

引用格式:

淦冲, 李春旺, 赵学梅, 张声权, 刘雪梅, 夏永秋. 基于智能手机和人工神经网络反演小微水体水质参数研究[J]. 农业现代化研究, 2023, 44(5): 892-902.

Gan C, Li C W, Zhao X M, Zhang S Q, Liu X M, Xia Y Q. Research on the inversion of water quality parameters in small and micro water bodies based on smartphone and artificial neural network[J]. Research of Agricultural Modernization, 2023, 44(5): 892-902.

DOI: 10.13872/j.1000-0275.2023.0087



基于智能手机和人工神经网络反演小微水体水质参数研究

淦冲^{1,2}, 李春旺^{2,3}, 赵学梅^{2,4}, 张声权^{1,2}, 刘雪梅^{1*}, 夏永秋^{2*}

(1. 华东交通大学土木建筑学院, 江西 南昌 330013; 2. 中国科学院南京土壤研究所, 江苏常熟农田生态系统国家野外观测研究站, 江苏 南京 210018; 3. 湖南农业大学资源环境学院, 湖南 长沙 410128; 4. 河海大学农业科学与工程学院, 江苏 南京 211100)

摘要: 通过智能手机反演进行环境监测越来越受到关注, 目前研究主要利用可见光反射率进行光学活性参数反演。本文基于水质现场监测数据, 同步应用智能手机拍照, 通过偏振镜、手机望远镜、不同规格滤波片、24 色标准色卡, 获取水体图像信息, 结合逐步回归与人工神经网络方法, 开展了长三角地区典型小微水体水质光学参数叶绿素和浊度以及非光学参数可溶性有机碳 (dissolved organic carbon, DOC) 反演监测。结果表明, 研究区水体总体 DOC 浓度值变异范围在 2.73~16.90 mg/L, 浊度变异范围在 6.53~91.10 NTU, 叶绿素 a 浓度值变异范围在 0.36~245.47 $\mu\text{g/L}$ 。通过逐步回归方法提取了水体 DOC 浓度的五个图像特征参数为 $R1'$ 、 $B/G2'$ 、 $R2''$ 、 $R4''$ 、 $B/G6'$, 浊度图像特征参数为 $B/R3'$ 、 $G5''$ 、 $R6''$, 叶绿素 a 的图像特征为 $B/G1'$ 、 $R2''$ 、 $B/G4'$ 。结合人工神经网络模型反演水体水质参数, DOC 浓度纳什系数 NSE 为 0.62, 浊度 NSE 为 0.65, 叶绿素 NSE 为 0.67, 具有较高的反演精度。本研究构建了基于智能手机反演水质光学参数的方法, 并探讨了非光学参数反演的可行性, 为后续开发 APP 应用程序和反演水质参数提供了基础和依据。

关键词: 智能手机; 水质参数; 非光学活性参数; 人工神经网络; 逐步回归; 小微水体

中图分类号: X8 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-0275 (2023) 05-0892-11

Research on the inversion of water quality parameters in small and micro water bodies based on smartphone and artificial neural network

GAN Chong^{1,2}, LI Chun-wang^{2,3}, ZHAO Xue-mei^{2,4}, ZHANG Sheng-quan^{1,2},
LIU Xue-mei¹, XIA Yong-qi²

(1. School of Civil Engineering and Architecture, East China Jiaotong University, Nanchang, Jiangxi 330013, China;

2. Changshu Agro-ecological National Field Scientific Observation and Research Station, Institute of Soil Science,

Chinese Academy of Sciences, Nanjing, Jiangsu 210018, China; 3. College of Environment and Ecology,

Hunan Agricultural University, Changsha, Hunan 410128, China; 4. College of Agricultural Science

and Engineering, Hohai University, Nanjing, Jiangsu 211100, China)

Abstract: Environmental monitoring using smartphones for parameter inversion is gaining increasingly popular, particularly in the field of optical active parameter inversion using visible light reflectance. This paper utilized smartphones to capture water images using polarizers, mobile phone telescopes, filters of different specifications, and 24-color standard color cards. Through stepwise regression and artificial neural network methods, we performed inverse monitoring of optical parameters (chlorophyll and turbidity) and non-optical parameters (DOC) in small water bodies in the Yangtze River Delta region. The results showed that the DOC concentration ranged from 2.73 to 16.90 mg/L, turbidity ranged from 6.53 to 91.10 NTU, and chlorophyll concentration ranged from 0.36 to 245.47 $\mu\text{g/L}$. Stepwise regression identified five image feature parameters of DOC concentration: $R1'$, $B/G2'$, $R2''$, $R4''$, $B/G6'$. Turbidity image feature parameters were $B/R3'$, $G5''$, $R6''$, and chlorophyll a were $B/G1'$, $R2''$, $B/G4'$. Combined with the artificial neural network model, the water quality parameters were successfully inverted, with NSE values of 0.62 for DOC

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2021YFD1700802)。

作者简介: 淦冲 (1997—), 男, 江西永修人, 硕士研究生, 研究方向为水质监测方法开发研究, E-mail: 841688070@qq.com; 通信作者: 刘雪梅 (1979—), 女, 江西安福人, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为环境检测技术, E-mail: 475483235@qq.com; 夏永秋 (1979—), 男, 湖南武冈人, 博士, 研究员, 博士生导师, 研究方向为氮素环境效应与过程模拟, E-mail: yqxia@issas.ac.cn。

收稿日期: 2023-04-14; **接受日期:** 2023-09-07

Foundation item: The National Key Research and Development Program of China (2021YFD1700802).

Corresponding author: LIU Xue-mei, E-mail: 475483235@qq.com; XIA Yong-qi, E-mail: yqxia@issas.ac.cn.

Received 14 April, 2023; **Accepted** 7 September, 2023

concentration, 0.65 for turbidity, and 0.67 for chlorophyll, indicating high inversion accuracy. This study established a method for inverting water quality optical parameters using smartphones and explored the feasibility of inverting non-optical parameters, providing a foundation for the development of smartphone applications and the inversion of water quality parameters.

Key words : smartphone; water quality parameters; non-optically active parameters; artificial neural network; stepwise regression; small water bodies

随着水资源污染日益严重,水质是评估水污染程度的基础性工作,而叶绿素a、浊度、可溶性有机碳(DOC)是水质的评价指标^[1]。叶绿素a是植物和藻类光合作用的重要光捕捉色素,水体中叶绿素含量高低反映了水体的富营养化程度,指示藻类或植物的生长繁殖情况^[2]。浊度表示水中悬浮物对光线透过时发生的阻碍程度,它反应了水中悬浮物含量和大小,影响水的透明度和颜色,浊度会影响水体中光合作用,降低水体中溶解氧含量,影响水体中化学反应和生物降解速率。DOC是水体中的主要营养底物和碳源,是评价有机污染物的常用指标。

目前,水体中叶绿素a、浊度、DOC监测常规方法往往存在效率低下、费用较高等缺点,影响了水质评价和管理的效率。传统的叶绿素测定主要通过紫外可见分光光度计或者荧光仪等方法,对取样时间和取样过程都有严格要求。为避免污染,测定过程需要配制乙醇进行提取,过程繁琐。浊度主要通过浊度仪、比色管、分光光度法等进行测定,需要制备浑浊标液、制作标准曲线等过程,存在读数不准、费时费力等缺点。DOC主要通过原位光学传感器或TOC测定仪测定,但由于仪器昂贵,一般实验室不具备条件^[3]。因此,急需速度快、成本低廉的监测方法。

为提高传统方法的监测效率,遥感方法是目前大区域尺度一种流行的快速监测方法,其主要通过建立机器学习模型等充分挖掘光学活性参数及非光学活性参数^[4-6]。但是该方法主要应用在大型水体水质监测,较少用于小型水体环境监测,尤其是水体水质监测研究。受遥感监测技术的启发,数码相机和智能手机监测技术近几年也在国内外逐步得到开发和应用^[7-10]。智能手机具有成本低、范围广、实时在线监测等优势,目前已经逐步应用于水环境监测领域,应用智能手机进行水体水质监测具有广阔前景和重要意义。

智能手机监测原理是将智能手机数码相机作为三波段辐射计,通过水体反射率来估计物质的浓度,这些物质主要由悬浮沉积物、叶绿素和溶解的有机物组成。Godijn和White^[11]发现沿海水域的光学特性物质主要是黄色物质(或有色溶解有机物

质CDOM)和叶绿素。其中,CDOM和相机R/B之间有很强的线性关系,这种关系与之前传统的窄带辐照度传感器进行测量的结果一致。此外,该研究还发现叶绿素与相机G/B之间存在对数关系^[12]。Huang等^[13]通过开发智能手机拍照,运用8色背景板并提取记录图片RGB归一化值,构建了贝叶斯模型对水体浊度进行监测。李俊生等^[14]通过开发安卓手机观水色APP,运用RGB光谱特征建立了一种光谱指数并结合决策树方法,构建了基于水面数码照片的水质参数反演监测方法。Leeuw和Boss^[15]通过智能手机作为辐射三波段辐射计和18度灰卡,开发HydorColor移动应用程序,对水体浊度进行监测。但是这些研究主要集中在光学活性参数反演监测,能获取的图像特征参数较少,且易受周围环境因素的影响,测量范围较窄,结果不确定性高。

基于此,我们提出科学假设:如何通过智能手机快速准确反演小微水体光学活性参数浊度、叶绿素以及非光学参数DOC浓度?为此,本研究基于智能手机拍照技术,同步监测水体水质参数,通过偏振镜、手机望远镜、不同规格滤波片、24色标准色卡等方法增加图像特征参数,扩大手机反演识别范围,减少周围环境因素的影响。通过逐步回归方法筛选水体水质参数相关的图像特征参数,构建人工神经网络反演模型,最终实现基于智能手机的小微水体水质参数反演监测。

1 材料与方法

1.1 样品采集

为了充分反映水体水质区别,本研究选择长江中下游3个地区的典型小微水体进行了水样采集,包括江苏省南京市、镇江句容市,苏州常熟市,样点分布图如图1所示。每个样品3次重复,采样时间为2022年5月至2022年11月,采样频率为15~30d左右。采样水体类型包括自然河流、人工湖泊、养殖鱼塘、自然池塘和生活污水沟渠等5种,共计采样17次,其中浊度样本50个,叶绿素a样本70个,DOC样本113个。

1.2 智能手机反演流程

如图2所示,我们构建一个新的研究框架,应

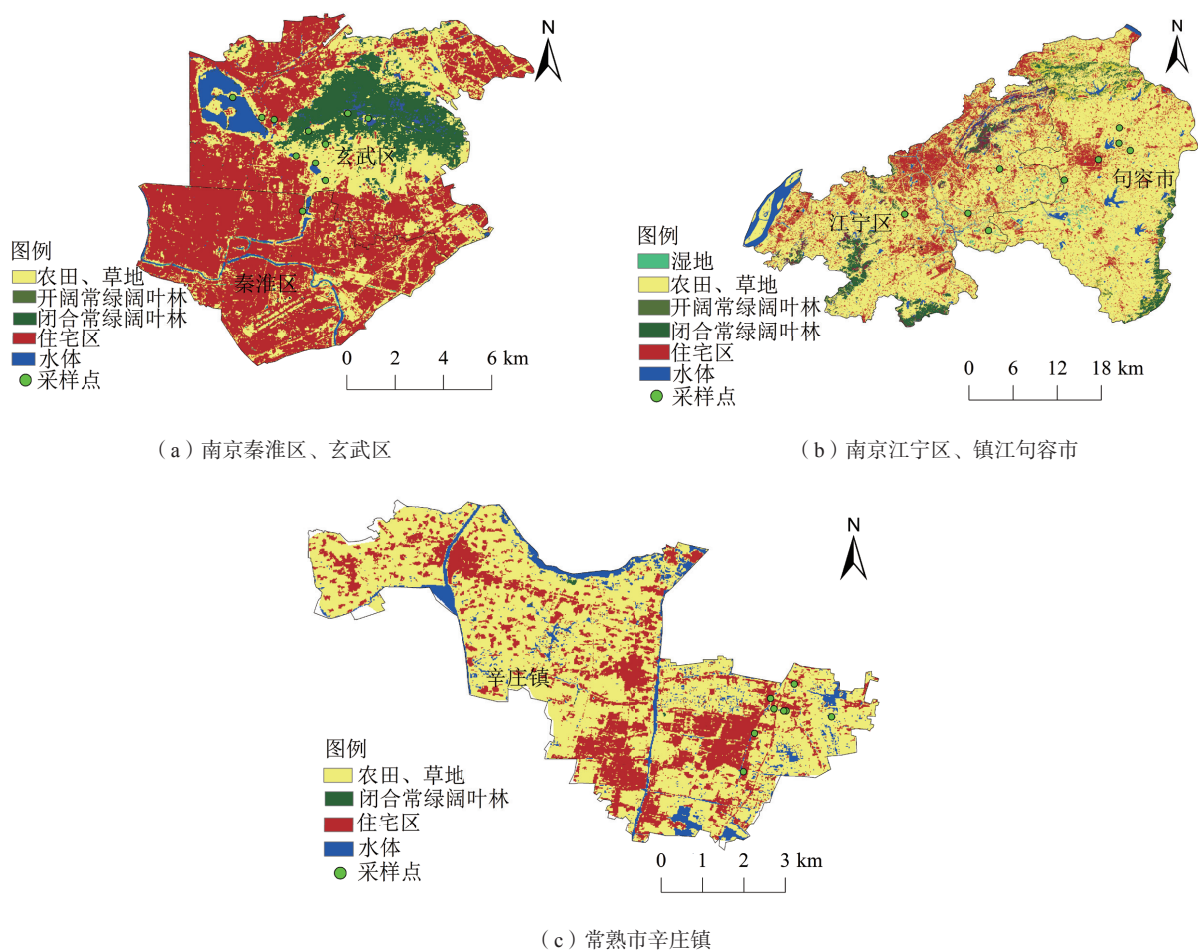


图 1 样点分布图

Fig. 1 Sample distribution map

用智能手机图像反演监测水体水质参数。首先,利用智能手机、长波通滤波片、偏振镜获取水体 RGB 信息,并加入 24 色标准色卡对图像进行校正增强色彩信息;然后将滤波片,偏振镜分别放置于手机镜头前拍摄,可得到特定可见光的水质图像;再通过提取各图像 RGB 通道中间值 R 、 G 、 B ,并将其归一化得到 R' 、 G' 、 B' ,归一化值的计算公式为

$$R' = \frac{R}{R + G + B} \quad (1)$$

$$G' = \frac{G}{R + G + B} \quad (2)$$

$$B' = \frac{B}{R + G + B} \quad (3)$$

将归一化值及比值组合五个参数(分别为 R' 、 G' 、 B' 、 B'/R' 、 B'/G'),利用 24 色标准色卡白平衡校正图像后,再经过上述同样操作得到五个参数记为 R'' 、 G'' 、 B'' 、 B''/R'' 、 B''/G'' ^[16-19]。通过上述方法,

我们获取了 23 张图像,每张图像五个参数,共 115 个参数。将获得的 115 个参数与实验测定的水质参数值进行逐步回归,提取特征参数再与水体水质参数建立人工神经网络模型,最终实现小微水体水质参数的反演监测。

1.2.1 水体图像特征参数采集 如表 1 所示,实验前需要准备的材料包括:20 倍手机望远镜(自带偏振),OPPO Reno 3 智能手机,带支架的自拍杆,透明 PVC 圆桶,24 色标准色卡,蓝牙遥控器,52 mm 手机偏振镜,5 ml 移液器以及 10 个不同规格的长波通滤光片。所采用的各滤波片规格按照波长从小到大依次将其编号为 1-10。

为避免太阳光散射造成的影响,实验时间统一在早上九点到下午五点之间。如图 3(a)所示,首先安装好 20 倍手机望远镜,将手机观测角度与待观测水面保持为 45°。旋转调整偏振镜消除水面波纹及天空阴影,获取水体图像,取下偏振镜再拍摄一次作为参照。然后,手机换上偏振镜,将拍摄倍

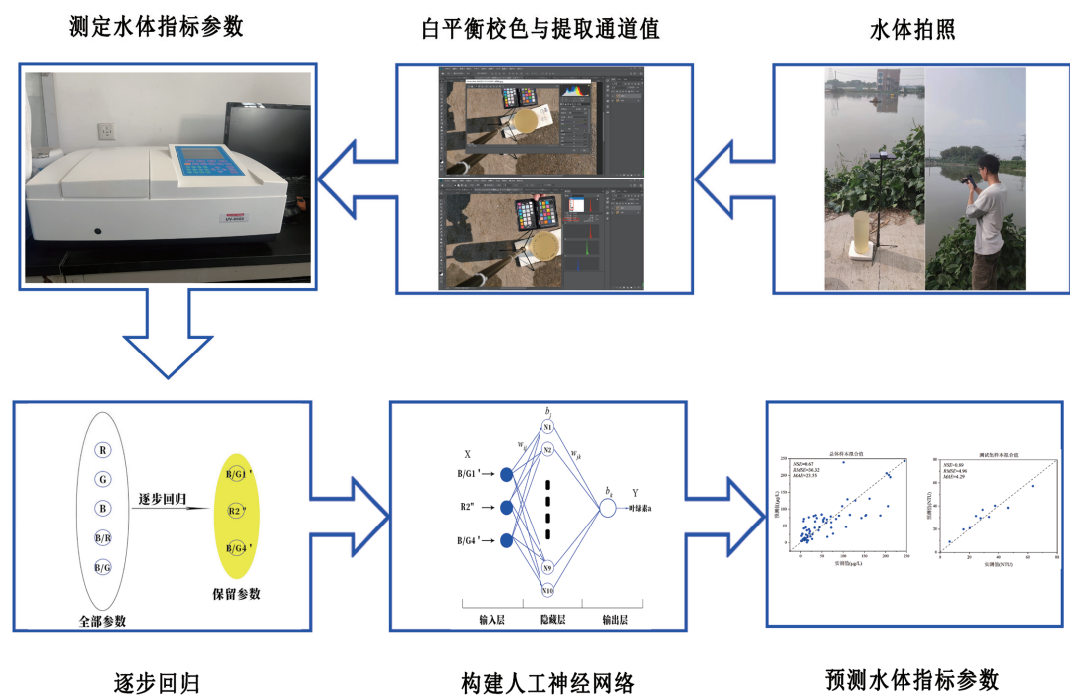


图 2 应用智能手机反演水体水质参数框架图

Fig. 2 Framework for applying smartphone to inverse water quality parameters in water bodies

表 1 实验材料及滤波片规格

Table 1 Experimental material and Specification of filter

实验材料	规格	滤波片编号	规格 (nm)
手机望远镜	20 倍率	1	380~2 500
智能手机	OPPO Reno3	2	450~2 500
手机自拍杆	带支架	3	470~2 500
手机蓝牙遥控器	—	4	490~2 500
手机偏振镜	直径 52 mm	5	535~2 500
24 色标准色卡	—	6	565~2 500
滤波片	长波通	7	580~2 500
移液器	5 mL	8	600~2 500
真空瓶	18.5 mL	9	610~2 500
透明 PVC 圆桶	—	10	630~2 500

率调节至 4 倍大小，确保图像水体占据全图，同样保持 45°重复上述操作获得一次水体图像，通过上述简易操作获得三张水体图像。如图 3（b）所示，为提高监测精度，我们进一步获取更多水体特征信息。将水桶内盛满待观测水体，再将不同规格滤波片依次置于镜头前，并加入 24 色标准色卡进行拍摄，分别获得 10 种滤波片下水体图像，所获取的图像导入 Photoshop cc2019 处理。上述两种方法拍摄处理后的图像如图 4 所示。

1.2.2 手机图像特征参数获取 将手机图像导入 Photoshop cc2019，利用圆形选区选取水体图像，通过直方图提取图像中位数 RGB 通道值。在本研究中，通过两种方法共获得 10 个参数，包括常规方法（偏振镜及手机望远镜拍摄）得到 5 个参数， R' 、 G' 、 B' 、

B'/R' 、 B'/G' ，以及改进方法（滤波片）得到 5 个色卡白平衡校正归一化参数 R'' 、 G'' 、 B'' 、 B''/R'' 、 B''/G'' 。我们通过滤波片编号+参数+方法来表征图像参数，如 $B/G1'$ 表示 1 号滤波片 B 通道与 G 通道归一化后的比值， $R2''$ 表示 2 号滤波片白平衡校正后 R 通道归一化参数。即通过该方法获得 23 张图像，每张图像可获得 5 个参数，共获取 115 个参数。

1.3 水质参数测定

在上述水体图像拍摄过程中，同步采集水样用于测定水体中浊度、叶绿素 a 浓度、DOC、总氮（total nitrogen，TN）、总磷（total phosphorus，TP）浓度。水体浊度由便携式悬浮物/浊度检测仪（陆恒 XZ03）现场测得。水温、溶解氧（dissolved oxygen，DO）、pH 由哈希（HACH）多参数分析仪

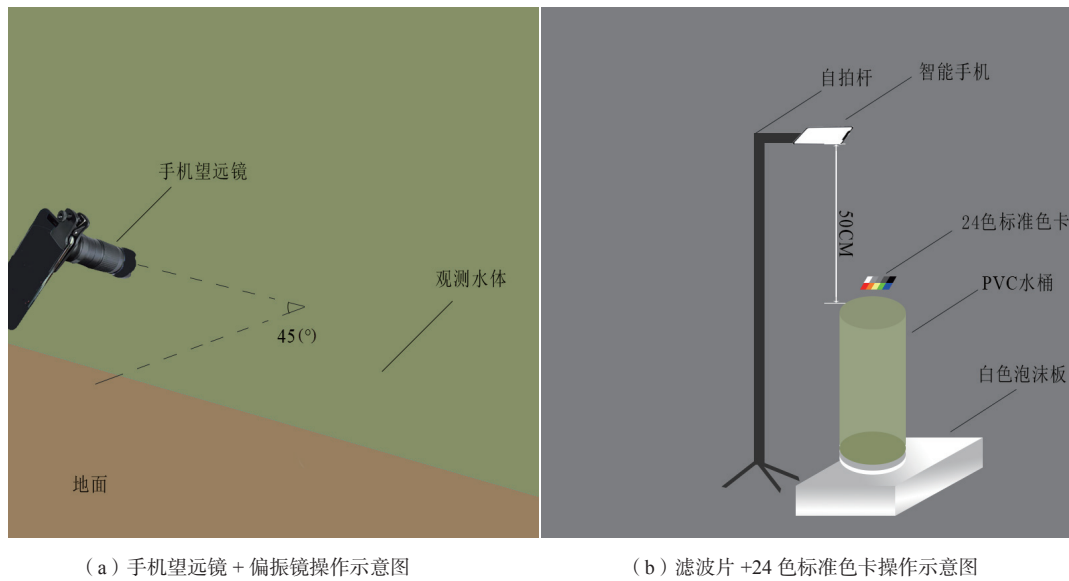


图 3 拍照操作示意图
Fig. 3 Photography operation diagram

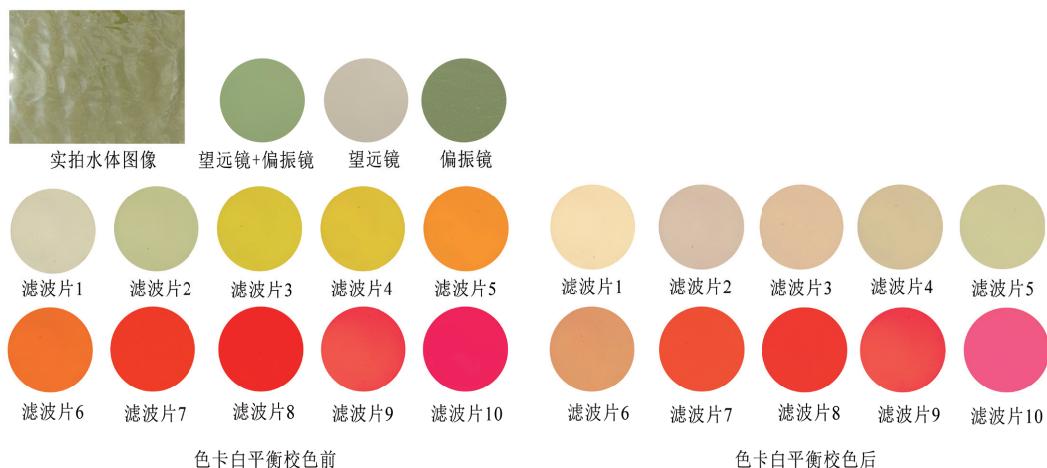


图 4 同一水体在不同镜片及其校色处理后的图像
Fig. 4 Images of different lenses and color correction in the same water body

现场测得。利用 500 mL 无菌水样袋对每个点位取 3 袋水样, 并将样品当天带回实验室进行避光冷冻保存。其中叶绿素保存时间较短, 在 2~3 d 内完成测定。

叶绿素 a 浓度的测量采用乙醇冷冻法, 使用紫外-可见分光光度计 (岛津 UV-8000) 测量吸光度并通过公式 (4) 计算叶绿素浓度^[20]。测定步骤如下:

1) 利用真空泵抽滤一定量水样, 采用 GF/C 玻璃纤维滤膜 1.2 μm 。

2) 将滤膜破碎后放入加有 6 mL 90% 乙醇溶液的 15 mL 离心管中, 置于 4 $^{\circ}\text{C}$ 冷藏 12 h。

3) 冷藏 12 h 后, 离心 10 min (转速 3 500 r/min), 通过 0.45 μm 有机系针式过滤器取其提取液加入 15 mL 新离心管; 向原离心管中补加 4 mL 90% 乙醇溶液 (为充分提取叶绿素), 继续离心 8 min, 将其

提取液同样方式加入该 15 mL 离心管, 并补加 90% 乙醇溶液至提取液总量为 10 mL, 将提取液摇匀。

4) 提取液测定。采用分光光度计读取其 665 nm 和 750 nm 处的吸光度数值。向其中加入 2~3 滴 1 mol/L 盐酸, 静置 8 min, 将其摇匀再次读取其 665 nm 和 750 nm 处的吸光度数值。

$$C(\text{chl}a) = 27.3(E_a - E_b)V_e/V \quad (4)$$

式中: $C(\text{chl}a)$ 为水样中叶绿素 a 的含量, $\mu\text{g/L}$; E_a 为提取液酸化前波长 665 nm 和 750 nm 处的光密度之差; E_b 为后波长 665 nm 和 750 nm 处的光密度之差; V_e 为提取液的总体积, 10 mL; V 为抽滤的水样体积, L。

DOC、TN、TP 浓度委托南京土壤研究所公共

技术中心进行检测。DOC 检测仪器为总有机碳 / 总氮分析仪 (ZX_2017), 检验标准: HJ 501-2009_水质总有机碳的测定 - 燃烧氧化 - 非分散红外吸收法。TN 检测仪器为连续流动分析仪 (ZX-2011), 检测标准: 水的质量 - 紫外分解后总氮的测定 - 用流动分析法 (CFA 与 FIA) 和光谱检测法 (DS/ISO 2441-2010)。TP 检测仪器为电感耦合等离子体原子发射光谱仪 (ZX-2018), 检测标准: 水、固体、生物固体、痕量元素的测定, 电感耦合等离子体原子发射光谱法 (US EPA 200.7-2001)。

1.4 手机反演方法

为建立水体各指标实际测量数值与归一化组合参数之间的关系, 我们将水质监测数据分成训练组和测试组, 构建各水质因子的反演模型并进行验证。模型构建时, 首先进行逐步回归分析, 将获取的 115 个特征参数纳入分析, 剔除多重线性相关因子以减小模型的复杂度, 提取 3~5 个最重要的特征参数。然后基于测试集水质监测数据, 通过神经网络将逐步回归提取的参数进行数据训练建立模型。最后, 基于测试组水质监测数据, 验证模型的准确度。

1.4.1 逐步回归提取特征参数 逐步回归是以线性回归为基础, 选择所有对因变量有显著影响的自变量, 而不包含对因变量影响不显著的自变量, 以建立最优回归方程的分析方法。这是一个反复的过程, 直到既没有显著的解释变量选入回归方程, 也没有不显著的解释变量从回归方程中剔除为止, 从而保证最后所得到的解释变量集既是重要的, 又没有严重的多重共线性。依据上述思想, 将各指标实际测量

数值与归一化组合参数通过 SPSS Pro1.17 软件进行逐步回归, 筛选最终保留显著解释变量参数。

1.4.2 神经网络模型 利用 Matlab 神经网络工具箱, 构建神经网络小微水体水质参数反演模型。图 5 为人工网络拓扑结构示意图, 网络各层神经元之间为全连接方式进行连接, X 为网络输入值 ($B/G1'$ 、 $R2''$ 、 $B/G4'$ 图像特征参数), w_{ij} 和 w_{jk} 为网络权值, b_j 和 b_k 为网络阈值, Y 为水体指标实际测量值。网络层数为 3 层, 各层神经元节点数目设置 3-N-1, 分别代表输入层结构神经元个数, 隐藏层结构神经元个数, 输出层结构神经元个数。调节人工神经网络参数, 网络权值和阈值的训练算法选择 trainbr 函数。

1.4.3 反演模型评价方法 将水体水质参数实测值和预测值进行拟合, 模型评价采用了纳什 - 苏特克里夫系数 (Nash-Sutcliffe Efficiency, 缩写为 NSE), 均方根误差 (RMSE), 平均绝对误差 (MAE) 三项指标。NSE 衡量了模型预测值与实际值之间的相对误差, 值越接近于 1, 表示模型预测效果越好。RMSE 和 MAE 误差越小表示模型预测效果越好, 公式如 (5) (6) (7) 所示。

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

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (6)$$

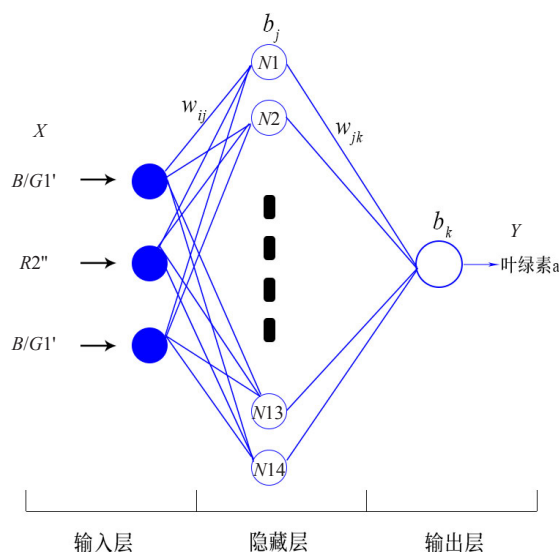


图 5 人工神经网络拓扑结构示意图

Fig. 5 Schematic diagram of artificial neural network topology

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (7)$$

式中：NSE 表示纳什-苏特克里夫系数；RMSE 表示均方根误差；MAE 表示平均绝对误差； n 表示样本个数； i 表示样本编号； y_i 表示变量观测值； $\bar{y}$ 表示变量观测均值； $\hat{y}_i$ 表示模型变量模拟值。

2 结果与分析

如表 2 所示，研究区小微水体浊度范围为 6.53-91.10 NTU，平均值（±标准差）为 33.72±18.22 NTU。其中，句容地区水体平均浊度最高（40.60±26.24 NTU）。叶绿素 a 浓度范围为 0.36-245.47 μg/L，平均值（±标准差）为 56.24±63.04 μg/L，常熟地区叶绿素 a 最高，平均为 65.51±71.22 μg/L。DOC 浓

度范围为 2.73-16.90 mg/L，平均值（±标准差）为 6.22±3.37 mg/L，其中，常熟地区 DOC 浓度最高，平均为 8.38±3.95 mg/L，南京地区 DOC 浓度最低，平均为 4.41±1.21 mg/L。

图 6 为各水质参数间的相关性热图，叶绿素 a 浓度与 DO、pH、DOC、浊度等多种水质参数呈极显著相关（ $P \leq 0.001$ ），浊度与 DO、pH、DOC 显著相关（ $P \leq 0.01$ ），DOC 浓度与 TN 和水温极显著相关。

水体因子与图像特征参数逐步回归分析结果如表 3 所示，叶绿素 a 的图像特征参数为 $B/R3'$ 、 $G5''$ 、 $R6''$ ，浊度的图像特征参数为 $B/G1'$ 、 $R2''$ 、 $B/G4'$ ，DOC 的图像特征参数为 $R1'$ 、 $B/G2'$ 、 $R2''$ 、 $R4''$ 、 $B/G6'$ 。

表 2 水质参数统计表
Table 2 Summary of water quality parameters

采样地	项目	T(℃)	DO (mg/L)	pH	TN (mg/L)	TP (mg/L)	浊度 (NTU)	叶绿素 a(μg/L)	DOC (mg/L)
南京 5 月 N=58	最大值	27.87	17.26	8.98	1.98	—	—	245.47	7.51
	最小值	17.87	4.06	7.12	0.24	—	—	0.36	2.48
	平均值	22.40	10.48	8.12	0.60	—	—	65.51	4.41
	标准偏差	2.80	2.96	0.55	0.36	—	—	71.22	1.21
常熟 6-11 月 N=45	最大值	36.30	19.97	9.24	6.36	0.37	68.33	162.39	16.90
	最小值	17.20	3.25	5.40	0.64	0.11	8.97	4.64	2.73
	平均值	27.30	9.25	7.83	1.91	0.20	32.00	46.97	8.38
	标准偏差	6.46	4.19	0.98	1.16	0.08	15.59	50.73	3.95
句容 7-11 月 N=10	最大值	36.03	16.17	9.77	10.59	0.29	91.10	7.51	15.13
	最小值	18.53	1.84	7.35	0.37	0.07	6.53	2.48	3.90
	平均值	27.75	8.01	8.15	3.28	0.16	40.60	4.41	6.88
	标准偏差	6.35	5.47	0.81	3.65	0.08	26.24	1.21	3.23

注：南京叶绿素 a 样本数为 15，常熟浊度和 TP 样本采集时间为 7-11 月，样本数均为 40，其余各地参数样本数以第一列为准。

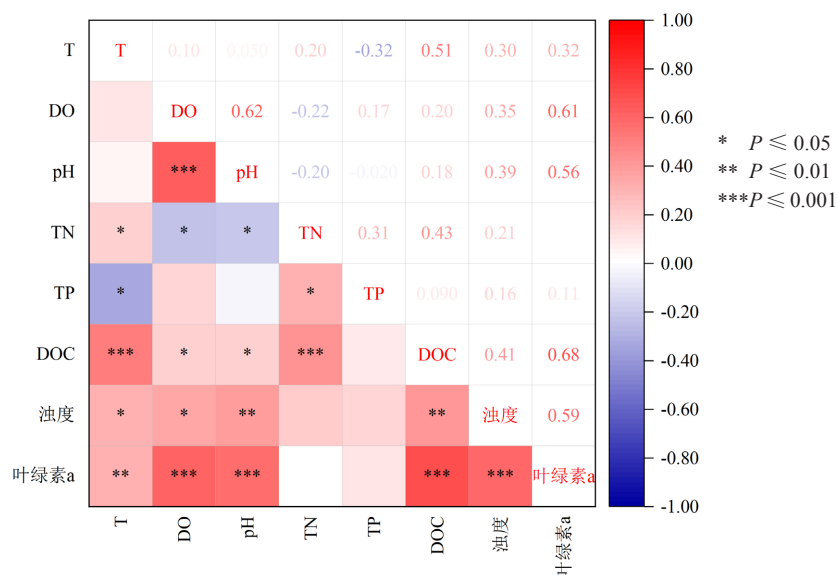


图 6 水质参数相关性热图

Fig. 6 Heatmap of water quality parameter correlation

表 3 水体因子逐步回归分析结果

Table 3 Results of stepwise regression analysis of water factors

水体指标	逐步回归方程	特征参数	R^2
浊度	$y=110.186-23.738B/R3'-341.165G5''+86.138R6''$	$B/R3'$ 、 $G5''$ 、 $R6''$	0.51
Chl.a	$y=-212.106-145.344B/G1'+752.193R2''+98.768B/G4'$	$B/G1'$ 、 $R2''$ 、 $B/G4'$	0.51
DOC	$y=-13.09+54.74R1'+4.09B/G2'+27.95R2''-31.94R4''-3.5B/G6'$	$R1'$ 、 $B/G2'$ 、 $R2''$ 、 $R4''$ 、 $B/G6'$	0.41
TN	$y=5.67+12.1R1'-9.61R7'-5.35B/R7''+0.18B/R10''$	$R1'$ 、 $R7'$ 、 $B/R7''$ 、 $B/R10''$	0.24
TP	$y=-0.23-0.56R1''-1.33R2''+0.15B/R5''$	$R1''$ 、 $R2''$ 、 $B/R5''$	0.25

注：图像特征参数通过滤波片编号 + 参数 + 方法来表征，如 $B/R3'$ 表示 3 号滤波片 B 通道与 R 通道归一化后的比值， $G5''$ 表示 5 号滤波片白平衡校正后 G 通道归一化值。

基于上述提取的特征参数和水质数据，应用人工神经网络分别构建浊度、叶绿素 a 浓度、DOC 浓度的反演模型，并通过测试集数据进行验证。反演模型样本训练集和测试集数据比例为 8 : 2。如表 4 所示，对于浊度的神经网络模型，神经网络结构 3-10-1 和 3-14-1 效果最好。其中，网络结构 3-10-1 的总体纳什系数 NSE 为 0.65，测试集 NSE 为 0.89；网络结构 3-14-1 的总体 NSE 为 0.71，测试集 NSE 为 0.84。两种模型结构在 NSE 差异不大，但是模型网络结构 3-10-1 具有更低 RMSE 和 MAE，因此是本研究预测水体浊度的最佳模型（图 7）。

对于叶绿素 a 的神经网络模型，神经网络结构 3-18-1 和 3-19-1 效果最好。网络结构 3-18-1 的总体

NSE 为 0.71，测试集 NSE 为 0.74；网络结构 3-19-1 总体 NSE 为 0.67，测试集 NSE 为 0.85。但是模型网络结构 3-19-1 测试集上具有更低 RMSE 和 MAE，其模型泛化能力更强，因此将其作为最佳模型，其模型反演拟合效果如图 8 所示。

对于 DOC 的神经网络模型，神经网络结构 5-21-1 效果最好。其总体 NSE 为 0.62，测试集 NSE 为 0.82。将其作为神经网络最佳模型，模型反演拟合效果如图 9 所示。

3 讨论

本研究运用智能手机结合偏振镜、手机望远镜、滤波片、24 色标准色卡等对小微水体拍照，增加图

表 4 不同人工神经网络结构的浊度测试结果

Table 4 Results of turbidity different artificial neural network structures

水体指标	序号	结构	总体 NSE	总体 RMSE	总体 MAE	测试集 NSE	测试集 RMSE	测试集 MAE
浊度	1	3-09-1	0.55	11.94	6.86	0.67	8.82	6.86
	2	3-10-1	0.65	10.51	4.29	0.89	4.96	4.29
	3	3-11-1	0.64	10.75	7.75	0.66	8.92	6.53
	4	3-12-1	0.63	10.80	7.31	0.82	6.57	5.26
	5	3-13-1	0.57	11.75	8.71	0.65	9.07	7.63
	6	3-14-1	0.71	9.54	6.93	0.84	9.55	5.40
	7	3-15-1	0.61	11.16	8.17	0.76	7.52	6.24
	8	3-16-1	0.62	11.06	8.02	0.62	9.43	6.94
叶绿素 a	1	3-14-1	0.67	35.74	23.57	0.78	30.78	21.48
	2	3-15-1	0.66	36.38	26.54	0.73	32.35	24.00
	3	3-16-1	0.68	35.51	23.73	0.79	28.26	19.49
	4	3-17-1	0.70	34.37	23.61	0.79	28.53	21.18
	5	3-18-1	0.71	34.07	23.60	0.74	31.68	23.60
	6	3-19-1	0.67	36.32	23.68	0.85	24.46	17.40
	7	3-20-1	0.69	34.72	23.55	0.77	29.91	21.41
	8	3-21-1	0.65	37.21	22.42	0.83	25.39	16.67
DOC	1	5-17-1	0.49	2.41	1.83	0.73	1.91	1.47
	2	5-18-1	0.54	2.29	1.56	0.77	1.75	1.31
	3	5-19-1	0.59	2.16	1.62	0.75	1.83	1.43
	4	5-20-1	0.64	2.02	1.42	0.74	1.87	1.37
	5	5-21-1	0.62	2.08	1.41	0.82	1.54	1.07
	6	5-22-1	0.58	2.18	1.52	0.84	1.48	1.11
	7	5-23-1	0.52	2.33	1.60	0.76	0.59	1.41
	8	5-24-1	0.51	2.37	1.65	0.67	2.11	1.35

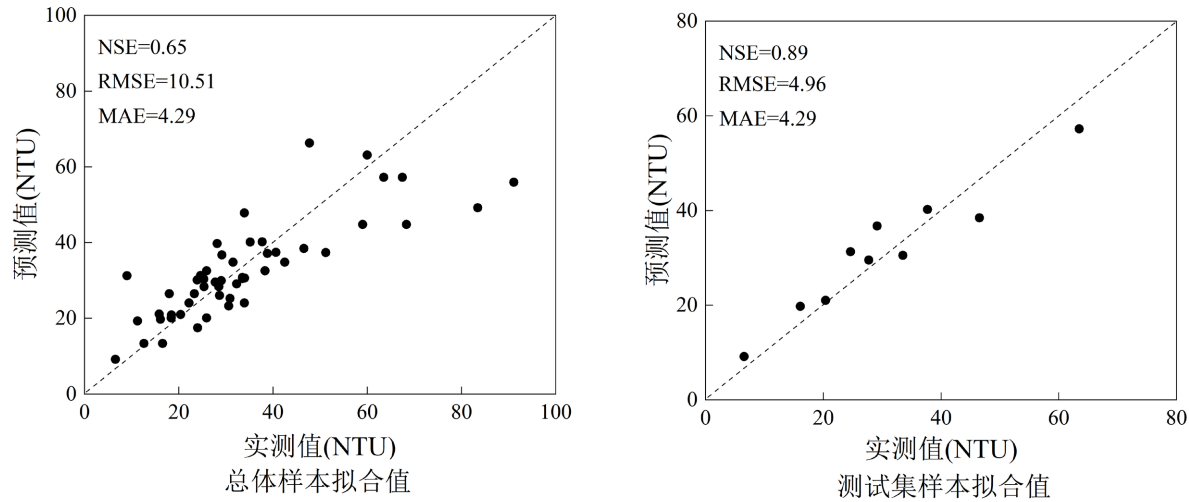


图 7 人工神经网络反演浊度结果
Fig. 7 Inversion turbidity results of artificial neural network

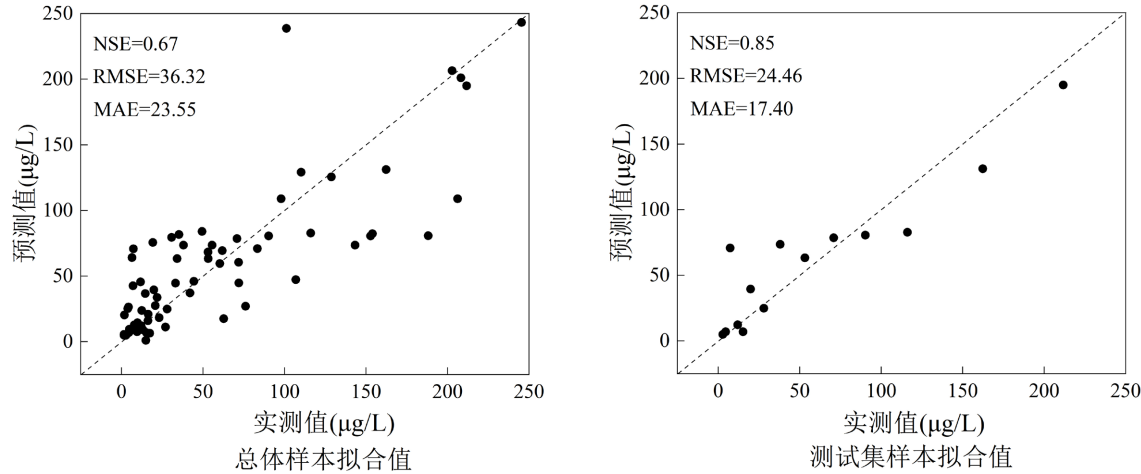


图 8 人工神经网络反演叶绿素 a 浓度结果
Fig. 8 Inversion chlorophyll a concentration results of artificial neural network

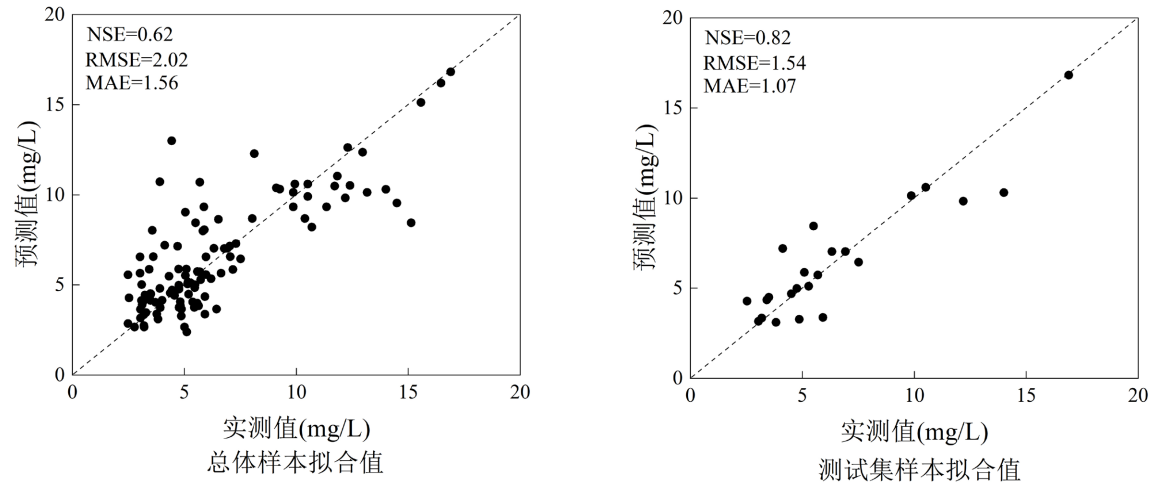


图 9 人工神经网络反演 DOC 浓度结果
Fig. 9 Inversion DOC concentration results of artificial neural network

像特征参数,扩大手机反演识别范围,减少周围环境因素的影响,提高应用智能手机反演监测光学活性参数浊度、叶绿素 a 浓度的精度。本研究采用偏振镜过滤偏振光的方法可避免天空阴影对拍照的干扰,使用镜片直接对水体进行拍摄,弥补了背景板受高浊度水体影响的不足,可在野外直接操作。

该方法运用 10 种不同规格长波通滤波片,20 倍率的手机望远镜(便于拍摄时水体占满手机全屏)和 52 mm 偏振镜进行研究,可以更大范围找到显著相关的图像特征参数。用逐步回归方法找到图像特征参数与水体水质参数显著相关的变量,减少模型变量,也为后续应用中通过少数几个镜片达到预测水质参数的目的。在本研究中配合 24 色标准色卡,通过 3 号(470~2 500 nm 长波通滤波片),5 号(535~2 500 nm 长波通滤波片)和 6 号(565~2 500 nm 长波通滤波片)滤波片拍摄三张照片即可准确反演水体浊度。通过 1 号(380~2 500 nm 长波通滤波片),2 号(450~2 500 nm 长波通滤波片)和 4 号(490~2 500 nm 长波通滤波片)滤波片可反演叶绿素 a。通过 1 号、2 号,4 号和 6 号滤波片可反演 DOC 浓度。

3.1 智能手机反演原理与优势

我们构建了基于智能手机反演非光学活性参数 DOC 浓度的方法,其机理在于 DOC 浓度与光学因子浊度和叶绿素 a 有很好的相关性。而叶绿素 a 和浊度可通过遥感或智能手机反演^[21-22]。水体 DOC 浓度与水体光学活性参数的相关性如图 5 所示,水体 DOC 浓度与水体光学活性参数叶绿素有较好的相关性,其决定系数 R^2 为 0.56。同时将 DOC 与叶绿素和浊度建立多元线性回归方程如公式(8),其决定系数 R^2 为 0.63:

$$\begin{aligned} \text{DOC} &= -0.05 (\text{NTU}) + 0.82 (\text{Chla}) \\ R^2 &= 0.63 \end{aligned} \quad (8)$$

该研究与常规的高光谱、多光谱的卫星图像相比,不仅更加便捷经济,还能够满足小微水体水质监测特定需求^[23-24]。与之前的智能手机水质监测研究相比,同时满足了水体类型丰富,参数数值范围广,可以克服各种天气条件和光照条件的野外监测,从而显著提高方法的精确度和稳定性,并且扩充了非光学参数 DOC 的预测^[25-26]。与常规智能手机通过反射率反演水体相比,常规方法仅限于叶绿素 a、浊度等光学参数研究,本研究提供了更多可选特征信息,增加了水体非光学活性参数预测的范围和准确性。一般方法浊度预测精度 NSE 为 0.61,本研究可提高至 0.65 以上^[27]。采用一般方法,水体叶绿

素 a 预测浓度较低,在 0~8 $\mu\text{g/L}$,本研究将浓度范围扩充至 0.36~245.47 $\mu\text{g/L}$ ^[28]。

3.2 智能手机反演未来与展望

在未来的研究中,可拓展更多不同规格镜片进行组合以提高模型的预测精度,以及通过神经网络挖掘智能手机图像与水体水质参数的潜在关系^[29-30]。还可以通过其他特征信息如纹理特征或构建水体指数丰富模型参数等,得到更好的特征参数组合进行水质参数预测或水体类型识别^[31-32]。

4 结论

1) 本研究采用智能手机并添加滤波片,偏振镜及 24 标准色卡可实现对水体图像及其白平衡后 RGB 数据采集,并将 RGB 等参数进行通道组合,通过逐步回归找到水体指标对应的图像特征参数构建神经网络模型,从而在一定精度前提下大幅度降低监测成本,本研究对于智能手机研究水体非光学参数反演具有重要意义。

2) 本文通过逐步回归找到浊度的图像特征参数 $B/R3'$ 、 $G5''$ 、 $R6''$,叶绿素 a 的图像特征 $B/G1'$ 、 $R2''$ 、 $B/G4'$ 以及 DOC 的图像特征参数 $R1'$ 、 $B/G2'$ 、 $R2''$ 、 $R4''$ 、 $B/G6'$,引入神经网络建模,通过调整不同隐藏层结构进行测试,找到浊度、叶绿素 a、DOC 最佳神经网络结构依次为 3-10-1(即设置输入层神经元个数为 3,隐藏层神经元个数为 10,输出层神经元个数为 1),3-19-1,5-21-1,由此实现基于智能手机的水体水质参数的准确反演监测。

3) 本方法通过滤波片获取水体色彩信息,与背景板预测水质相比,不受到水体自身颜色影响,且不受天空阴影干扰,可直接在野外操作。

4) 本研究运用不同镜片光学特点,在众多镜片中找到合适的镜片组合进行反演,最终选择出滤波片 3 号,5 号和 6 号,后续研究中只需拍摄 3 张照片即可准确反演水体浊度。选择 1 号,2 号和 4 号滤波片可对叶绿素 a 浓度反演,选择 1 号,2 号,4 号和 6 号滤波片则可同时对叶绿素 a 浓度、DOC 浓度进行反演。

参考文献:

- [1] Zolfaghari K, Wilkes G, Bird S, et al. Chlorophyll-a, dissolved organic carbon, turbidity and other variables of ecological importance in river basins in southern Ontario and British Columbia, Canada[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2019, 192(1): 67
- [2] Filazzola A, Mahdian O, Shuvo A, et al. A database of chlorophyll and water chemistry in freshwater lakes[J]. Scientific Data, 2020, 7(1): 310.

- [3] Ruhala S S, Zarnetske J P. Using in situ optical sensors to study dissolved organic carbon dynamics of streams and watersheds: A review[J]. *Science of the Total Environment*, 2017, 575: 713-723.
- [4] 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.
- [5] Guo Y H, Yin G D, Sun H Y, et al. Scaling effects on chlorophyll content estimations with RGB camera mounted on a UAV platform using machine-learning methods[J]. *Sensors*, 2020, 20(18): 5130.
- [6] Tian S, Guo H W, Xu W, et al. Remote sensing retrieval of inland water quality parameters using Sentinel-2 and multiple machine learning algorithms[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2023, 30(7): 18617-18630.
- [7] de Sena R C, Soares M, Pereira M L O, et al. A simple method based on the application of a CCD camera as a sensor to detect low concentrations of Barium sulfate in suspension[J]. *Sensors*, 2011, 11(1): 864-875.
- [8] Salgueiro J L, Pérez L, Sanchez Á, et al. Microalgal biomass quantification from the non-invasive technique of image processing through red-green-blue (RGB) analysis[J]. *Journal of Applied Phycology*, 2022, 34(2): 871-881.
- [9] Zhu Y Y, Cao P P, Liu S, et al. Development of a new method for turbidity measurement using two NIR digital cameras[J]. *ACS Omega*, 2020, 5(10): 5421-5428.
- [10] Liu G S, Tian S K, Mo Y K, et al. On the acquisition of high-quality digital images and extraction of effective color information for soil water content testing[J]. *Sensors*, 2022, 22(9): 3130.
- [11] Goddijn L M, White M. Using a digital camera for water quality measurements in Galway Bay[J]. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 2006, 66(3/4): 429-436.
- [12] Goddijn-Murphy L, Dailloux D, White M, et al. Fundamentals of in situ digital camera methodology for water quality monitoring of coast and ocean[J]. *Sensors*, 2009, 9(7): 5825-5843.
- [13] Huang J C, Qian R, Gao J F, et al. A novel framework to predict water turbidity using Bayesian modeling[J]. *Water Research*, 2021, 202: 117406.
- [14] 李俊生, 高敏, 张兵, 等. 智能手机影像支持的水质监测算法与应用[J]. *测绘学报*, 2022, 51(4): 568-576.
- Li J S, Gao M, Zhang B, et al. Smartphone photo based water quality monitoring algorithm and application[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2022, 51(4): 568-576.
- [15] Leeuw T, Boss E. The HydroColor app: Above water measurements of remote sensing reflectance and turbidity using a smartphone camera[J]. *Sensors*, 2018, 18(1): 256.
- [16] Liu B, Zhao Q B, Jin Y Q, et al. Application of combined model of stepwise regression analysis and artificial neural network in data calibration of miniature air quality detector[J]. *Scientific Reports*, 2021, 11: 3247.
- [17] Suner S, Rayner J, Ozturan I U, et al. Prediction of anemia and estimation of hemoglobin concentration using a smartphone camera[J]. *PLoS One*, 2021, 16(7): e0253495.
- [18] Inagawa A, Kimura M, Uehara N. Total protein assay by PCA-based RGB-spectrum conversion methods with smartphone-acquired digital images[J]. *Analytical Sciences*, 2022, 38(6): 869-880.
- [19] Kolluru S, Tiwari S P. Modeling ocean surface chlorophyll-a concentration from ocean color remote sensing reflectance in global waters using machine learning[J]. *Science of the Total Environment*, 2022, 844: 157191.
- [20] 张丽彬, 王启山, 徐新惠, 等. 乙醇法测定浮游植物叶绿素 a 含量的讨论[J]. *中国环境监测*, 2008, 24(6): 9-10.
- Zhang L B, Wang Q S, Xu X H, et al. Discussion on measurement of chlorophyll-a in phytoplankton with ethanol[J]. *Environmental Monitoring in China*, 2008, 24(6): 9-10.
- [21] Liu G, Li S J, Song K S, et al. Remote sensing of CDOM and DOC in alpine lakes across the Qinghai-Tibet Plateau using Sentinel-2A imagery data[J]. *Journal of Environmental Management*, 2021, 286: 112231.
- [22] Töming K, Kutser T, Tuvikene L, et al. Dissolved organic carbon and its potential predictors in eutrophic lakes[J]. *Water Research*, 2016, 102: 32-40.
- [23] Sun X, Zhang Y L, Shi K, et al. Monitoring water quality using proximal remote sensing technology[J]. *Science of the Total Environment*, 2022, 803: 149805.
- [24] Li S J, Song K S, Wang S, et al. Quantification of chlorophyll-a in typical lakes across China using Sentinel-2 MSI imagery with machine learning algorithm[J]. *Science of the Total Environment*, 2021, 778: 146271.
- [25] Villamil J, Victorino J, Gómez F. The effect of mobile camera selection on the capacity to predict water turbidity[J]. *Water Science and Technology*, 2021, 84(10/11): 2749-2759.
- [26] Heidari S, Mirzaee-Ghaleh E, Rabbani H, et al. Development of an android app for estimating the water quality parameters in fish pond[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2021, 28(26): 34501-34510.
- [27] Gao M, Li J S, Wang S L, et al. Smartphone-camera-based water reflectance measurement and typical water quality parameter inversion[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(6): 1371.
- [28] Gallagher J B, Chuan C H. Chlorophyll a and turbidity distributions: Applicability of using a smartphone “app” across two contrasting bays[J]. *Journal of Coastal Research*, 2018, 345: 1236-1243.
- [29] Kittichotsatsawat Y, Tippiyawong N, Tippiyawong K Y. Prediction of Arabica coffee production using artificial neural network and multiple linear regression techniques[J]. *Scientific Reports*, 2022, 12: 14488.
- [30] Ibrahim A, Ismail A, Juahir H, et al. Water quality modelling using principal component analysis and artificial neural network[J]. *Marine Pollution Bulletin*, 2023, 187: 114493.
- [31] Novoa S, Wernand M, van der Woerd H J. WACODI: A generic algorithm to derive the intrinsic color of natural waters from digital images[J]. *Limnology and Oceanography: Methods*, 2015, 13(12): 697-711.
- [32] Wang J G, Zhai Z G, Zhu Y Y, et al. Identification for water quality based on color characteristics[J]. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2022, 983(1): 012075.