

# 基于无人机高光谱遥感技术对内陆养殖池塘水质监测的研究\*

刘梅<sup>1</sup> 马启良<sup>2</sup> 原居林<sup>1</sup> 倪蒙<sup>1</sup> 练青平<sup>1</sup> 郭爱环<sup>1</sup>

(1. 农业农村部淡水渔业健康养殖重点实验室 浙江省鱼类健康与营养重点实验室 浙江省淡水水产研究所 浙江湖州 313001; 2. 湖州师范学院信息技术中心 浙江湖州 313000)

**摘要** 为准确、快速、全面获取内陆养殖小区池塘及尾水处理池水体水质变化情况,建立养殖水环境实时预警调控及数字化管控机制,选择浙江湖州市集中连片的养殖小区为试验区,于2020年12月采用搭载 GaiaSky-mini 高光谱相机的无人机进行试验区近地遥感图像采集,并进行图像拼接、辐射校正和几何校正等预处理;然后对反射波段进行差值、比值及归一化差值指数进行数值变换,基于相关性分析筛选不同水质参数的敏感波段,进而采用线性函数、指数函数和多项式函数构建各水质参数定量反演模型,并用全波段构建偏最小二乘回归(PLS)、径向基神经网络(RBF)和支持向量机(SVM)反演模型,进行模型验证与评价;最后基于各水质最佳水质模型对试验区水质参数进行空间分布反演与分析。结果表明,总悬浮物(TSS)、总氮(TN)、总磷(TP)、高锰酸盐指数(COD<sub>Mn</sub>)和氨氮(NH<sub>4</sub><sup>+</sup>-N)的最大相关系数分别为 0.86、0.65、0.72、-0.85 和 0.75;对比 6 种建模方法,多项式函数对 TSS 反演精度最高,偏最小二乘对 NH<sub>4</sub><sup>+</sup>-N 反演精度最高,RBF 对 TN 和 COD<sub>Mn</sub> 反演精度最高,支持向量机对 TP 反演精度最高,其中 NH<sub>4</sub><sup>+</sup>-N 反演精度需要进一步优化提高,其他 4 种水质参数均达到养殖池塘预测精度要求。基于无人机高光谱技术可快速反演养殖小区水质空间分布图,实现养殖池塘及尾水处理池水质信息的快速准确获取。

**关键词** 无人机;高光谱;养殖池塘;机器算法;水质反演

中图分类号 S951.2; S966; X87 doi: 10.11693/hyhz20210600133

随着浙江省“五水共治”以及“剿灭劣 V 类水”战略的深入实施,养殖尾水乱排直排现象面临巨大的环境压力,养殖尾水生态化处理迫在眉睫。截止 2020 年,浙江省主要通过“沉淀池+过滤坝 1+曝气池+过滤坝 2+生态池(简称“三池两坝”)”技术完成了内陆约 5.33 万 hm<sup>2</sup> 养殖池塘尾水治理任务(刘梅等, 2021)。但是由于养殖池塘及尾水处理池小而散、涉及面广等问题,且养殖池塘对水质的监测要求具有实时、动态、快速的特点,仍缺乏有效的水质监测体系,阻碍了现代养殖小区数字化养殖场的创建与发展(李道亮等, 2020)。

目前,对养殖池塘或者养殖尾水处理效果采取的仍是常规的水质监测方法,即对特定养殖池塘或尾水处理系统定期、定点进行长年累月采样及水质监测,这种方法受人力、物力、时间及天气的限制,采集的数据量不可能太多,而且成本高、速度慢;并且对于整个养殖小区而言,这些采样点数据只能代表局部水质状况,难以获得大范围淡水养殖水域水质参数的分布和变化情况,不能满足对养殖池塘水质大尺度、快速、实时的监测要求。因此,迫切需求一种实时、快速监测养殖池塘及养殖尾水处理池水质动态变化的有效手段。

\* 浙江省公益技术研究计划项目, LGN20C190004 号; 国家重点研发计划项目, 2019YFD0900302 号。刘梅, 博士, 助理研究员, E-mail: liumei@zju.edu.cn

通信作者: 原居林, 高级工程师, E-mail: yuanjulin1982@126.com

收稿日期: 2021-06-08, 收修改稿日期: 2021-07-27

水体的光谱特征主要是由水体中的各种物质对太阳辐射吸收和散射共同作用形成的(Koponen *et al.*, 2002), 不同的水体其光谱特征存在一定差异(黄宇业等, 2019)。国内外已有学者尝试将无人机多光谱技术应用小微水域水质要素的快速反演(Bansod *et al.*, 2018; 杨振等, 2020), 如刘彦君等(2019)利用无人机多光谱影像技术建立了小型湖泊悬浮物浓度(SS)、浊度(TUB)与高光谱参数的反演模型, 徐福祥等(2018)利用无人机实现了对海滨景区绿潮的精准监测, 但是由于其仅有 4~6 个波段, 信息量少, 不能全面反演水质参数变化, 尤其是非光敏化学参数(李俊生, 2007; 张兵等, 2009), 如 TN、TP、 $\text{NH}_4^+\text{-N}$ 、 $\text{COD}_{\text{Mn}}$  等指标, 预测精度达不到养殖要求。而高光谱摄像头, 因其包含连续的窄波段(10~20 nm), 具有最丰富的空间和光谱信息, 其精度也最好。Bansod 等(2018)对恒河的水质参数进行了基于高光谱图像的水质反演评价; 杨振等(2020)利用机载高光谱技术建立了矿区水库高光谱影像和悬浮物、浊度的反演模型; 陈俊英等(2019)建立了基于地物高光谱污水处理厂水质综合评价方法; 黄宇等(2020)利用无人机高光谱成像技术对河湖水质 TSS、浊度、TN、TP 和叶绿素 *a* 进行了反演, 取得了较好预测效果。目前, 对我国内陆淡水养殖池塘及养殖尾水处理效果的高光谱水质监测技术还未见相关报道。

鉴于此, 本文以淡水养殖池塘及配套尾水处理池为研究养殖小区, 通过无人机搭载高光谱传感器

获取光谱反射率数据, 建立水质指标的反演模型并研究其浓度空间分布, 为养殖池塘水环境实时调控、养殖尾水池处理效果评价及构建数字化养殖小区提供技术支撑。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区概况

本研究选择湖州市典型主要养殖品种之一的青虾养殖小区尾水处理区及周边池塘为研究区域, 位于湖州市菱湖镇杨港现代生态渔业园内(120°7'8.7"N, 30°46'32.7"E)。2018 年该养殖小区采用“三池两坝”技术建立完成尾水处理区, 截止 2019 年湖州近 4 万  $\text{hm}^2$  的养殖池塘均采用该技术实现尾水的生态化处理, 减轻了对周边河网水体及太湖的富营养化影响。但是由于在后期的出水水质监测均采用传统方法, 费时费力, 也不利于养殖小区数字化建设及管控。

### 1.2 采样点布设和水质检测

于 2020 年 12 月在研究区域开展野外水质取样工作, 采样点位置如图 1 所示, 在研究过程中发现, 由于养殖池塘和尾水处理池面积一般小于 1  $\text{hm}^2$ , 水深在 2 m 范围内, 因此, 水质指标空间差异并不会太明显。综上, 每个养殖池塘仅在岸边进行采样, 采样点总共为 49 个, 每个点采集表层 0.2 m 处水样 500 mL 进行实验室水质分析, 分析参数包括 TSS、TN、TP、 $\text{COD}_{\text{Mn}}$  和  $\text{NH}_4^+\text{-N}$ , 所有水质指标的检测均参照《水和废水监测分析方法(第四版)》进行, 其中 TN 采用

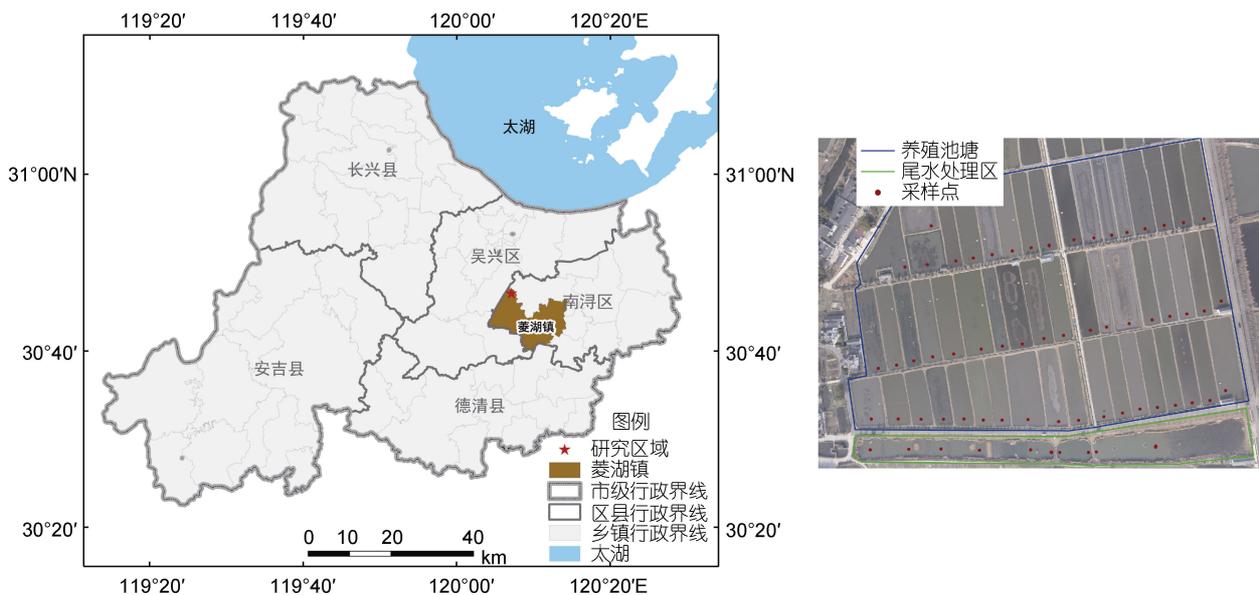


图 1 研究区地理位置及采样点空间分布

Fig.1 Geographic location of the study area and spatial distribution of sample points

碱性过硫酸钾分光光度法(GB/T 11894), TP 采用钼酸铵分光光度法(GB/T 11893),  $\text{NH}_4^+\text{-N}$  采用纳氏试剂法(HJ 535—2009),  $\text{COD}_{\text{Mn}}$  采用酸性高锰酸盐指数法(GB/T 11892), TSS 采用重量法(GB/T 11901)。

### 1.3 高光谱影像的获取与处理

同时利用大疆无人机 M600 Pro 搭载高光谱成像仪 GaiaSky-mini 获取尾水处理区及周边养殖池塘的高光谱影像。无人机飞行高度为 100 m, 无人机高光谱相机的扫描范围为 400~1 000 nm, 光谱通道为 176, 光谱分辨率为 3.5 nm。所选实验时间均晴朗微风(1~2 级), 无云层覆盖。

无人机高光谱影像的预处理主要包括镜像变换、黑白帧校正、场地校正等, 均在高光谱系统自带软件完成。然后对拍摄的大量数据进行研究区图像拼接, 将拼接后的影像导入 ENVI5.3 软件, 根据经纬度坐标, 定位 49 个水面采样点的具体位置, 以采样点为中心的  $6 \times 6$  像素密度作为计算区域, 再将该区域内光谱反射率求平均值, 该平均值即可作为该采样点的反射率数据, 共获得 49 组与地面水质数据相对应的光谱反射率, 随机选取 39 组数据用于模型训练样本, 其余 10 组用于模型检验样本。

### 1.4 高光谱指数分析

将水样中各水质指标与采样点在遥感影像中的反射率进行相关性分析, 获得研究区不同水质参数的敏感单波段。诸多学者研究结果显示, 将反射率进行适当的数学变换, 构建光谱任意两波段组合而成的差值光谱指数(difference spectral indices, DSI)、归一化光谱指数(normalized spectral indices, NSI)和比值光谱指数(ratio spectral indices, RSI), 可以降低背景信息的干扰, 将更有效提取光谱信息(黄宇等, 2020; 黄昕晰, 2020), 计算如式(1)、式(2)和式(3)所示。

$$\text{DSI} = R_{\lambda 1} - R_{\lambda 2}, \quad (1)$$

$$\text{NSI} = (R_{\lambda 1} - R_{\lambda 2}) / (R_{\lambda 1} + R_{\lambda 2}), \quad (2)$$

$$\text{RSI} = R_{\lambda 1} / R_{\lambda 2}, \quad (3)$$

式中,  $R_{\lambda 1}$  和  $R_{\lambda 2}$  分别代表 400~1 000 nm 波段范围内任意 2 个波段的反射率。

### 1.5 水质反演模型构建流程

近年来, 高光谱技术凭借丰富的信息量和多元的处理方法得到飞速发展(陈俊英等, 2019; 杨振等, 2020)。然而, 高光谱影像在提供丰富波谱信息的同时存在数据量大、数据冗余度高的缺点, 难免会出现多重共线性问题(黄昕晰等, 2020)。因此, 高光谱数据处理的核心步骤是选择适当的数学建模方法建立光谱

反射率与样品组分之间的相关性(李俊生, 2007)。本研究将获取的光谱反射率与实测水质指标(TSS, TN, TP,  $\text{COD}_{\text{Mn}}$ ,  $\text{NH}_4^+\text{-N}$ )进行 Pearson 相关性分析, 然后选择相关性达标的敏感波段分别采用线性函数、指数函数和多项式函数进行拟合, 筛选各水质要素最佳反演模型。对于近些年发展的机器学习算法(如偏最小二乘法、人工神经网络、支持向量机)则不需要筛选相关系数最高的光谱反射率, 可一定程度上提高监测精度, 但运用的波段数多, 反演运行时间相对较长, 而养殖小区一般在 100  $\text{hm}^2$  范围内, 反演运行时间基本在 1 min 内(运行环境为 Widowns32 位, 酷睿 i5, 独显 2G), 运行时间上可接受的。因此, 为了提高预测精度, 本研究选择全波段进行机器学习算法建模分析。综上, 本文选择敏感波段函数法和机器学习算法进行建模, 比较反演模型的优缺点。其中 3 种机器学习算法建模原理如下:

偏最小二乘法(partial least square, PLS)通过将自变量和因变量的高维数据空间投影到相应的低维空间, 得到相互正交的特征向量, 再建立线性回归模型, 不仅克服多重共线性问题, 即在回归的同时强调自变量对因变量的解释和预测作用, 而且能较好地辨识系统信息和噪声。

径向基神经网络(radial basis function network, RBF)属于多层前馈神经网络, 具有自组织、自学习、知识推理的特点, 对大量非结构性、非精确性规律具有自适应、信息记忆和非线性逼近能力以及优化计算等优点。RBF 在 Matlab 中实现, 功能函数采用 Sigmoid 函数。

支持向量机(support vector machine, SVM)是以统计学习理论为基础、训练误差为约束条件、以结构风险最小化为优化目标的一种专门用来研究有限样本预测的高效机器学习方法。具有较强的泛化能力、较好的鲁棒性以及没有局部最小点的优势。本研究 SVM 采用 R 语言中的 e1017 包构建预测模型, 使用 radial (径向基函数)为核函数, 成本函数 cost 和 gamma 选择模型中最佳参数。

最后根据模型的相关评价标准筛选各水质要素最佳反演模型, 再将最优的监测模型反演到无人机高光谱影像上, 分别制作各水质参数的空间分布图, 具体计算路线如图 2 所示。

### 1.6 模型筛选评价指标

水质参数预测模型采用决定系数(coefficient of determination,  $R^2$ )、均方根误差(root mean square error,

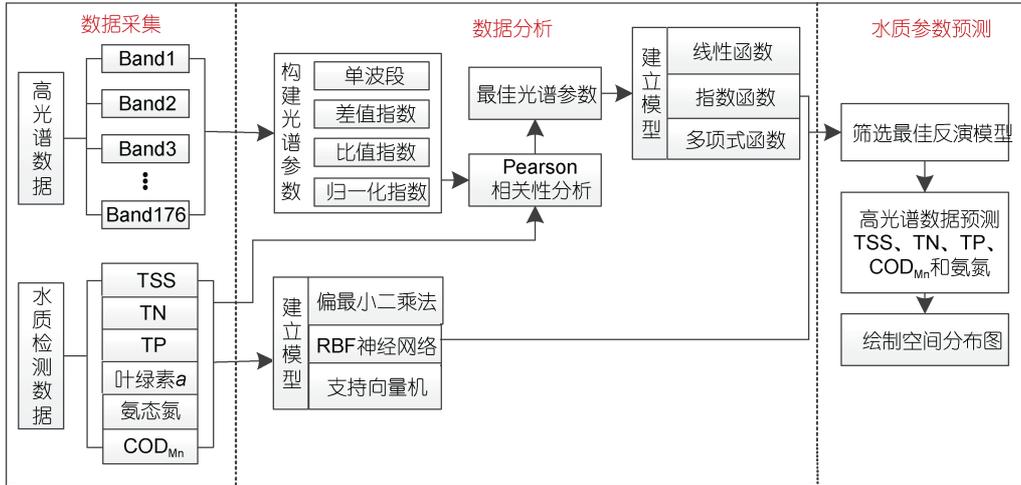


图2 无人机高光谱水质反演模型构建的技术路线

Fig.2 Technological process route of UAV hyperspectral water quality monitoring models

RMSE)、相对分析误差(relative prediction deviation, RPD)以及平均绝对误差(relative absolute error, MAE)对比模型稳定性及精度。其中  $R^2$  越大, 说明模型越稳定, 一般大于 0.8 即说明模型稳定。RMSE 越小, 则模型精度越高。RPD>2.0 时表示模型可靠性高, 具有极好的预测能力, RPD 值介于 1.5~2.0 之间, 表明模型可对样品做粗略估测, 模型有待改进, RPD<1.5 时, 表明模型预测能力差(叶勤等, 2017)。MAE<20%可用于养殖水质的预测, 满足养殖水体水质反演误差要求。其计算公式如下:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})^2}}, \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}, \quad (5)$$

$$RPD = \frac{S_D}{RMSE}, \quad (6)$$

$$MAE = \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100, \quad (7)$$

式中,  $y_i$  表示实测值,  $\hat{y}_i$  表示预测值,  $\bar{y}$  表示实测值的平均值,  $n$  代表样本数量,  $S_D$  表示样本观测值方差。

## 2 结果与分析

### 2.1 养殖池塘和尾水处理区光谱特征

研究养殖小区共 49 个采样点的光谱反射率曲线如图 3 所示, 其中图 3a 列出了 40 个养殖池塘采样点

的反射率曲线, 图 3b 列出了 9 个尾水区采样点的反射率曲线。可以看出池塘水体的光谱特征在 400~560 nm 范围内, 光谱反射率呈上升趋势, 至 560~580 nm 附近形成一个反射高峰, 这主要是由水体中叶绿素和胡萝卜素的散射作用而引起反射高峰(Gitelson *et al.*, 1993)。而到 580 nm 后, 反射率曲线呈下降趋势, 直至 680~710 nm 处附近则形成一个峰谷, 主要是由于水体中的叶绿素  $a$  在此波段具有强吸收的特点(唐军武等, 2004); 而紧接着在 790~810 nm 范围内形成一个峰值, 主要是由于水中悬浮物的散射作用(黄宇业等, 2019)。而尾水处理区由于经过过滤、沉淀、曝气等净化过程, 水体中悬浮物和藻类去除率可达到 70%以上, 因此, 尾水处理区在 680~710 nm 和 790~810 nm 范围内均未形成明显的峰值(图 3b), 而其他波段的变化规律和养殖池塘具有一致性。综合分析光谱曲线可知, 不同池塘水体的光谱曲线变化趋势总体一致, 但是由于不同采样点具有不同的水质指标浓度, 导致其峰谷值及曲线高低变换存在一定差异。

### 2.2 水质参数与单波段反射率的相关性

将养殖池塘和尾水处理区采样点的水质指标(TSS, TN, TP,  $\text{COD}_{\text{Mn}}$ ,  $\text{NH}_4^+-\text{N}$ )分别与其对应的光谱反射率值进行相关性分析, 得到如图 4 所示的 400~1 000 nm 处的相关系数曲线。

从图 4 可知, TSS 和  $\text{NH}_4^+-\text{N}$  与各波段反射率相关性变化趋势较一致, 在 700~820 nm 范围内保持较高的相关性, 在 730 nm 附近出现峰值, 其最大相关系

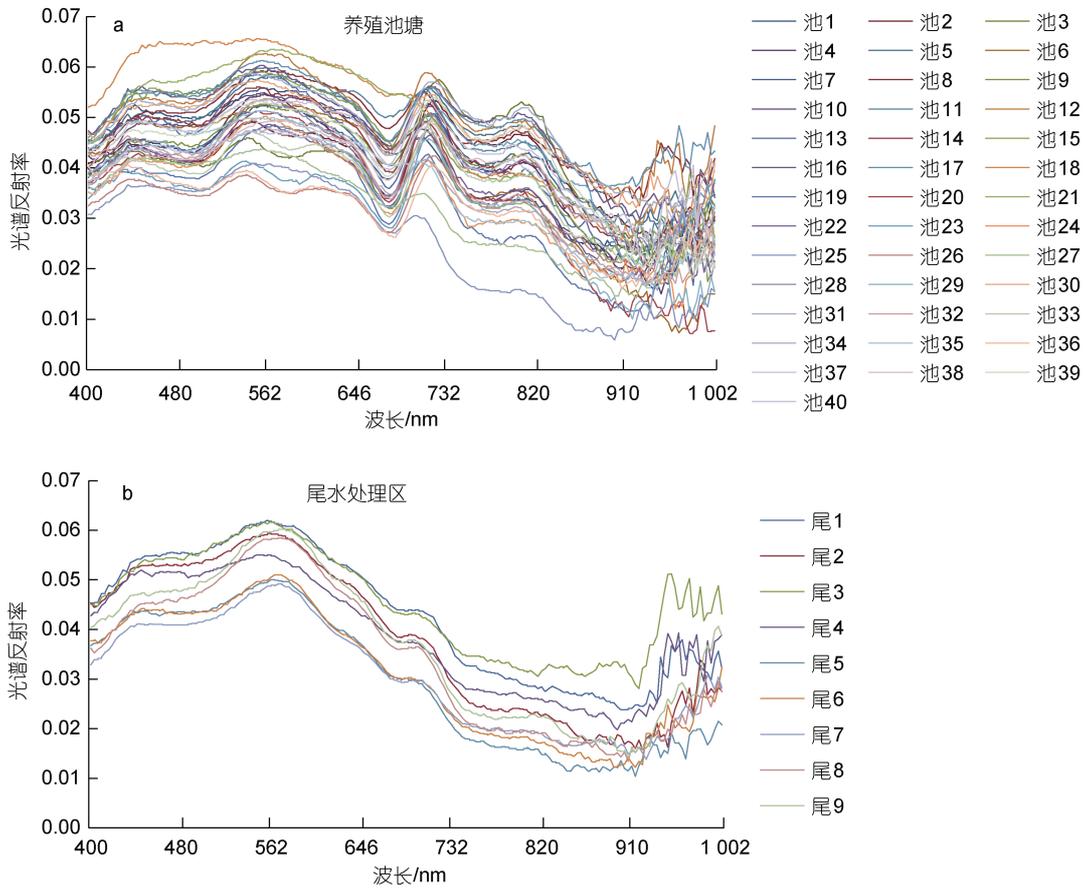


图 3 养殖池塘(a)和尾水处理池(b)采样点光谱反射率

Fig.3 Spectral reflectance of sampling sites in aquaculture ponds (a) and treatment ponds (b)

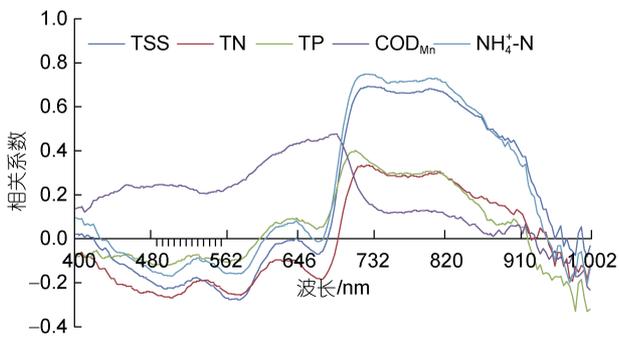


图 4 养殖小区池塘和尾水处理池水质指标与单波段光谱反射率的相关系数

Fig.4 Correlation coefficientS between water quality parameters and single-band reflectance in aquaculture ponds and treatment ponds

数分别为 0.69 和 0.75; TN 和 TP 与各波段反射率相关性变化趋势较一致, 其相关系数不高, 同样是在 730 nm 处出现峰值, 其最大相关系数分别为 0.33 和 0.35; COD<sub>Mn</sub> 与各波段的反射率呈正负相关性, 在 400~920 nm 范围内呈正相关, 相关系数在 690 nm 附近出现峰值, 其最大相关系数为 0.48, 在 920~1 000 nm

范围内呈负相关, 相关系数绝对值范围为 0~0.23。

### 2.3 水质参数与双波段反射率的相关性

研究表明, 利用双波段组合因子可以更有效突出光谱特征, 其中相除因子和相差因子都是突出水质参数光谱特征波段的有效运算方法(吕航等, 2013; Yao *et al*, 2015)。本研究利用归一化指数、比值指数和差值指数处理 400~1 000 nm 的所有波段反射率, 再将这些指数分别与各水质参数进行相关分析, 得到水质参数与各波段比值的相关系数分布图(图 5), 以获取最佳的双波段组合, 用以构建水质反演模型。表 1 列出了各水质参数与单波段及双波段反射率指数相关系数, 可以看出, 不同水质参数与波段数及处理方式存在较大差异, 其中除 NH<sub>4</sub><sup>+</sup>-N 外, TSS、TN、TP 和 COD<sub>Mn</sub> 和双波段相关系数均大于单波段, 其中 TSS 和 TN 与差值指数(波段 168-111, 波段 85-41)相关系数最大, TP 与比值指数(波段 65/68)相关系数最大, COD<sub>Mn</sub> 则与差值归一化指数 {波段 [(75-92)/(75+92)]} 相关系数最大, 而 NH<sub>4</sub><sup>+</sup>-N 则和单波段(729)相关系数最大。图 5 为 TSS、TN、TP 和 COD<sub>Mn</sub> 与双

表 1 各水质指标与单波段及双波段反射率指数最高相关系数

Tab.1 Highest correlation coefficient between water quality parameters and single- and double-bands reflectivity index

水质指标	单波段	差值指数	比值指数	差值归一化指数
TSS	0.69 (732)*	0.86 (168, 111)	0.82 (92, 73)	-0.82 (70, 94)
TN	0.33 (732)	0.65 (85, 41)	-0.58 (176, 120)	0.58 (119, 176)
TP	0.35 (732)	0.53 (65, 68)	0.72 (65/68)	-0.54 (65, 68)
COD <sub>Mn</sub>	0.48 (691)	-0.81 (75, 92)	0.81 (92, 73)	-0.85 (75, 92)
NH <sub>4</sub> <sup>+</sup> -N	0.75 (729)	-0.66 (12, 80)	0.64 (80, 12)	-0.63 (15, 80)

\*注: 相关系数(对应波段)

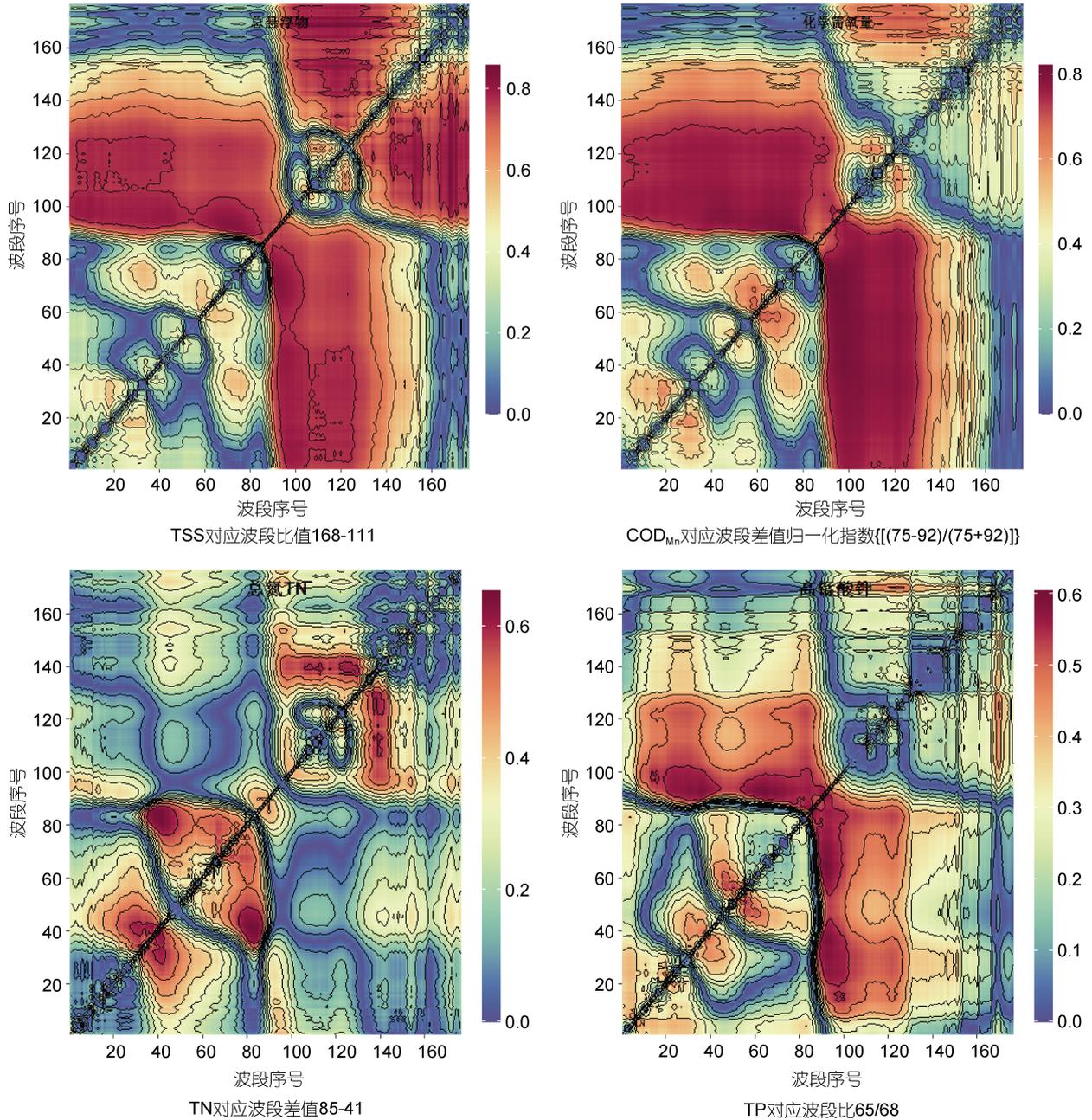


图 5 各水质参数与最佳双波段反射率指数相关系数分布图

Fig.5 Distribution of correlation coefficients between water quality and best double-bands reflectivity index

波段反射率指数相关系数分布图,可以直观看出其对应的最佳波段。总体来说,合适的预处理和数学变换对模型精度的提高有重要作用,不同的处理方法效果不同,应对原始数据进行不同的数学变换尽可能寻求与各水质参数相关性最好的处理方法。

#### 2.4 最佳水质反演模型筛选与检验

通过筛选出每一种水质指标与波段反射率指数相关系数最高的单波段,建立了各水质参数与波段因子之间的线性函数、指数函数和多项式函数,同时通过模型训练建立了各水质参数所有波段的机器学习模型。表 2 分别列出了 TSS、TN、TP、COD<sub>Mn</sub>和

NH<sub>4</sub><sup>+</sup>-N 各反演模型的精度评价,从表 2 可知,波段差值指数的多项式函数用来反演 TSS 效果最好, R<sup>2</sup> 为 0.94, MAE 为 14.3%; 全波段 RBF 神经网络用来反演 TN 和 COD<sub>Mn</sub> 效果最好, R<sup>2</sup> 分别为 0.89 和 0.85, MAE 分别为 15.8%和 17.6%,且偏最小二乘法、RBF 神经网络和支持向量机的 R<sup>2</sup>和 MAE 显著大于其他固定函数法;对于 TP,则是全波段的支持向量机反演效果最好, R<sup>2</sup> 为 0.95, MAE 为 14.8%;全波段的偏最小二乘法对 NH<sub>4</sub><sup>+</sup>-N 的反演效果最好,其 R<sup>2</sup> 为 0.88,但是其 MAE 为 22.1%,大于 20%,不满足养殖水质预测精度要求,后期需继续优化相关反演模型。

表 2 各水质参数反演模型评价  
Tab.2 Evaluation on the inversion model of water quality parameters index

水质指标	评价标准	TSS	TN	TP	COD <sub>Mn</sub>	NH <sub>4</sub> <sup>+</sup> -N
线性函数	R <sup>2</sup>	0.76	0.71	0.83	0.74	0.75
	RMSE	52.34	0.52	0.52	6.06	0.44
	RPD	0.88	1.01	1.22	1.12	1.01
	MAE	26.8	28.1	20.4	21.2	27.6
指数函数	R <sup>2</sup>	0.81	0.75	0.89	0.78	0.72
	RMSE	53.67	0.52	0.44	6.22	0.45
	RPD	0.85	1.12	1.24	1.45	1.13
	MAE	25.6	27.4	18.5	19.7	26.2
多项式函数	R <sup>2</sup>	0.94	0.53	0.84	0.81	0.78
	RMSE	41.79	4.06	0.46	6.15	0.42
	RPD	1.54	1.13	1.19	1.33	1.15
	MAE	14.3	32.3	18.6	18.6	25.6
偏最小二乘法(PLS)	R <sup>2</sup>	0.84	0.87	0.86	0.81	0.88
	RMSE	46.43	0.46	0.44	6.03	0.31
	RPD	1.27	1.26	1.35	1.32	1.44
	MAE	18.8	22.5	16.9	18.5	22.1
径向基神经网络(RBF)	R <sup>2</sup>	0.88	0.89	0.92	0.85	0.82
	RMSE	43.45	0.45	0.41	5.01	0.38
	RPD	1.31	1.55	1.37	1.58	1.34
	MAE	16.8	15.8	15.9	17.6	23.1
支持向量机(SVM)	R <sup>2</sup>	0.88	0.83	0.95	0.83	0.81
	RMSE	44.52	0.56	0.39	5.56	0.37
	RPD	1.31	1.34	1.52	1.34	1.36
	MAE	17.1	18.2	14.8	18.4	22.8

图 6 列出了 TSS、TN、TP、COD<sub>Mn</sub>和 NH<sub>4</sub><sup>+</sup>-N 各自最佳反演模型的拟合效果。从图 6 可知, TSS、TN、TP、COD<sub>Mn</sub>和 NH<sub>4</sub><sup>+</sup>-N 均靠近 1:1 线,这与其决定系数 R<sup>2</sup>在 0.85~0.95 之间相一致,即筛选的各自模型均具有较优的稳定性,但是各自模型在水质指数较高时,离散度相对较高,尤其是 COD<sub>Mn</sub>和 NH<sub>4</sub><sup>+</sup>-N,其 MAE 分别

为 17.6%和 22.1%,即模型鲁棒性相对 TSS、TN 和 TP 反演模型稍差些。TSS、TN、TP 和 COD<sub>Mn</sub>其 RPD 均大于 1.5,说明模型达到预测精度要求,而 NH<sub>4</sub><sup>+</sup>-N 其 RPD 为 1.44,表明模型还有待改进,可以用来近似定量预测。综上,TSS、TN、TP、COD<sub>Mn</sub>反演模型较可靠,而 NH<sub>4</sub><sup>+</sup>-N 则须对模型进行改进以提高预测精度。

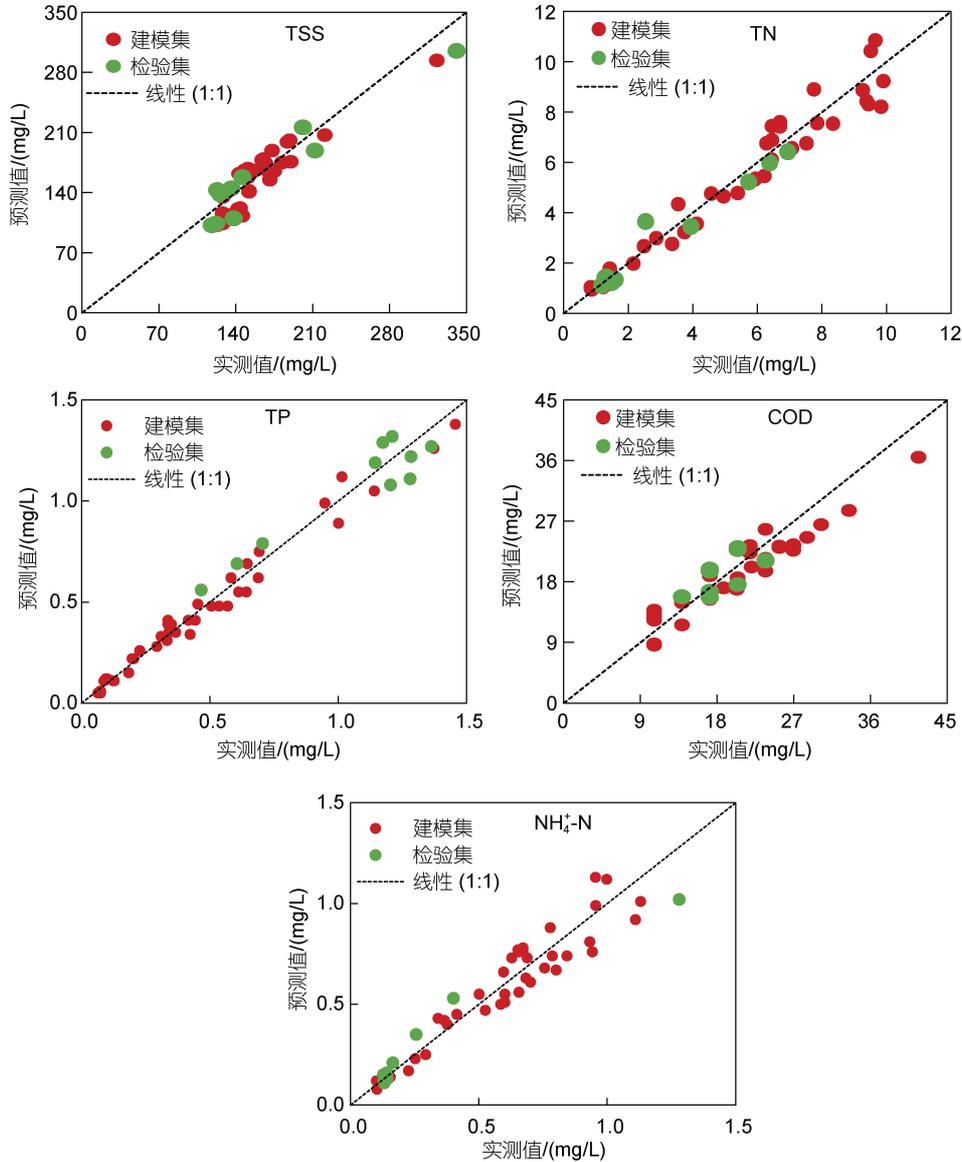


图 6 各水质参数实测值与最佳反演模型预测值对比图

Fig.6 Comparison of measured and predicted water quality parameters

### 2.5 水质参数的高光谱图像反演

将无人机获取的同时期研究区的高光谱数据,并结合构建的水质参数最佳预测模型进行反演,计算出高光谱图像每一个像元对应的水质参数,绘制出 TSS、TN、TP、 $\text{COD}_{\text{Mn}}$  和  $\text{NH}_4^+\text{-N}$  浓度空间分布图,结果如图 7 所示。从图 7 可以看出,各水质参数反演总体情况符合实际情况,即尾水处理区的水质从沉淀池到生态池有一个浓度梯度逐渐降低的趋势,至出水口处基本达到《淡水池塘养殖尾水排放标准 SC/T 9101—2007》。尾水池北面是青虾养殖塘,由于是 12 月下旬,正是青虾捕捞上市季节,大部分养殖池塘每天早上采用全塘地笼下网的方式进行“捕大留

小”售卖,由于人为的扰动,引起池塘底泥上浮,造成 TSS、TN 和 TP 含量偏高;而尾水池南面的养殖池塘均是养殖大口黑鲈,由于冬季大口黑鲈不摄食,栖息在池塘底部,故 TSS、TN 和 TP 含量相对较低;青虾是种草养殖,冬季时气温较低,部分池塘水生植物未及时捞出而死亡腐烂,释放有机细微碎屑进入养殖水体,造成部分虾塘  $\text{COD}_{\text{Mn}}$  比鱼塘高,且当天拍摄时为北风 1~2 级,有机物质集中在南面下风口处,故池塘南面  $\text{COD}_{\text{Mn}}$  高于北面。氨氮浓度过高,容易引起养殖对象急性应激中毒,是水产养殖上重点关注的水质指标之一(张武肖等, 2015)。从  $\text{NH}_4^+\text{-N}$  反演图中可以看出个别池塘红色区域较大,经后期实地调研



图 7 养殖小区池塘各水质指标浓度空间反演效果

Fig.7 The spatial inversion of water quality parameters of aquaculture ponds

及水质检测, 这些池塘  $\text{NH}_4^+\text{-N}$  浓度确实较高, 与反演结果相一致, 并及时提醒养殖户进行水质调控, 防止鱼虾出现应激胁迫而爆发疾病。结果说明尽管  $\text{NH}_4^+\text{-N}$  反演模型误差未达到养殖水质预测要求, 但可以近似定量反演  $\text{NH}_4^+\text{-N}$  浓度及其趋势变化, 仍可以用来快速进行水质预警调控。

### 3 讨论

目前, 利用无人机遥感对小微水域的水质要素反演已有一些探索性应用(刘彦君等, 2019), 且绝大

部分是采用多光谱传感器, 由于多光谱传感器波段通常只有 5 个波段, 只能对光敏参数(TSS, 浊度, 叶绿素等)进行很好的预测, 而对非光敏参数(TN, TP,  $\text{COD}_{\text{Mn}}$ ,  $\text{NH}_4^+\text{-N}$  等)的反演则存在很大限制(胡震天等, 2020)。本研究在无人机多光谱遥感的基础上, 选择高光谱传感器, 采用无人机在水面上空获取图像数据, 用于养殖小区水环境参数(TSS, TN, TP,  $\text{COD}_{\text{Mn}}$ ,  $\text{NH}_4^+\text{-N}$ )的预测, 取得了较好的反演效果, 为养殖水环境的实时快速监测及预警调控提供了实际可行的技术途径。

无人机高光谱技术在定量反演水质指标时, 由于具有较高的光谱分辨率和较强的波段连续性等特点, 可以获得更为全面的光谱特征信息, 但同时由于光谱测量中的某些人为和自然因素的干扰, 光谱数据需要进行不同的数学变换以减少系统误差和背景噪声的影响, 同时降低信息重叠度和冗余度, 进一步增强信噪比, 提高光谱数据与水质参数的相关性, 有利于提高线性模型的预测精度(赵庆展等, 2016)。本研究中 3 种数值变换方法明显提高了 TSS 和  $\text{COD}_{\text{Mn}}$  与光谱数据的相关性, 均达到 0.81 以上, 差值指数对 TN 与光谱数据的相关性提高最大, 比值指数则对 TP 与光谱数据的相关性提高最大, 而氨氮是例外, 数值变换方法甚至降低了其与光谱数据的相关性, 这可能是因为在增强敏感波段信息的同时也增强了噪声信息, 给整体数据带来了较大的反演误差, 降低了模型预测精度(谭玉敏等, 2014)。结果说明不同波段数值变换方法的处理效果不同, 应合理选择处理方法以进行后续建模, 这与相关研究结论也较为一致(董广香, 2007; 马娜等, 2010)。

另外, 研究发现选择与水质要素相关性较高的光谱波段甚至全光谱波段反射率进行建模, 再根据评价指标最优的反演模型用于区域影像的反演估测时, 依旧无法确定该模型是否效果最佳(史舟等, 2015)。如本研究中的  $\text{NH}_4^+-\text{N}$  就出现了这一情况, 因为水质参数的差异体现在反射率光谱从可见光到近红外的多个波段, 其他非敏感波段构建的光谱参数对某些水质要素的影响也不可忽视(段洪涛等, 2006)。因此, 目前对于不同水质指标浓度的遥感反演, 并没有统一的标准模型, 不同研究区域的光谱反射率信息会因其不同的地理位置、不同的高光谱传感器、不同的无人机飞行速度以及不同的水体类型等各种因素的变化而不同(Romero-Trigueros *et al.*, 2017)。本研究中由  $\text{NH}_4^+-\text{N}$  和光谱数据建立的反演模型其决定系数  $R^2$  较高, 达到 0.81, 但其预测误差 MAE 达不到 20% 的精度要求, 有待进一步探索合适的波段变换方法及数学模型。另外, 由于池塘水体光学特征的复杂性、水质影响因子的多样性(Guimaraes *et al.*, 2019; 黄昕晰等, 2020), 如何更好地将水质信息与高光谱传感器相结合, 以达到通过无人机高光谱技术实时全面准确地反映养殖水体的水环境状况以及尾水处理池的处理效果, 值得进一步深入研究和探索。

#### 4 结论

本文利用无人机高光谱遥感建立光谱反射率和

采样点水质参数实测数据的反演模型, 可以快速实现养殖池塘水环境的精准预测及实时调控, 为养殖水环境水质要素的预测提供了一种高效的数据获取手段。结果表明, 将反射率进行适当的数学变换后可有效提高其与某些水质参数的相关性, 且波段差值指数的多项式函数更适合反演 TSS, 全波段 RBF 神经网络用来反演 TN 和  $\text{COD}_{\text{Mn}}$  效果最好, 对于全波段的支持向量机用来反演 TP 效果最好, 全波段的偏最小二乘法对  $\text{NH}_4^+-\text{N}$  的反演效果较好。尽管某一地区筛选的水质反演模型并不一定适合其他养殖小区, 但是其水质反演技术流程具有一致性, 为该技术成熟应用于其他养殖小区提供了技术路线。

#### 参 考 文 献

- 马娜, 胡云锋, 庄大方, 等, 2010. 基于最佳波段指数和 J-M 距离可分性的高光谱数据最佳波段组合选取研究——以环境小卫星高光谱数据在东莞市的应用为例[J]. 遥感技术与应用, 25(3): 358-365.
- 叶勤, 姜雪芹, 李西灿, 等, 2017. 基于高光谱数据的土壤有机质含量反演模型比较[J]. 农业机械学报, 48(3): 164-172.
- 史舟, 梁宗正, 杨媛媛, 等, 2015. 农业遥感研究现状与展望[J]. 农业机械学报, 46(2): 247-260.
- 吕航, 马蔚纯, 周立国, 等, 2013. 淀山湖微量水质参数卫星高光谱遥感估算[J]. 复旦学报(自然科学版), 52(2): 238-246.
- 刘彦君, 夏凯, 冯海林, 等, 2019. 基于无人机多光谱影像的小微水域水质要素反演[J]. 环境科学学报, 39(4): 1241-1249.
- 刘梅, 原居林, 倪蒙, 等, 2021. “三池两坝”多级组合工艺对内陆池塘养殖尾水的处理[J]. 环境工程技术学报, 11(1): 97-106.
- 李俊生, 2007. 高光谱遥感反演内陆水质参数分析方法研究——以太湖为例[D]. 北京: 中国科学院遥感应用研究所: 6-10.
- 李道亮, 刘畅, 2020. 人工智能在水产养殖中研究应用分析与未来展望[J]. 智慧农业(中英文), 2(3): 1-20.
- 杨振, 卢小平, 武永斌, 等, 2020. 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, 45(9): 60-64, 95.
- 张兵, 申茜, 李俊生, 等, 2009. 太湖水体 3 种典型水质参数的高光谱遥感反演[J]. 湖泊科学, 21(2): 182-192.
- 张武肖, 孙盛明, 戈贤平, 等, 2015. 急性氨氮胁迫及毒后恢复对团头鲂幼鱼鳃、肝和肾组织结构的影响[J]. 水产学报, 39(2): 233-244.
- 陈俊英, 邢正, 张智韬, 等, 2019. 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, 50(11): 200-209.
- 赵庆展, 刘伟, 尹小君, 等, 2016. 基于无人机多光谱影像特征的最佳波段组合研究[J]. 农业机械学报, 47(3): 242-248.
- 胡震天, 周源, 2020. 基于低空多光谱遥感的城市水质监测方法研究[J]. 地理空间信息, 18(7): 4-8.
- 段洪涛, 张柏, 宋开山, 等, 2006. 长春南湖水体透明度高光谱定量模型研究[J]. 中国科学院研究生院学报, 23(5): 633-639.
- 徐福祥, 高志强, 尚伟涛, 等, 2018. 基于无人机的海滨景区绿潮监测[J]. 海洋与湖沼, 49(5): 1061-1067.
- 唐军武, 田国良, 汪小勇, 等, 2004. 水体光谱测量与分析:

- 水面以上测量法[J]. 遥感学报, 8(1): 37-44.
- 黄宇, 陈兴海, 刘业林, 等, 2020. 基于无人机高光谱成像技术的河湖水质参数反演[J]. 人民长江, 51(3): 205-212.
- 黄宇业, 付东洋, 刘大召, 等, 2019. 珠江口水体表观光谱特性与类型分析[J]. 海洋环境科学, 38(6): 891-897.
- 黄昕晰, 应晗婷, 夏凯, 等, 2020. 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, 41(8): 3591-3600.
- 董广香, 2007. 三峡库区高光谱水质参数反演数据处理及分析研究[D]. 北京: 中国测绘科学研究院: 10-17.
- 谭玉敏, 夏玮, 2014. 基于最佳波段组合的高光谱遥感影像分类[J]. 测绘与空间地理信息, 37(4): 19-22.
- BANSOD B, SINGH R, THAKUR R, 2018. Analysis of water quality parameters by hyperspectral imaging in Ganges River [J]. Spatial Information Research, 26(2): 203-211.
- GITELSON A, GARBUZOV G, SZILAGYI F, *et al*, 1993. Quantitative remote sensing methods for real-time monitoring of inland waters quality [J]. International Journal of Remote Sensing, 14(7): 1269-1295.
- GUIMARAES T T, VERONEZ M R, KOSTE E C, *et al*, 2019. Evaluation of regression analysis and neural networks to predict total suspended solids in water bodies from unmanned aerial vehicle images [J]. Sustainability, 11(9): 2580.
- KOPONEN S, PULLIAINEN J, KALLIO K, *et al*, 2002. Lake water quality classification with airborne hyperspectral spectrometer and simulated MERIS data [J]. Remote Sensing of Environment, 79(1): 51-59.
- ROMERO-TRIGUEROS C, NORTES P A, ALARCÓN J J, *et al*, 2017. Effects of saline reclaimed waters and deficit irrigation on *Citrus* physiology assessed by UAV remote sensing [J]. Agricultural Water Management, 183: 60-69.
- YAO X, HUANG Y, SHANG G Y, *et al*, 2015. Evaluation of six algorithms to monitor wheat leaf nitrogen concentration [J]. Remote Sensing, 7(11): 14939-14966.

## WATER QUALITY MONITORING OF INLAND AQUACULTURE PONDS BASED ON UAV HYPERSPECTRAL REMOTE SENSING TECHNOLOGY

LIU Mei<sup>1</sup>, MA Qi-Liang<sup>2</sup>, YUAN Ju-Lin<sup>1</sup>, NI Meng<sup>1</sup>, LIAN Qing-Ping<sup>1</sup>, GUO Ai-Huan<sup>1</sup>

(1. Agriculture Ministry Key Laboratory of Healthy Freshwater Aquaculture, Key Laboratory of Fish Health and Nutrition of Zhejiang Province, Zhejiang Institute of Freshwater Fisheries, Huzhou 313001, China; 2. Center of Information Technology, Huzhou University, Huzhou 313000, China)

**Abstract** To accurately, quickly, and comprehensively monitor the changes in water quality of inland aquaculture ponds and wastewater treatment ponds of a farming community, a real-time early warning and digital control system was established. In December 2020, a farming community in Huzhou City, Zhejiang Province in China was selected to conduct the experimental research. An unmanned aerial vehicle (UAV) equipped with a GaiaSky-mini hyperspectral camera was used to collect near-ground remote sensing images of the area, and these images were pre-processed in technologies including image stitching, radiation correction, and geometric correction. Next, the reflectance bands were transformed numerically using difference, ratio, and normalized difference index. The sensitive bands of different water quality parameters were determined based on correlation analysis results. Linear, exponential, and polynomial functions were used to construct quantitative inversion models for each water quality parameter. Partial least squares (PLS) regression, radial basis function (RBF) networks, and support vector machine (SVM) inversion models were constructed, verified, and evaluated in the full bands. Finally, the spatial distribution of water quality parameters in the study area was predicted and analyzed based on the best water quality model available. The results show that the maximum correlation coefficients of total suspended solids (TSS), total nitrogen (TN), total phosphorus (TP), potassium permanganate index ( $\text{COD}_{\text{Mn}}$ ), and ammonium-nitrogen ( $\text{NH}_4^+\text{-N}$ ) were 0.86, 0.65, 0.72, -0.85, and 0.75 respectively. Comparing the six modeling methods, the model constructed via polynomial functions had the highest accuracy for TSS inversion, the PLS model had the highest accuracy for  $\text{NH}_4^+\text{-N}$  treatment inversion, the RBF model had the highest accuracy for TN and  $\text{COD}_{\text{Mn}}$  inversion, and the SVM model had the highest accuracy for TP inversion. However, the accuracy of  $\text{NH}_4^+\text{-N}$  inversion requires further optimization, while the other four water quality parameters all met the prediction accuracy requirements. Based on these results, a spatial distribution map of water environment in the farming area can be established via UAV hyperspectral technology, with which a rapid and accurate evaluation of water quality in farming and tailwater treatment ponds could be achieved.

**Key words** UAV; hyperspectral technology; inland ponds; machine algorithm; water quality inversion