%)	R^2	RRMSE/(%)
TN	夏季	0.629	0.69	0.764	0.65	0.817	0.48
	秋季	0.706	0.52	0.768	0.45	0.947	0.3
TP	夏季	0.632	13.6	0.723	7.35	0.834	10.27
	秋季	0.707	10.55	0.753	5.83	0.922	5.07
EC	夏季	0.746	7.95	0.755	6.55	0.823	4.1
	秋季	0.721	8.47	0.768	7.66	0.943	3.79
pH 值	夏季	0.632	2.86	0.714	1.87	0.815	2.05
	秋季	0.716	2.32	0.778	1.24	0.925	0.73

本研究采用了单波段、组合波段及多参数统计回归与 XGBoost 耦合的三种方法分别对水质参数 TN、TP、EC、pH 值进行反演构建模型.通过 R^2 和 RRMSE 指标对模型进行精度检验与评价,如表 7 所示.SR-XGBoost 耦合模型训练集 R^2 平均值为 0.872,RRMSE 平均值为 3.46%;验证集 R^2 平均值为 0.880,RRMSE 平均值为 3.23%.SR-XGBoost 耦合模型较单波段-XGBoost 及组合波段-XGBoost 模型 R^2 的训练集分别提高了 19.70%、12.90%,验证集分别提高了 19.40%、12.70%,RRMSE 的训练集平均降低了 2.29%、0.66%,验证集平均降低了 2.75%、0.54%,夏秋两季 SR-XGBoost 耦合模型优于单波段-XGBoost 及组合波段-XGBoost 模型,R^2 分别提高了

19.34%、12.66%.SR−XGBoost 耦合模型中秋季模型 R^2 的平均值为 0.937,RRMSE 为 2.47%;夏季模型 R^2 的平均值为 0.822,RRMSE 为 4.23%,秋季模型较夏季模型平均提高 11.50%,RRMSE 平均降低 1.76%.对比发现 SR−XGBoost 模型在所有场景中表现最优,且三种模型均为秋季精度高于夏季.

2.5　水质参数及水质情况时空变化分析与评价

对研究区内选取的典型沟道进行水质评价,该排水沟的水质参数存在明显的时空差异.如图 3 所示,颜色越深表示水质参数浓度越大.所选典型沟道的流向为自东向西流动.由于流速差异,上游水体污染物未充分沉淀或分散,导致夏、秋季污染物浓度分布表现均为上游污染物浓度明显高于下游,上游地区的污染物直接进入水流,在水流中没有被大规模沉淀或扩散,造成下游污染物浓度呈现中间较高、两侧较低的分布趋势.夏季 TN、TP、EC 和 pH 值的变异系数分别为 1.15%、23.92%、12.33%和 5.07%;秋季分别为 2.27%、20.55%、23.27%和 4.10%.总体来看,TN 和 pH 值在夏、秋两季较为稳定,TP 在秋季的变异系数有所降低,表明其季节性波动趋于减弱.相比之下,EC 的变异系数在秋季显著上升,显示出更强的季节性波动特征.夏季 TN、TP、EC、pH 值的平均值分别为 38.3mg/L、1.85mg/L、3.25mS/cm、8.02,秋季 TN、TP、EC、pH 值的平均值分别为 37.14mg/L、1.45mg/L、2.39mS/cm、7.62,对比发现夏季水质参数浓度均高于秋季(图 4).

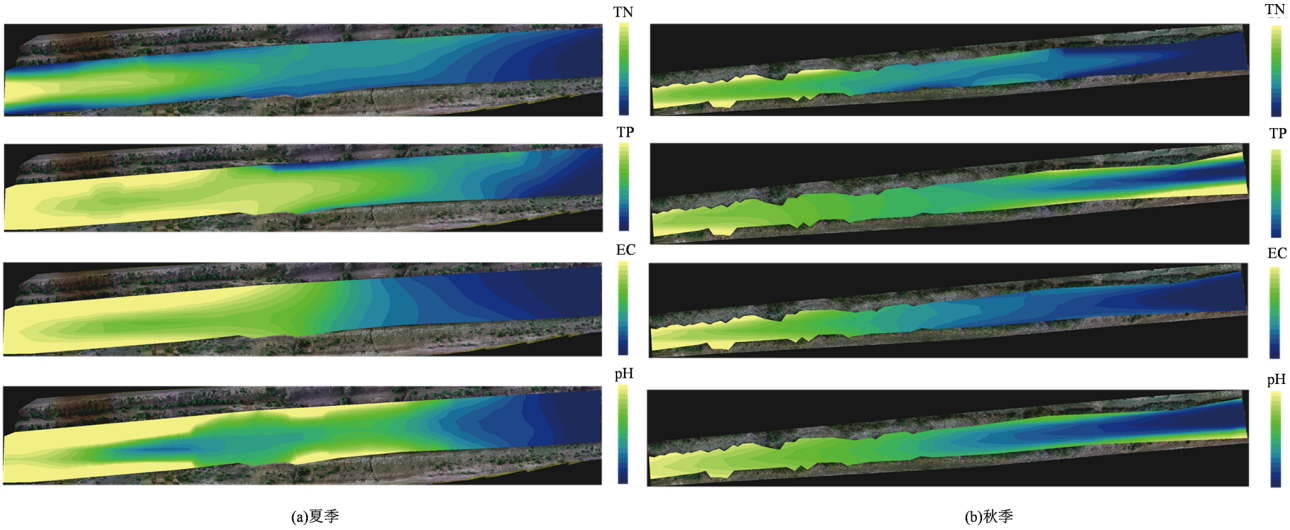
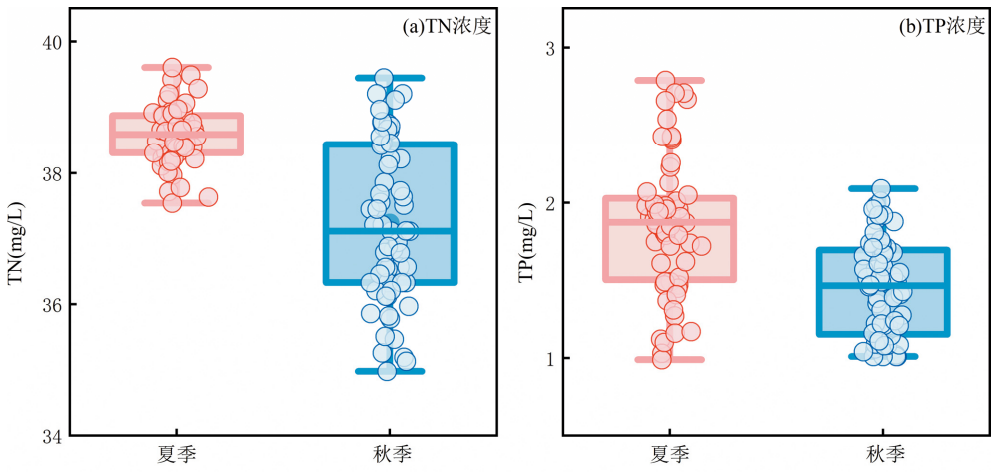


图 3　夏、秋季 TN、TP、EC、pH 值浓度分布情况

Fig.3　Distribution of TN、TP、EC and pH concentrations in summer and autumn



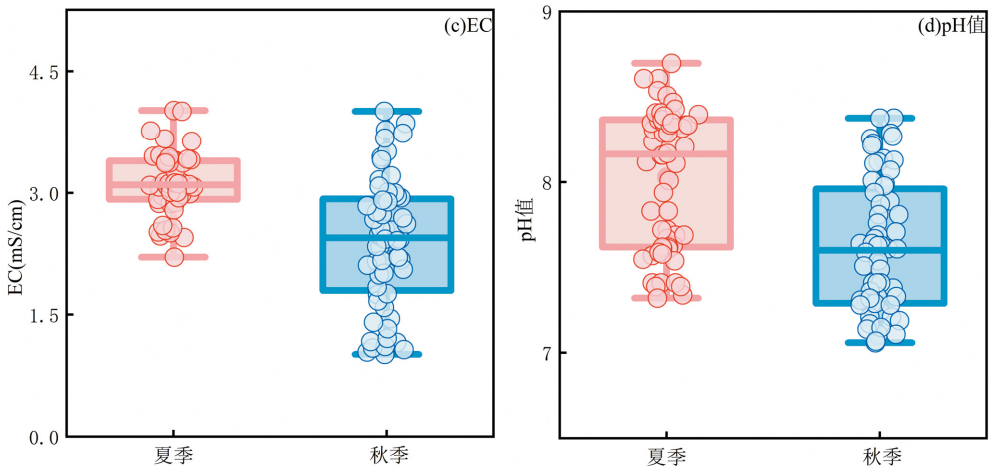


图 4 排水沟水质参数浓度变化箱型图

Fig.4 Boxplot of water quality parameter concentration variations in drainage ditches

3 讨论

随着对水质光谱特征研究的深入,通过光谱参数与水质参数的相关关系,建立水质参数的反演模型,进而对该地区水质时空变化情况进行监测,已成为近年来的研究热点.与单波段模型相比,波段组合模型在所有水质参数的反演中均实现了精度的提升,验证了多波段组合能够更有效地捕捉水质变化的特征.殷子瑶等[30]使用经验回归的方法分别构建了悬浮物和透明度的反演模型,发现波段组合比单一波段所构建的模型精度更高.SR-XGBoost 耦合模型在各项指标中均表现最优,反演精度显著高于单一的机器学习模型和传统经验算法,与陈方方等[14]使用实测水质数据并同步匹配经 Acolite 大气校正后的 Sentinel-3OLCI(OLCI),结合 412~885nm 遥感反射率与支持向量机算法、经验算法以及半分析算法构建查干湖悬浮物、浊度、透明度以及叶绿素 a 的高精度反演模型,发现与经验、半分析算法相比,机器学习算法精度提高的研究结果相一致.本研究进一步证实,耦合模型结合了统计回归的解释性和 XGBoost 的非线性特征提取能力,能够显著提高水质反演的稳定性和适应性,尤其在复杂环境条件下更具优势.

值得注意的是,季节性变化对水质参数的反演产生了显著影响.研究结果表明,夏季反演模型的整体精度低于秋季,这可能与夏季水体藻类和水生植物生长旺盛、光谱信号复杂性增强有关.由于植物会吸收或反射某些光谱波段[35],茂盛的水生植物可能增加光谱信号的复杂性,从而干扰模型的拟合效果.对污染物浓度相同的水体来说夏秋两季所获取的光谱反射率会有较大差异.同时,水体中的污染物浓度分布不均匀,夏季水生植物覆盖较广时,污染物可能被植物遮挡或集中在特定区域,导致模型难以精确捕捉水质变化,造成构建的秋季反演模型总体上高于夏季反演模型.夏季中 TN 与多个光谱参数呈负相关,而在秋季,TN 浓度与部分光谱参数的相关性转为正相关,这一变化与季节性因素及水体特性变化密切相关[33].夏季水体的高温和生物活性促进了 TN 的转化或降解[34],从而导致其与光谱参数的负相关.而在秋季,温度下降,水体的生物活性减弱,TN 浓度相对稳定,导致与光谱参数的正相关.此外,秋季的降水和其他环境因素改变了水体的物理化学性质,如浑浊度和透明度,影响了光谱反射特性和水质参数之间的关系.季节性因素在水质参数反演中不可忽视,尤其在制定大范围应用策略时,需要结合季节特征对模型进行适配和优化.

夏季水质整体劣于秋季的现象与周边农田的施肥规律密切相关.常规肥料的大量施用会导致严重的环境问题,如地下水污染、土壤退化和水体富营养化[31].农田面源污染是影响地表水环境的重要因素.雨水侵蚀和地表径流是农田肥料流失的重要方式,也是氮和磷污染的主要原因[32].夏季为农作物生长旺季,氮肥、磷肥的大量施用以及暴雨径流,导致排水沟内 TN、TP 浓度显著升高.秋季施肥活动减少,同时河套灌区的秋浇现象导致排水沟水体得到一定稀释,污染物浓度下降.《地表水环境质量标准》

(GB 3838-2002)评价结果显示,研究区内 TN、TP 均超过Ⅴ类标准,水质污染严重.结合实地调查结果,沟道内污染物主要来源于周边农田的肥料流失,这与沟道内芦苇、香蒲等水生植物的富集效应共同作用,解释了水质参数的空间变化特征.

综上所述,SR-XGBoost 模型在农田排水沟水质参数反演中展现出优越的性能,适用于高精度水质动态监测.季节性因素显著影响反演模型的精度,在实际应用中需根据季节调整模型参数或采用季节性分模型策略.同时,本研究揭示的污染物空间分布及来源特征,为农田面源污染治理提供了重要科学依据.

4　结论

4.1　通过光谱反射率与实测水质数据进行相关性分析发现,夏季与 TN、TP、EC、pH 值相关性最高的光谱组合波段分别为 $V4$、$V6$、$V1$、$V4$;秋季与 TN、TP、EC、pH 值相关性最高的光谱组合波段分别为 $V15$、$V12$、$V18$、$V12$.以相关性最高的波段分别构建统计回归模型,模型 R^2 均在 0.450~0.810 之间.夏季和秋季的平均 RMSE 表明,夏季比秋季提高了 12.80%,平均值为 30.18%.

4.2　SR-XGBoost 耦合反演模型均优于基于单波段-XGBoost 反演模型和组合波段-XGBoost 所构建的反演模型.基于 SR-XGBoost 耦合反演模型的夏、秋两季反演模型与基于单波段-XGBoost 反演模型和组合波段-XGBoost 反演模型相比 R^2 分别提高了 19.34%、12.66%,RRMSE 分别降低了 2.52%和 0.60%.

4.3　夏季水质参数在单波段-XGBoost 反演模型、组合波段-XGBoost 反演模型和 SR-XGBoost 耦合反演模型中的 R^2 的平均值分别为 0.654、0.691、0.825,秋季 R^2 的平均值分别为 0.707、0.738、0.927,秋季三种模型的 R^2 均高于夏季模型.夏季 TN、TP、EC 和 pH 值的变异系数分别为 1.15%、23.92%、12.33%和 5.07%;秋季分别为 2.27%、20.55%、23.27%和 4.10%.总体来看,TN 和 pH 值在夏、秋两季较为稳定,TP 在秋季的变异系数有所降低,表明其季节性波动趋于减弱,EC 的变异系数在秋季显著上升,显示出更强的季节性波动特征.河套灌区典型排水沟道夏、秋季污染物总体为上游污染物浓度高于下游污染物浓度,同时夏季的水质情况比秋季的水质情况具有明显的时空差异,夏季的水质情况与秋季的水质情况相比较差.

参考文献:

[1] 李　娜,田云龙,张　蕾,等.中国化肥减量增效行动与技术研究[J/OL]. 农业资源与环境学报, 2025,42(1):1-10.
Li N, Tian Y L, Zhang L, et al. Research on action and technology for reducing fertilizer usage and enhancing efficiency in China [J/OL]. Journal of Agricultural Resources and Environment, 2025,42(1):1-10.

[2] Liu J G, You L Z, Amini M, et al. A high-resolution assessment on global nitrogen flows in cropland [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2010,107(17):8035-8040.

[3] 李宝玲,杨丽虎,宋献方,等.沙颍河典型河段河岸带土壤理化性质对地下水氮污染的影响 [J]. 中国环境科学, 2024,44(7):3955-3965.
Li B L, Yang L H, Song X F, et al. The influence of soil physics and chemical properties on groundwater nitrogen pollution in the riparian zone of Shaying River [J]. China Environmental Science, 2024,44(7):3955-3965.

[4] 侯聪宇,刘海霞,赵　健,等.黄河流域河套灌区农业面源污染模拟的难点与重点分析 [J]. 环境科学研究, 2024,37(1):73-79.
Hou C Y, Liu H X, Zhao J, et al. Difficulties and critical points of agricultural nonpoint source pollution in Hetao irrigation district, Yellow River Basin [J]. Research of Environmental Sciences, 2024,37(1):73-79.

[5] 许尔琪.土地利用对水体营养物影响的研究进展 [J]. 中国生态农业学报(中英文), 2019,27(12):1880-1891.
Xu E Q. Research progress in the impact of land use on water nutrients [J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2019,27(12):1880-1891.

[6] 王风霞,夏卓异,郭雨辉,等.基于 GEE 的中国南海水质反演与富营养化评价 [J]. 中国环境科学, 2022,42(2):826-833.
Wang F X, Xia Z Y, Guo Y H, et al. Water quality inversion and eutrophication assessment of The South China Sea based on GEE [J]. China Environmental Science, 2022,42(2):826-833.

[7] 曹　引,冶运涛,赵红莉,等.内陆水体水质参数遥感反演集合建模方法 [J]. 中国环境科学, 2017,37(10):3940-3951.
Cao Y, Ye Y T, Zhao H L, et al. Ensemble modeling methods for remote sensing retrieval of water quality parameters in inland water [J]. China Environmental Science, 2017,37(10):3940-3951.

[8] 王思梦,秦伯强.湖泊水质参数遥感监测研究进展 [J]. 环境科学, 2023,44(3):1228-1243.
Wang S M, Qin B Q. Research progress on remote sensing monitoring of lake water quality parameters [J]. Environmental Science, 2023,44(3):1228-1243.

[9] Abayazid, Hala O.Ahmed El-Adawy.Assessment of a non-optical water quality property using space-based imagery in Egyptian coastal lake [J]. Journal of Water Resource and Protection, 2019,11(6):713-727.

[10] 陈　艳,刘绥华,王　堃,等.基于 Landsat 卫星影像的草海水质遥感反演及营养状态评价 [J]. 水生态学杂志, 2020,41(3):24-31.
Chen Y, Liu S H, Wang K, et al. Remote sensing of Caohai Lake water quality using Landsat satellite images [J]. Journal of Hydroecology, 2020,41(3):24-31.

[11] Bourouhou I, Salmoun F. Sea water quality monitoring using remote sensing techniques: A case study in Tangier-Ksar Sghir coastline [J]. Environ Monit Assess, 2021,193:557.

[12] Sivakumar R, Prasanth BRSV, Ramaraj M. An empirical approach for

deriving specific inland water quality parameters from high spatio-spectral resolution image [J]. Wetlands Ecol Manage, 2022,30:405–422.

[13] 乔 智,姜群鸥,律可心,等.无人机高光谱遥感和集成深度置信神经网络算法用于密云水库水质参数反演 [J]. 光谱学与光谱分析, 2024,44(7):2066-2074.
Qiao Z, Jiang Q O, Lü K X, et al. Retrieval model for water quality parameters of Miyun reservoir based on UAV hyperspectral remote sensing data and deep neural network algorithm [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024,44(7):2066-2074.

[14] 陈方方,王 强,宋开山,等.基于 Sentinel-3OLCI 的查干湖水质参数定量反演 [J]. 中国环境科学, 2023,43(5):2450-2459.
Chen F F, W Q, Song K S, et al. Quantitative inversion of water quality in Lake Chagan using Sentinel-3OLCI imagery [J]. China Environmental Science, 2023,43(5):2450-2459.

[15] 赵 力,卢修元,谭 海,等.利用高分一号卫星与 XGBoost 模型的水体总氮和总磷监测技术 [J]. 遥感信息, 2021,36(2):96-103.
Zhao L, Lu X Y, Tan H, et al. Water quality monitoring technology based on GF-1satellite and XGBoost model [J]. Remote Sensing Information, 2021,36(2):96-103.

[16] 王春玲,史锴源,明 星,等.基于机器学习的水体化学需氧量高光谱反演模型对比研究 [J]. 光谱学与光谱分析, 2022,42(8):2353-2358.
Wang C L, Shi K Y, Ming X, et al. A comparative study of the COD hyperspectral inversion models inwater based on the maching learning [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022,42(8):2353-2358.

[17] 张 乐,雷金睿,陈毅青,等.基于无人机多光谱数据的水质参数反演与评价—以海口市永庄水库为例 [J]. 中国环境科学, 2023,43(S1):258-267.
Zhang L, Lei J R, Chen Y Q, et al. Inversion and evaluation of water quality parameters based on UAV multispectral data: A case study of Yongzhuang Reservoir in Haikou [J]. China Environmental Science, 2023,43(S1):258-267.

[18] 黄振辉,杨小红,王力哲,等.小样本下大冶湖非光学活性水质参数反演与时空变化分析 [J]. 长江流域资源与环境, 2024,33(1):102-113.
Huang Z H, Yang X H, Wang L Z, et al. Inversion and spatiotemporal variation of non-optically active water quality parameters in Daye Lake with small samples [J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2024,33(1):102-113.

[19] 赵敬皓,王娜娜,蒋嘉铭,等.基于 Bayesian Opt-XGBoost 的煤电机组碳排放因子预测 [J]. 中国环境科学, 2024,44(1):417-426.
Zhao J H, Wang N N, Jiang J M, et al. Prediction of coal-fired power units carbon emission factor based on BayesianOpt-XGBoost [J]. China Environmental Science, 2024,44(1):417-426.

[20] 徐宗宝.基于混合优化 BP 神经网络的水质预测系统的研究与实现 [D]. 北京:北京工业大学, 2020.
Xu Z B. Research and realization of water quality prediction system based on hybrid optimized BP neural network [D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2020.

[21] 李 军,刘丛强,王仕禄,等.太湖水体溶解营养盐(N,P,Si)的冬,夏二季变化特征及其与富营养化的关系 [J]. 地球与环境, 2005,33(1):5.
Li J, Liu C Q, Wang S L, et al. Seasonal variations in composition and distribution of dissolved nutrients in the water column of TaiHu Lake, China [J]. Earth and Environment, 2005,33(1):5.

[22] YangH B, Kong J L, Hu H H, et al. A review of remote sensing for water quality retrieval: Progress and challenges [J]. Remote Sensing, 2022,14(8):1770.

[23] 张佳慧.河套灌区面源污染监测点位优化及模型模拟研究 [D]. 呼和浩特:内蒙古大学, 2022.
Zhang J H. Optimization of monitoring points and model simulation of non-point source pollution in Hetao Irrigation Area [D]. Hohhot: Inner Mongolia University, 2022.

[24] Jin J Y, Tian X, Liu G L, et al. Novel ecological ditch system for nutrient removal from farmland drainage in plain area: Performance and mechanism [J]. Journal of Environmental Management, 2022, 318(15):115638

[25] Wang Y P, Xia H, Fu J M, et al. Water quality change in reservoirs of Shenzhen, China: Detection using LANDSAT/TM data [J]. Science of the Total Environment, 2004,328(1-3):195-206.

[26] 章佩丽,宋亮楚,王 昱,等.基于无人机多光谱的城市水体典型河道水质参数反演模型构建 [J]. 环境污染与防治, 2022,44(10):1351-1356.
Zhang P L, Song L C, Wang Yu, et al. Establishment of inversion model for water quality parameters in typical urban rivers based on unmanned aerial vehicle multispectral data [J]. Environmental Pollution and Control, 2022,44(10):1351-1356.

[27] Abedi R, Costache R, Shafizadeh-Moghadam H, et al. Flash-flood susceptibility mapping based on XGBoost, random forest and boosted regression trees [J]. Geocarto International, 2022,37(19):5479-5496.

[28] Bentejac, Candice, Anna Csorgo, et al. A comparative analysis of gradient boosting algorithms [J]. Artificial Intelligence Review, 2021, 54(3):1937-1967.

[29] 黄昕晰,应晗婷,夏 凯,等.基于无人机多光谱影像和 OPT-MPP 算法的水质参数反演 [J]. 环境科学, 2020,41(8):3591-3600.
Huang X X, Ying H T, Xia K, et al. Inversion of water quality parameters based on UAV multispectral images and the OPT-MPP algorithm [J]. Environmental Science, 2020,41(8):3591-3600.

[30] 殷子瑶,李俊生,范海生,等.珠海一号高光谱卫星的于桥水库水质参数反演初步研究 [J]. 光谱学与光谱分析, 2021,41(2):494-498.
Yin Z Y, Li J S, Fan H S, et al. Preliminary study on water quality parameter inversion for the YuqiaoReservoir based on Zhuhai-1hyperspectral satellite data [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021,41(2):494-498.

[31] Badawy S A, Zayed B A, Bassiouni S M, et al. Influence of nano silicon and nano selenium on root characters, growth, ion selectivity, yield, and yield components of rice (*Oryza sativa* L) under salinity conditions [J]. Plants, 2021,10(8):1657.

[32] Sun Y Y, Yu S E, Chen J, et al. Changes of nitrogen and phosphorus concentrations in surface drainage from paddy field under different irrigation and drainage modes [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2015,42(5):455-459.

[33] 肖 潇,徐 坚,赵登忠,等.汉江中下游典型河段水环境遥感评价 [J]. 长江科学院院报, 2016,33(1):31-37.
Xiao X, Xu J, Zhao D Z, et al. Remote sensing assessment of water quality for typical segmentsin the middle and lower reaches of Haniiang River [J]. Journal of Yangtze River Scientifie Research Institute, 2016,33(1):31-37.

[34] Guo J, Wang L, Yang L, et al. Spatial-temporal characteristics of nitrogen degradation in typical Rivers of Taihu Lake Basin, China [J]. Science of the Total Environment, 2020,713:136456.

[35] 邱思静,胡 涛,胡熠娜,等.从光谱指数到融合数据集的全球植被遥感数据产品 [J]. 地理学报, 2022,77(5):1102-1119.
Qiu S J, Hu T, Hu Y N, et al. Remote sensing based global vegetation products:From vegetation spectral index to fusion datasets [J]. Acta Geographica Sinica, 2022,77(5):1102-1119.

作者简介：李欣璐(2001-),女,内蒙古包头人,内蒙古农业大学硕士研究生,研究方向为环境遥感.lixinlu0224@163.com.