

基于 Landsat8 OLI 遥感数据反演乌梁素海浮游植物生物量

岳程鹏¹, 李 兴^{2*}, 包龙山³, 魏敬铤⁴

(1.内蒙古师范大学 地理科学学院, 呼和浩特 010022; 2.内蒙古师范大学 内蒙古节水农业工程研究中心, 呼和浩特 010022; 3.鄂尔多斯林业和草原局, 内蒙古 鄂尔多斯 016100; 4.内蒙古环科园环境科技有限责任公司, 呼和浩特 010011)

摘 要:【目的】评价乌梁素海多个季度浮游植物生物量反演模型的适用性, 为乌梁素海水质治理与改善提供一定的理论依据。【方法】利用乌梁素海 Landsat8 OLI 遥感数据, 结合实测水体的叶绿素 a 质量浓度数据, 采用回归分析, 构建乌梁素海浮游植物生物量反演模型, 对反演模型精度和普适性进行验证。【结果】春季以 b_5 (近红外) / b_4 (红光) 为自变量的二次多项式回归方程拟合度较差, 决定系数为 0.463, 实测数据与预测数据的均方根误差为 6.88 mg/m^3 ; 夏季以 b_5 (近红外) / b_4 (红光) 为自变量的二次多项式回归方程拟合度最优, 决定系数为 0.816, 实测数据与预测数据的均方根误差为 3.67 mg/m^3 ; 秋季以 $(b_5-b_4)/b_3$ 为自变量的二次多项式回归方程拟合度适中, 决定系数为 0.602, 实测数据与预测数据的均方根误差为 4.63 mg/m^3 。【结论】同步采集水样与高光谱数据, 利用细胞体积转化法计算浮游植物生物量, 是提高浮游植物生物量反演模型精度的重要前提条件。

关键词: 浮游植物; 生物量; 遥感反演; 叶绿素 a; 乌梁素海

中图分类号: X524

文献标志码: A

doi: 10.13522/j.cnki.gggs.2019001

岳程鹏, 李兴, 包龙山, 等. 基于 Landsat8 OLI 遥感数据反演乌梁素海浮游植物生物量[J]. 灌溉排水学报, 2020, 39(8): 122-128.

YUE Chengpeng, LI Xing, BAO Longshan, et al. Using Remote Sensing to Estimate Seasonal Variation in Phytoplankton Biomasses in the Lake Wuliangsu Hai [J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2020, 39(8): 122-128.

0 引言

【研究意义】乌梁素海作为内蒙古“一湖两海”重要组成部分, 其一旦消失将造成土地沙漠化和加剧华北地区沙尘暴, 近年来富营养化问题突出, 因此研究乌梁素海水体环境十分必要, 可为湖泊水质治理与改善提供一定的依据和借鉴。遥感技术在水体监测中具有无法替代的优势: 速度快、范围广、成本低、周期性短^[1], 利用遥感对水质进行监测, 可以极大地提高水质监测效率。

【研究进展】国内外学者运用遥感数据对水质参数进行反演, 取得了丰厚的研究成果。水环境遥感反演常用的方法有经验模型、半经验(半分析模型)、分析模型。经验模型方面, 马驰^[2]采用回归分析, 建立松嫩平原水体中叶绿素 a 和悬浮物量的遥感模型; Zhan 等^[3]基于 Landsat8 OLI 图像, 在 NIR 和可见光

波段, 构建反演黄河三角洲表面悬浮物浓度的经验立体模型; Abdelmalik^[4]基于 ASTER 遥感数据与水质参数的相关性构建埃及 Qaroun 湖泊的水质反演回归模型。半经验模型方面, Zheng 等^[5]基于浮游植物光吸收系数, 运用半分析法构建了广义叠加模型(GSCM)获得美国切萨皮克海湾的叶绿素 a 质量浓度; Fernanda 等^[6]基于近红外波段的半经验算法和红光区波段的半分析算法分别构建 Funil 水库叶绿素 a 的预测模型; 陈军等^[7]以太湖水水质浓度试验数据和同步的 Hyperion 影像为数据基础, 运用四波段半分析法反演叶绿素 a 质量浓度。分析模型方面, Giardino 等^[8]利用 Hyperion 数据, 基于生物光学模型对 Garda 湖的叶绿素和悬浮物进行了质量浓度反演, 吴仪等^[9]研究水体的辐射传输机理, 分析入射光的吸收和散射, 推导叶绿素质量浓度遥感反演模型。

【切入点】前人对水环境遥感反演研究均取得了重要的科研成果, 但是多数学者对水环境的遥感监测仅仅基于单季度反演, 缺乏多个季度反演。为此, 选取乌梁素海 Landsat8 OLI 遥感影像并提取水体采样点遥感反射率, 结合实测水体叶绿素 a 质量浓度数据, 采用回归分析方法, 构建多季度(春、夏、秋)浮游植物生物量反演模型。由于浮游植物生物量和叶绿素

收稿日期: 2019-04-15

基金项目: 内蒙古自治区科技计划项目(201702111); 内蒙古自治区高等学校青年科技英才支持计划项目(NJYT-15-B09); 国家自然科学基金项目(51469026); 内蒙古自然科学基金项目(2016MS0553); 内蒙古人才开发基金资助项目

作者简介: 岳程鹏(1993-), 男, 硕士研究生, 主要从事水污染控制与环境保护。E-mail: 1971372776@qq.com

通信作者: 李兴(1981-), 男, 副研究员, 主要从事水污染控制与环境保护。E-mail: lixingggmm@163.com

a 质量浓度高度相关，叶绿素 a 能够反映绿色植物和蓝藻对水环境污染程度，因此叶绿素 a 常被用作浮游植物生物量代用指标^[10-11]。【拟解决的关键问题】通过对乌梁素海多个季度（春、夏、秋）浮游植物生物量进行反演，本研究可以为同类型寒旱区湖泊生态环境治理提供一定的理论依据和借鉴。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

乌梁素海位于内蒙古巴彦淖尔市乌拉特前旗境内，呼和浩特、包头、鄂尔多斯三角地带的边缘，河套平原东端，为我国第八大淡水湖，是全球荒漠半荒漠地区极为少见的大型寒旱区湖泊^[12-13]。乌梁素海流域属于内陆断陷盆地，是典型的牛轭湖。温带大陆性气候显著，冬季寒冷漫长，夏季炎热短暂。乌梁素海是河套灌区工业废水、农业退水、生活污水的承泄场所，水环境较差，成为内蒙古湖泊水质最为恶化、富营养化最为严重的草-藻型湖泊^[14-16]。

1.2 数据采集与处理

于 2016—2018 年春季（4、5 月）、夏季（6、7、8 月）、秋季（9、10 月）在乌梁素海进行采样，使用 GPS 设置固定采样点位置（图 1），在每个采样点水下 0.5 m 处采取 1 L 的叶绿素水样，装入聚乙烯瓶中，每升叶绿素水样现场加入 2~4 mL 的 1% $MgCO_3$ 溶液，然后将聚乙烯瓶进行密封保存，运回实验室进行分析，叶绿素 a 质量浓度的测定使用分光光度计法。

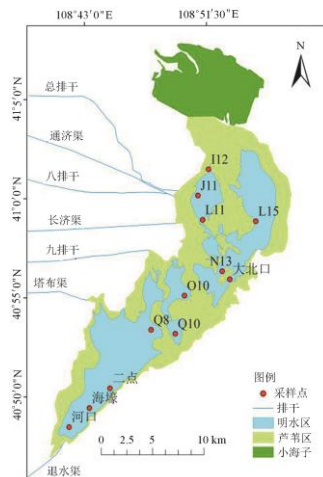


图 1 乌梁素海采样点

Fig.1 Sampling points in Lake Wuliangsu

1.3 遥感数据获取与处理

从中国科学院遥感与数字地球研究所的对地观测数据共享（ids.ceode.ac.cn）网上下载与采样时间（2016—2018 年春、夏、秋季）相近的 Landsat8 OLI 遥感影像，云量覆盖率均小于 10%，利用 ENVI 5.5 遥感软件对遥感影像进行预处理，包括辐射定标、大气校正、裁剪等步骤。

1.4 乌梁素海遥感反射率的变化特征

遥感反射率是湖泊水色的综合反映，是水体光学活性物质吸收和散射相互作用的结果，包含了湖泊中叶绿素、总悬浮物、有色可溶性有机物浓度等光学活性物质的信息^[17]。由于夏季乌梁素海浮游植物生长迅速，水体光谱反射较强，因此选择 2017 年 7 月的水体光谱反射曲线。由图 2 可以看出，乌梁素海光谱特性基本上符合二类水体的光谱特征，波普之间的反射率差异明显，蓝光波段（450~515 nm）处形成 1 个吸收谷，这是由于藻类色素对于蓝光的强吸收造成的，在绿光波段（525~600 nm）处形成 1 个反射峰，这主要是由于叶绿素 a 和胡萝卜素吸收较弱加上细胞的散射作用而导致的，部分样点的红光波段（630~680 nm）也形成一个吸收谷，藻类浓度较高时，水体反射率曲线在这个波段处会形成谷值，部分样点的近红外波段处（845~885 nm）形成一个反射峰，近红外波段的强反射则源于光线在蓝藻细胞内部的多次散射^[18-20]。

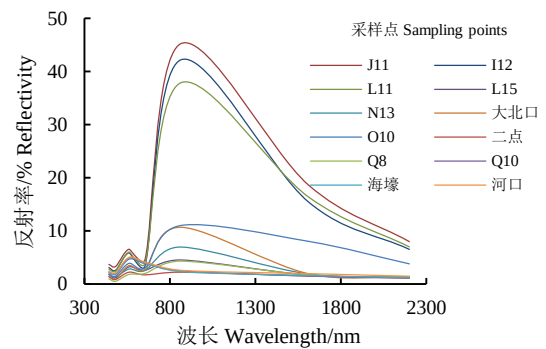


图 2 乌梁素海 2017 年 7 月各采样点遥感反射率

Fig.2 Remote sensing reflectance of sampling points in Lake Wuliangsu in July 2017

1.5 模型构建

1.5.1 Spss 主成分分析

1) 设有 n 个样本，每个样本选取乌梁素海 Landsat8 OLI 遥感影像前 7 个波段的遥感反射率作为不同变量，分别为 Coastal（海岸波段）、Blue（蓝）、Green（绿）、Red（红）、NIR（近红外）、SWIR 1（短波红外 1）、SWIR 2（短波红外 2），记为 R_{ij} ($i=1,2,3,\dots,n$, $j=1,2,3,\dots,7$)。

2) 对变量 R_{ij} 进行标准化处理。

3) KMO (Kaiser-Meyer-Olkin) 检验和 Bartlett 球形度用于定量的检验变量之间是否具有相关性。KMO 检验大于 0.6，即样本符合数据结构合理的要求，Bartlett's 检验的 P 值小于 0.05，可以进行主成分提取。

4) 提取主成分个数（主成分的特征值大于 1，陡坡图检验—陡坡趋于平缓的位置判断提取主成分的数量）。

5) 各个主成分与叶绿素 a 质量浓度之间进行

Pearson 相关分析, 确定影响乌梁素海遥感反射率的主要主成分。

1.5.2 波段比值方法

采用不同波段反射率比值可以在一定程度上消除水体表层光滑度和微波随时空变化所产生的影响, 同时也可以减小其他水体污染物的干扰^[17]。通过对乌梁素海遥感影像各波段的反射率分析, 首先选择近红外波段、红光波段进行比值处理, 再将比值与实测叶绿素 a 质量浓度之间进行 Pearson 相关分析, 选取相关系数最大者进行回归分析, 建立叶绿素 a 质量浓度反演模型。比值模型如下:

$$R = R_{\text{NIR}} / R_{\text{Red}}, \quad (1)$$

式中: R_{Red} 代表红光波段反射率; R_{NIR} 代表近红外波段反射率。在 Landsat8 OLI 遥感影像中分别对应于 4 波段、5 波段。

1.5.3 波段差值方法

根据乌梁素海遥感影像上红波段、近红外波段的波普差异, 首先选择近红外波段、红光波段进行差值处理, 再将差值与叶绿素 a 质量浓度做 Pearson 相关性分析, 进行回归分析, 进行叶绿素 a 质量浓度反演。差值模型如下:

$$R = R_{\text{NIR}} - R_{\text{Red}}, \quad (2)$$

式中: R_{Red} 代表红光波段反射率; R_{NIR} 代表近红外波段反射率。在 Landsat8 OLI 遥感影像中分别对应于 4 波段、5 波段。

2 结果与分析

2.1 构建反演模型

2.1.1 春季浮游植物生物量反演

选取 2016、2017、2018 年 4、5 月共 6 幅乌梁素海 Landsat8 OLI 遥感影像, 云量覆盖率均小于 10%, 对遥感影像进行辐射定标、大气校正等预处理, 提取各采样点的遥感反射率, 对采样点的波段进行组合, 共 72 组数据, 抽取其中 60 组数据构建主成分、比值和差值模型。

通过主成分分析, 确定 KMO 检验系数为 0.805, 大于 0.6, 即样本符合数据结构合理的要求, Bartlett's 检验的 P 值小于 0.001, 可以进行主成分提取, 提取了 1 个主成分, 主成分的贡献率为 87.31%。将主成分、比值和差值模型分别与同期实测的叶绿素 a 质量浓度进行相关性分析。比值模型中 b_5 (近红外) / b_4 (红光) 与叶绿素 a 质量浓度的相关系数为 0.641, 相关性极显著 ($P < 0.01$); 差值模型中 $b_5 - b_4$ 与叶绿素 a 质量浓度的相关系数为 0.605, 相关性极显著 ($P < 0.01$); 主成分与叶绿素 a 质量浓度的相关系数为 0.123, 二者无相关性。

因此分别将 b_5/b_4 、 $b_5 - b_4$ 作为自变量对因变量叶绿素 a 质量浓度进行反演, 运用 origin 软件分别选用线性、二次多项式、指数函数进行回归分析拟合, 详细结果见表 1。由表 1 可知, 比值模型中, 二次多项式 $Y = 0.343X^2 - 0.66X + 10.56$ 的拟合效果最好, 决定系数 R^2 为 0.511, F 检验值为 24.143, 差值模型中, 指数拟合效果最好, 决定系数 R^2 为 0.467, F 检验值为 15.841。

表 1 春季乌梁素海浮游植物生物量反演模型

Table 1 Phytoplankton inversion model in Lake Wuliangsu in spring

因子 Factors	模型方程 Model equation	R^2	F
比值 Ratio (b_5/b_4)	多项式	$Y = 0.343X^2 - 0.66X + 10.56$	0.511 24.143
	指数	$Y = 6.608e^{0.167X}$	0.176 12.199
	线性	$Y = 2.92X + 7.649$	0.410 39.657
差值 Difference ($b_5 - b_4$)	多项式	$Y = (3.26 \times 10^{-6})X^2 + 0.013X + 11.409$	0.366 16.177
	指数	$Y = 11.915e^{0.001X}$	0.467 15.841
	线性	$Y = 0.02X + 9.294$	0.217 32.928

2.1.2 夏季浮游植物生物量反演模型

选取 2017 年 6、7、8 月共 3 幅乌梁素海 Landsat8 OLI 遥感影像, 云量覆盖率均小于 10%, 对遥感影像进行辐射定标、大气校正等预处理, 提取各采样点的遥感反射率, 进行波段组合, 共 36 组数据, 抽取其中 24 组数据构建主成分分析、比值模型、差值模型。

对乌梁素海遥感反射率运用 SPSS 进行主成分分析, KMO 检验系数为 0.757, 大于 0.6, 即样本符合数据结构合理的要求, Bartlett's 检验的 P 值小于 0.001, 可以进行主成分提取, 提取了 2 个主成分, 第一主成分的贡献率为 80.764%, 第二主成分的贡献率为 15.605%, 这 2 个主成分的贡献率累计达到 96% 左右。

将第一主成分、第二主成分、比值模型、差值模型分别与叶绿素 a 质量浓度进行相关性分析, 第二主成分与叶绿素 a 质量浓度相关系数为 0.859, 相关性较高, 因此第二主成分可以较好地反映叶绿素 a 质量浓度的信息; 比值模型中 b_5 (近红外) / b_4 (红光) 与叶绿素 a 质量浓度的相关性极显著; 差值模型中 $b_5 - b_4$ 与叶绿素 a 质量浓度的相关性极显著。

因此分别将第二主成分、 b_5/b_4 、 $b_5 - b_4$ 作为自变量对因变量叶绿素 a 质量浓度进行反演, 运用 origin 软件分别选用线性、二次多项式、指数函数进行回归分析拟合, 详细结果见表 2。由表 2 可知, 比值模型中, 二次多项式 $Y = 0.026X^2 + 2.374X + 8.206$ 的拟合效果最好, 决定系数 R^2 为 0.816, F 检验值为 46.482, 其次是线性函数, R^2 和 F 值分别是 0.815、96.637; 主成分模型中, 拟合效果最好的函数也是二次多项式, 决定系数 R^2 是 0.738, F 检验值是 29.612。

表 2 夏季乌梁素海浮游植物生物量反演模型

Table 2 Phytoplankton inversion model in Lake Wuliangsu hai in summer

因子 Factors	模型方程 Model equation	R^2	F
比值 Ratio (b_5/b_4)	多项式 $Y=0.026X^2+2.374X+8.206$	0.816	46.482
	指数 $Y=8.341e^{0.134X}$	0.655	41.820
	线性 $Y=2.72X+7.75$	0.815	96.637
差值 Difference (b_5-b_4)	多项式 $Y=(6.432 \times 10^{-7})X^2+0.006X+11.284$	0.775	74.231
	指数 $Y=9.884e^{0.001X}$	0.605	33.695
	线性 $Y=0.008X+11.003$	0.771	36.158
主成分 Principal Component	多项式 $Y=-0.494X^2+12.340X+19.938$	0.738	29.612
	指数 $Y=14.927e^{0.645X}$	0.705	52.582
	线性 $Y=11.981X+19.464$	0.737	61.675

2.1.3 秋季浮游植物生物量反演模型

选取 2016 年 9、10 月、2017 年 9 月、2018 年 9、10 月共 5 幅乌梁素海 Landsat8 OLI 遥感影像，云量覆盖率均小于 10%，对遥感影像进行辐射定标、大气校正等预处理，提取各采样点的遥感反射率，进行波段组合，共 60 组数据，抽取其中 50 组数据构建比值模型和波段 (b_5-b_4) / b_3 模型。

主成分与叶绿素 a 质量浓度没有相关性，比值模型中 b_5 (近红外) / b_4 (红光) 与叶绿素 a 质量浓度的相关系数小于 (b_5-b_4) / b_3 (b_3 为绿光波段) 模型。因此选择 (b_5-b_4) / b_3 作为自变量对因变量叶绿素 a 质量浓度进行反演，运用 origin 软件分别选用线性、二次多项式、指数函数进行回归分析拟合，结果见表 3。如表 3 所示，模型中，二次多项式 $Y = -0.025X^2+2.616X + 8.629$ 的拟合效果最好，决定系数 R^2 为 0.602， F 检验值为 34.859，其次是线性函数， R^2 和 F 值分别是 0.591、67.856。

表 3 秋季乌梁素海浮游植物生物量反演模型

Table 3 Phytoplankton inversion model in

Lake Wuliangsu hai in autumn				
因子 Factors	模型方程 Model equation	R^2	F	
$(b_5-b_4) / b_3$	多项式 $Y=-0.025X^2+2.616X+8.629$	0.602	34.859	
	指数 $Y=6.972e^{0.114X}$	0.362	26.714	
	线性 $Y=2.051X+5.769$	0.591	67.856	

2.2 精度检验及误差分析

2.2.1 春季浮游植物生物量反演模型检验

选择基于 b_5/b_4 为自变量的二次多项回归模型 $Y = 0.0343X^2-0.66X+10.56$ 作为验证模型，由于春季预处理后的 3 幅遥感影像中剩余 12 组数据未参与模型的构建，具有独立性，因此使用剩余的 12 组数据对模型进行反演精度检验，绘制实测值与反演值散点图（图 3）。乌梁素海春季实测值与预测值之间的 $RMSE$ 是 6.88 mg/m^3 ，最小相对误差 12%，最大相对误差 51%，说明该模型反演效果相对较差。

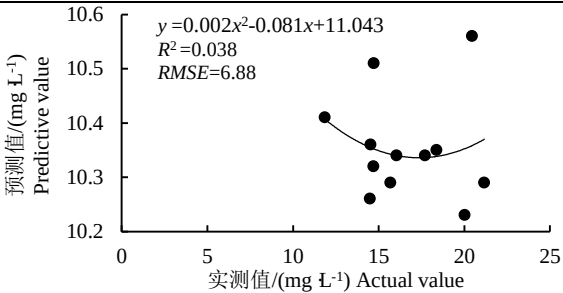


图 3 春季实测值与预测值散点图

Fig.3 Scattered points of measured and predicted values in spring

2.2.2 夏季浮游植物生物量反演模型检验

选择基于 b_5/b_4 为自变量的二次多项回归模型 $Y = 0.026X^2+2.374X+8.20$ 作为验证模型，由于夏季预处理后的 3 幅遥感影像中剩余 12 组数据未参与模型的构建，具有独立性，因此使用剩余的 12 组数据对模型进行反演精度检验，绘制实测值与反演值散点图（图 4）。乌梁素海夏季实测值与预测值之间的 $RMSE$ 是 3.67 mg/m^3 ，最小相对误差 2.55%，最大相对误差 50.86%，平均相对误差 22.38%，说明该模型反演效果相对较好，具有一定的实用性。

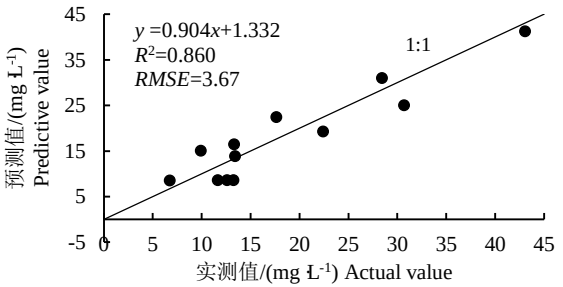


图 4 夏季实测值与预测值散点图

Fig.4 Scattered points of measured and predicted values in summer

2.2.3 秋季浮游植物生物量反演模型检验

选择基于 (b_5-b_4) / b_3 为自变量的二次多项回归模型 $Y = -0.025X^2+2.616X+8.629$ 作为验证模型，由于秋季预处理后的 3 幅遥感影像中剩余 10 组数据未参与模型的构建，具有独立性，因此使用剩余的 10 组数据对模型进行反演精度检验，绘制实测值与反演值散点图（图 5）。乌梁素海秋季实测值与预测值之间的

间的 $RMSE$ 是 4.63 mg/m^3 ，最小相对误差 19%，最大相对误差 42%，说明该模型反演一般。

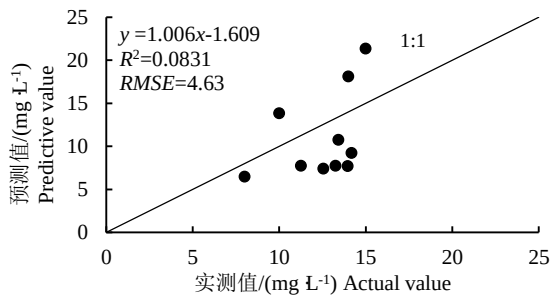


图 5 秋季实测值与预测值散点图

Fig.5 Scattered points of measured and predicted values in autumn

3 讨论

由于冬季气温低，浮游植物生物量较少，提取的遥感反射率不明显，所以本研究只选择了 3 季的数据用以建立春、夏、秋季的浮游植物生物量反演模型。本文所构建的乌梁素海秋季浮游植物生物量反演模型和马驰^[2]所构建的松嫩平原水体秋季叶绿素 a 反演模型都是由近红外 (b_5)、红光 (b_4)、绿光 (b_3) 波段反射率值经数学变换组合而成，二者都符合叶绿素 a 的光学特性即叶绿素 a 一般在近红外波段和绿光波段形成反射峰，在红光波段形成吸收谷^[21]，因此三波段反射率值经数学变换组合，可以增强对水体叶绿素 a 变化的敏感度。与春秋二季浮游植物生物量反演模型精度相比，夏季浮游植物生物量反演模型精度最高，如表 2 比值多项式模型所示，决定系数 R^2 为 0.816，再如图 4 所示，夏季实测值与预测值的均方根方差 $RMSE$ 为 3.67 mg/m^3 ，唐爽等^[22]构建的艾比湖夏季浮游植物生物量反演模型精度也较高，其决定系数 R^2 为 0.832，二者研究结果相似的原因可为夏季气温高，浮游植物快速繁殖，传感器对叶绿素 a 的监测能力强。

相比其他研究仅仅采用单一季节数据进行反演，本研究构建春、夏、秋 3 季的浮游植物生物量反演模型，具有一定的普适性，这对乌梁素海水质改善提供了一定的理论依据，同时 Landsat8 OLI 遥感影像的应用，能体现湖区的真实地理环境，反演结果可以细化到湖区每一点，反映出湖区浮游植物生物量的分布，极大地提高水质监测效率。但是乌梁素海春、秋季反演模型中实测值与预测值的误差较大，影响反演模型的精度的主要原因可分为：①试验数据采集缺乏同步性，乌梁素海野外实测数据与 Landsat8 OLI 遥感影像过境时间不同步；②空间分辨率不高，Landsat8 OLI 空间分辨率为 30 m，较高的空间分辨率可以更加精细监测水质变化；③采样点数量较少，由于采样的主客观条件限制，乌梁素海采样点数量较少。今后对乌

梁素海浮游植物生物量反演进一步研究时，应选择多种遥感卫星数据构建反演模型，对源于不同遥感数据源的反演模型给予精度验证，以此提高反演模型精度，为乌梁素海水质监测提供更加精确的理论。

4 结论

1) 乌梁素海夏季浮游植物生物量反演模型 $Y = 0.026X^2 + 2.374X + 8.20$ 反演精度较高， R^2 和 $RMSE$ 分别为 0.816 和 3.67 mg/m^3 。

2) 为了缩小误差，提高精度，使用光谱仪采集水体光谱数据（采集水样与采集光谱数据务必同步），细胞体积转化法计算浮游植物生物量浓度，利用高光谱遥感影像数据（空间分辨率较高）监测水质。

参考文献:

- [1] 潘应阳, 国巧真, 孙金华. 水体叶绿素 a 浓度遥感反演方法研究进展[J]. 测绘科学, 2017, 42(1):43-48.
PAN Yingyang, GUO Qiaozhen, SUN Jinhua. Advances in remote sensing inversion method of chlorophyll a concentration[J]. Science of Surveying and Mapping, 2017, 42(1): 43-48.
- [2] 马驰. 松嫩平原水体中的叶绿素 a 和悬浮物含量反演研究[J]. 湿地科学, 2017, 15(2): 173-178.
MA Chi. Inversion on Concentrations of Chlorophyll-a and Suspended Substance in Waters in Songnen Plain[J]. Wetland Science, 2017, 15(2): 173-178.
- [3] ZHAN Chao, YU Junbao, WANG Qing, et al. Remote Sensing Retrieval of Surface Suspended Sediment Concentration in the Yellow River Estuary. China[J]. Geography Science, 2017, 27(6): 934-947.
- [4] ABDELMALIK K W. Role of statistical remote sensing for Inland water quality parameters Prediction[J]. The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science, 2018, 21(2): 193-200.
- [5] ZHENG Guangming, DIGIACOMO P M. Remote sensing of chlorophyll-a in coastal waters based on the light absorption coefficient of phytoplankton[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 201(11): 331-341.
- [6] FERNANDA Y, YOSHINO W, ENNER A, et al. High performance of chlorophyll-a prediction algorithms based on simulated OLCI Sentinel-3A bands in cyanobacteria-dominated inland waters[J]. Advances in Space Research, 2018, 62(2): 265-273.
- [7] 陈军, 温珍河, 孙记红, 等. 基于四波段半分析算法和 Hyperion 遥感影像反演太湖叶绿素 a 浓度[J]. 遥感技术与应用, 2010, 25(6): 867-872.
CHEN Jun, WEN Zhenhe, SUN Jihong, et al. Chlorophyll-a Concentration Estimation in Lake Taihu based on Four Band Semi-analytical Algorithm and Hyperion Imageries[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2010, 25(6): 867-872.

- [8] GIARDINO C , BRANDO V E, DEKKER A G, et al. Assessment of water quality in Lake Garda(Italy) using Hyperion[J]. Remote Sensing of Environment, 2007, 109(2): 183-195.
- [9] 吴仪, 邓孺孺, 秦雁, 等. 新丰江水库叶绿素浓度时空分布特征的遥感反演研究[J]. 遥感技术与应用, 2017, 32(5): 825-834.
WU Yi, DENG Ruru, QIN Yan, et al. The Study of Spatial-Temporal Characteristics for Chlorophyll Concentration derived from Remote Sensing Image in Xinfengjiang Reservoir[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2017, 32(5): 825-834.
- [10] POZDNYAKOV D, SHUCHMAN R, KOROSOV A, et al. Operational algorithm for the retrieval of water quality in the Great Lakes [J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 97(3): 352-370.
- [11] DORNHOFFER K, KLINGER P, HEEGE T, et al. Multi-sensor satellite and in situ monitoring of phytoplankton development in a eutrophic-mesotrophic lake[J]. Science of the Total Environment, 2018, 612: 1 200-1 214.
- [12] 黄健, 贾克力, 席北斗, 等. 乌梁素海富营养化的神经网络评价[J]. 人民黄河, 2011, 33(1): 75-76.
HUANG Jian, JIA Keli, XI Beidou, et al. Neural network evaluation of eutrophication in Wuliangsuhai[J]. Yellow River, 2011, 33(1): 75-76.
- [13] 阿如娜, 青松, 包玉海. 基于 Landsat-8 OLI 数据的乌梁素海总溶解性固体质量浓度遥感反演[J]. 灌溉排水学报, 2018, 37(4): 99-105.
A Runa, QING Song, BAO Yuhai. Estimating the Concentration of Dissolved Solid in the Wuliangsuhai Lake Based on the Landsat-8 OLI Images[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2018, 37(4): 99-105.
- [14] 赵晓瑜, 杨培岭, 任树梅, 等. 内蒙古河套灌区湖泊湿地生态环境需水量研究[J]. 灌溉排水学报, 2014, 33(2):126-129.
ZHAO Xiaoyu, YANG Peiling, REN Shumei, et al. Research on Eco-environmental Water Demand of Hetao Irrigation District in Inner Mongolia[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2014, 33(2):126-129.
- [15] 史锐, 张红, 岳荣, 等. 基于小波理论的干旱区内陆湖泊叶绿素 a 的 TM 影像遥感反演[J]. 生态学报, 2017, 37(3): 1 044-1 053.
SHI Rui, ZHANG Hong, YUE Rong , et al. A wavelet theory based remote sensing inversion of chlorophyll a concentrations for inland lakes in arid areas using TM image data[J]. Acta Ecologica Sinica, 2017, 37(3): 1 044-1 053.
- [16] 彭芳, 任春涛, 王丽, 等. 基于模糊模式识别理论的乌梁素海水质评价[J]. 灌溉排水学报, 2007, 26(2): 69-72.
PENG Fang, REN Chuntao, Wang Li, et al. Evaluation of Wuliangsuhai Lake Water Quality Based on Fuzzy Pattern Recognition Theory[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2007, 26(2): 69-72.
- [17] 施坤, 李云梅, 王桥. 因子分析法在水质参数反演中的应用[J]. 湖泊科学, 2010, 22(3): 391-399.
SHI Kun, LI Yunmei, Wang Qiao. Application of factor analysis method in water quality parameters inversing[J]. Journal of Lake Sciences, 2010, 22(3): 391-399.
- [18] 徐伟凡, 施勇, 李云梅. 基于环境一号卫星高光谱数据的太湖富营养化遥感评价模型[J]. 长江流域资源与环境 2014, 23(8): 1 111-1 118.
XU Yifan, SHI Yong, LI Yunmei. Eutrophication Evaluation Model of Lake Taihu using Hyperspectral Data of HJ-1Satellite[J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2014, 23(8): 1 111-1 118.
- [19] 郑震. 基于 OLI 遥感影像的叶绿素 a 质量浓度反演研究[J]. 灌溉排水学报, 2017, 36(3): 89-93.
ZHENG Zhen. Study on the Inversion of Chlorophyll-a Concentration of Dongzhang Reservoir Based on OLI Remote Sensing Image[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2017, 36(3): 89-93.
- [20] 韩秀珍, 郑伟, 刘诚, 等. 基于 MERSI 和 MODIS 的太湖水体叶绿素 a 含量反演[J]. 地理研究, 2011, 30(2): 291-300.
HAN Xiuzhen, ZHENG Wei, Liu Cheng, et al. Estimation of chlorophyll-a using MERSI and MODIS images in Taihu Lake, China[J]. Geographical Research, 2011, 30(2): 291-300.
- [21] DALL' OLMO G, GITELSON A A , RUN DQUIST D C , et al. Assessing the potential of SeaWiFS and MODIS for estimating chlorophyll concentration in turbid productive waters using red and near-infrared bands[J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 96(2): 176-187.
- [22] 唐爽, 陈蜀江. 基于 CBERS-2 卫星数据的艾比湖浮游植物生物量的反演研究[J]. 遥感技术与应用, 2013, 28(3): 543-548.
TANG Shuang, CHEN Shujiang. An Inversion Research of Phytoplankton Biomass of Ebinur Lake based on Data of CBERS-2[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2013, 28(3): 543-548.

Using Remote Sensing to Estimate Seasonal Variation in Phytoplankton Biomasses in the Lake Wuliangsuhai

YUE Chengpeng¹, LI Xing^{2*}, BAO Longshan³, WEI Jingting⁴

(1.College of Geography Science, Inner Mongolia Normal University, Hohhot 010022, China;

2.Water-saving and Agriculture Center, Inner Mongolia Normal University, Hohhot 010022, China;

3.Forestry and Grassland Bureau, Ordos 016100, China;

4.Inner Mongolia Environmental Science and Technology Co. Ltd, Hohhot 010011, China)

Abstract: **【Background】**The Lake Wuliangsuhai is located at Wulateqianqi and is the eighth largest freshwater lake in China. It is also a reservoir receiving discharge of domestic sewages, drainage water from proximal irrigated farmland, and treated industrial wastewater in Hetao Irrigation District. The rapid development in industry and agriculture over the past few years in this region has led water quality of the lake to deteriorate, and the emergence of eutrophication has made the lake worst polluted in Inner Mongolia. Phytoplankton is a primary productivity of the lake and its community structure such as species, quantity and biomass could be used as indicators to evaluate lake water quality. Traditional water quality monitoring systems are costly and laborious, and modern technologies such as remote sensing are able to timely monitor eutrophication emergence and prevent its development at a fraction of the cost of the traditional systems. **【Objective】** The objective of this paper is to evaluate the feasibility of using satellite imageries to inversely estimate phytoplankton biomass in spring, summer and autumn, respectively, in the Lake Wuliangsuhai. **【Method】** Water samples were taken 0.5 m below the water surface from points located by GPS. MgCO_3 solution was added to the water samples on site prior to being shipped to laboratory for chemical analysis. The mass concentration of chlorophyll a in water samples was measured using a spectrophotometer. The Landsat8 OLI imageries were pre-processed using the ENVI 5.5 software and the derived data, along with the measured chlorophyll a content, were used to establish and test an inverse model to calculate the phytoplankton biomass in the Lake Wuliangsuhai. **【Result】** The relationship between the content of the chlorophyll a and the satellite imagery index can be described by a quadratic polynomial regression equation, but the accuracy of the model varied with season. The decisive factor and root-mean-square error of the model were 0.463 and 2.71 mg/m^3 for spring, 0.86 and 3.67 mg/m^3 for summer, and 0.602 and 4.67 mg/m^3 for autumn, respectively. **【Conclusion】** The model established based on satellite imageries to estimate phytoplankton biomass was reasonably accurate and the key to improve its accuracy is the synchronous data and choosing a proper inversion method.

Key words: phytoplankton biomass; remote sensing inversion; Chlorophyll a; Lake Wuliangsuhai

责任编辑: 白芳芳

a 质量浓度高度相关，叶绿素 a 能够反映绿色植物和蓝藻对水环境污染程度，因此叶绿素 a 常被用作浮游植物生物量代用指标^[10-11]。【拟解决的关键问题】通过对乌梁素海多个季度（春、夏、秋）浮游植物生物量进行反演，本研究可以为同类型寒旱区湖泊生态环境治理提供一定的理论依据和借鉴。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

乌梁素海位于内蒙古巴彦淖尔市乌拉特前旗境内，呼和浩特、包头、鄂尔多斯三角地带的边缘，河套平原东端，为我国第八大淡水湖，是全球荒漠半荒漠地区极为少见的大型寒旱区湖泊^[12-13]。乌梁素海流域属于内陆断陷盆地，是典型的牛轭湖。温带大陆性气候显著，冬季寒冷漫长，夏季炎热短暂。乌梁素海是河套灌区工业废水、农业退水、生活污水的承泄场所，水环境较差，成为内蒙古湖泊水质最为恶化、富营养化最为严重的草-藻型湖泊^[14-16]。

1.2 数据采集与处理

于 2016—2018 年春季（4、5 月）、夏季（6、7、8 月）、秋季（9、10 月）在乌梁素海进行采样，使用 GPS 设置固定采样点位置（图 1），在每个采样点水下 0.5 m 处采取 1 L 的叶绿素水样，装入聚乙烯瓶中，每升叶绿素水样现场加入 2~4 mL 的 1% $MgCO_3$ 溶液，然后将聚乙烯瓶进行密封保存，运回实验室进行分析，叶绿素 a 质量浓度的测定使用分光光度计法。

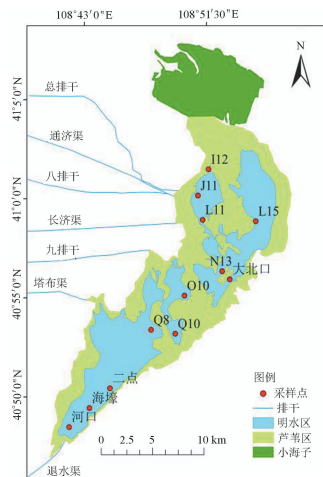


图 1 乌梁素海采样点

Fig.1 Sampling points in Lake Wuliangsu

1.3 遥感数据获取与处理

从中国科学院遥感与数字地球研究所的对地观测数据共享（ids.ceode.ac.cn）网上下载与采样时间（2016—2018 年春、夏、秋季）相近的 Landsat8 OLI 遥感影像，云量覆盖率均小于 10%，利用 ENVI 5.5 遥感软件对遥感影像进行预处理，包括辐射定标、大气校正、裁剪等步骤。

1.4 乌梁素海遥感反射率的变化特征

遥感反射率是湖泊水色的综合反映，是水体光学活性物质吸收和散射相互作用的结果，包含了湖泊中叶绿素、总悬浮物、有色可溶性有机物浓度等光学活性物质的信息^[17]。由于夏季乌梁素海浮游植物生长迅速，水体光谱反射较强，因此选择 2017 年 7 月的水体光谱反射曲线。由图 2 可以看出，乌梁素海光谱特性基本上符合二类水体的光谱特征，波普之间的反射率差异明显，蓝光波段（450~515 nm）处形成 1 个吸收谷，这是由于藻类色素对于蓝光的强吸收造成的，在绿光波段（525~600 nm）处形成 1 个反射峰，这主要是由于叶绿素 a 和胡萝卜素吸收较弱加上细胞的散射作用而导致的，部分样点的红光波段（630~680 nm）也形成一个吸收谷，藻类浓度较高时，水体反射率曲线在这个波段处会形成谷值，部分样点的近红外波段处（845~885 nm）形成一个反射峰，近红外波段的强反射则源于光线在蓝藻细胞内部的多次散射^[18-20]。

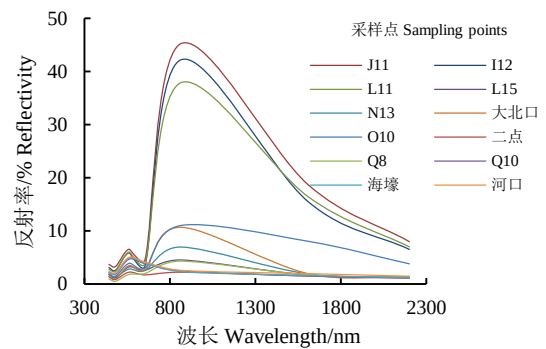


图 2 乌梁素海 2017 年 7 月各采样点遥感反射率

Fig.2 Remote sensing reflectance of sampling points in Lake Wuliangsu in July 2017

1.5 模型构建

1.5.1 Spss 主成分分析

1) 设有 n 个样本，每个样本选取乌梁素海 Landsat8 OLI 遥感影像前 7 个波段的遥感反射率作为不同变量，分别为 Coastal（海岸波段）、Blue（蓝）、Green（绿）、Red（红）、NIR（近红外）、SWIR 1（短波红外 1）、SWIR 2（短波红外 2），记为 R_{ij} ($i=1,2,3,\dots,n$, $j=1,2,3,\dots,7$)。

2) 对变量 R_{ij} 进行标准化处理。

3) KMO (Kaiser-Meyer-Olkin) 检验和 Bartlett 球形度用于定量的检验变量之间是否具有相关性。KMO 检验大于 0.6，即样本符合数据结构合理的要求，Bartlett's 检验的 P 值小于 0.05，可以进行主成分提取。

4) 提取主成分个数（主成分的特征值大于 1，陡坡图检验—陡坡趋于平缓的位置判断提取主成分的数量）。

5) 各个主成分与叶绿素 a 质量浓度之间进行

Pearson 相关分析, 确定影响乌梁素海遥感反射率的主要主成分。

1.5.2 波段比值方法

采用不同波段反射率比值可以在一定程度上消除水体表层光滑度和微波随时空变化所产生的影响, 同时也可以减小其他水体污染物的干扰^[17]。通过对乌梁素海遥感影像各波段的反射率分析, 首先选择近红外波段、红光波段进行比值处理, 再将比值与实测叶绿素 a 质量浓度之间进行 Pearson 相关分析, 选取相关系数最大者进行回归分析, 建立叶绿素 a 质量浓度反演模型。比值模型如下:

$$R = R_{\text{NIR}} / R_{\text{Red}}, \quad (1)$$

式中: R_{Red} 代表红光波段反射率; R_{NIR} 代表近红外波段反射率。在 Landsat8 OLI 遥感影像中分别对应于 4 波段、5 波段。

1.5.3 波段差值方法

根据乌梁素海遥感影像上红波段、近红外波段的波普差异, 首先选择近红外波段、红光波段进行差值处理, 再将差值与叶绿素 a 质量浓度做 Pearson 相关性分析, 进行回归分析, 进行叶绿素 a 质量浓度反演。差值模型如下:

$$R = R_{\text{NIR}} - R_{\text{Red}}, \quad (2)$$

式中: R_{Red} 代表红光波段反射率; R_{NIR} 代表近红外波段反射率。在 Landsat8 OLI 遥感影像中分别对应于 4 波段、5 波段。

2 结果与分析

2.1 构建反演模型

2.1.1 春季浮游植物生物量反演

选取 2016、2017、2018 年 4、5 月共 6 幅乌梁素海 Landsat8 OLI 遥感影像, 云量覆盖率均小于 10%, 对遥感影像进行辐射定标、大气校正等预处理, 提取各采样点的遥感反射率, 对采样点的波段进行组合, 共 72 组数据, 抽取其中 60 组数据构建主成分、比值和差值模型。

通过主成分分析, 确定 KMO 检验系数为 0.805, 大于 0.6, 即样本符合数据结构合理的要求, Bartlett's 检验的 P 值小于 0.001, 可以进行主成分提取, 提取了 1 个主成分, 主成分的贡献率为 87.31%。将主成分、比值和差值模型分别与同期实测的叶绿素 a 质量浓度进行相关性分析。比值模型中 b_5 (近红外) / b_4 (红光) 与叶绿素 a 质量浓度的相关系数为 0.641, 相关性极显著 ($P < 0.01$); 差值模型中 $b_5 - b_4$ 与叶绿素 a 质量浓度的相关系数为 0.605, 相关性极显著 ($P < 0.01$); 主成分与叶绿素 a 质量浓度的相关系数为 0.123, 二者无相关性。

因此分别将 b_5/b_4 、 $b_5 - b_4$ 作为自变量对因变量叶绿素 a 质量浓度进行反演, 运用 origin 软件分别选用线性、二次多项式、指数函数进行回归分析拟合, 详细结果见表 1。由表 1 可知, 比值模型中, 二次多项式 $Y = 0.343X^2 - 0.66X + 10.56$ 的拟合效果最好, 决定系数 R^2 为 0.511, F 检验值为 24.143, 差值模型中, 指数拟合效果最好, 决定系数 R^2 为 0.467, F 检验值为 15.841。

表 1 春季乌梁素海浮游植物生物量反演模型

Table 1 Phytoplankton inversion model in Lake Wuliangsu in spring

因子 Factors	模型方程 Model equation	R^2	F
比值 Ratio (b_5/b_4)	多项式	$Y = 0.343X^2 - 0.66X + 10.56$	0.511 24.143
	指数	$Y = 6.608e^{0.167X}$	0.176 12.199
	线性	$Y = 2.92X + 7.649$	0.410 39.657
差值 Difference ($b_5 - b_4$)	多项式	$Y = (3.26 \times 10^{-6})X^2 + 0.013X + 11.409$	0.366 16.177
	指数	$Y = 11.915e^{0.001X}$	0.467 15.841
	线性	$Y = 0.02X + 9.294$	0.217 32.928

2.1.2 夏季浮游植物生物量反演模型

选取 2017 年 6、7、8 月共 3 幅乌梁素海 Landsat8 OLI 遥感影像, 云量覆盖率均小于 10%, 对遥感影像进行辐射定标、大气校正等预处理, 提取各采样点的遥感反射率, 进行波段组合, 共 36 组数据, 抽取其中 24 组数据构建主成分分析、比值模型、差值模型。

对乌梁素海遥感反射率运用 SPSS 进行主成分分析, KMO 检验系数为 0.757, 大于 0.6, 即样本符合数据结构合理的要求, Bartlett's 检验的 P 值小于 0.001, 可以进行主成分提取, 提取了 2 个主成分, 第一主成分的贡献率为 80.764%, 第二主成分的贡献率为 15.605%, 这 2 个主成分的贡献率累计达到 96% 左右。

将第一主成分、第二主成分、比值模型、差值模型分别与叶绿素 a 质量浓度进行相关性分析, 第二主成分与叶绿素 a 质量浓度相关系数为 0.859, 相关性较高, 因此第二主成分可以较好地反映叶绿素 a 质量浓度的信息; 比值模型中 b_5 (近红外) / b_4 (红光) 与叶绿素 a 质量浓度的相关性极显著; 差值模型中 $b_5 - b_4$ 与叶绿素 a 质量浓度的相关性极显著。

因此分别将第二主成分、 b_5/b_4 、 $b_5 - b_4$ 作为自变量对因变量叶绿素 a 质量浓度进行反演, 运用 origin 软件分别选用线性、二次多项式、指数函数进行回归分析拟合, 详细结果见表 2。由表 2 可知, 比值模型中, 二次多项式 $Y = 0.026X^2 + 2.374X + 8.206$ 的拟合效果最好, 决定系数 R^2 为 0.816, F 检验值为 46.482, 其次是线性函数, R^2 和 F 值分别是 0.815、96.637; 主成分模型中, 拟合效果最好的函数也是二次多项式, 决定系数 R^2 是 0.738, F 检验值是 29.612。

表 2 夏季乌梁素海浮游植物生物量反演模型

Table 2 Phytoplankton inversion model in Lake Wuliangsu hai in summer

因子 Factors	模型方程 Model equation	R^2	F
比值 Ratio (b_5/b_4)	多项式 $Y=0.026X^2+2.374X+8.206$	0.816	46.482
	指数 $Y=8.341e^{0.134X}$	0.655	41.820
	线性 $Y=2.72X+7.75$	0.815	96.637
差值 Difference (b_5-b_4)	多项式 $Y=(6.432 \times 10^{-7})X^2+0.006X+11.284$	0.775	74.231
	指数 $Y=9.884e^{0.001X}$	0.605	33.695
	线性 $Y=0.008X+11.003$	0.771	36.158
主成分 Principal Component	多项式 $Y=-0.494X^2+12.340X+19.938$	0.738	29.612
	指数 $Y=14.927e^{0.645X}$	0.705	52.582
	线性 $Y=11.981X+19.464$	0.737	61.675

2.1.3 秋季浮游植物生物量反演模型

选取 2016 年 9、10 月、2017 年 9 月、2018 年 9、10 月共 5 幅乌梁素海 Landsat8 OLI 遥感影像，云量覆盖率均小于 10%，对遥感影像进行辐射定标、大气校正等预处理，提取各采样点的遥感反射率，进行波段组合，共 60 组数据，抽取其中 50 组数据构建比值模型和波段 (b_5-b_4)/ b_3 模型。

主成分与叶绿素 a 质量浓度没有相关性，比值模型中 b_5 (近红外)/ b_4 (红光) 与叶绿素 a 质量浓度的相关系数小于 (b_5-b_4)/ b_3 (b_3 为绿光波段) 模型。因此选择 (b_5-b_4)/ b_3 作为自变量对因变量叶绿素 a 质量浓度进行反演，运用 origin 软件分别选用线性、二次多项式、指数函数进行回归分析拟合，结果见表 3。如表 3 所示，模型中，二次多项式 $Y = -0.025X^2+2.616X + 8.629$ 的拟合效果最好，决定系数 R^2 为 0.602， F 检验值为 34.859，其次是线性函数， R^2 和 F 值分别是 0.591、67.856。

表 3 秋季乌梁素海浮游植物生物量反演模型

Table 3 Phytoplankton inversion model in

Lake Wuliangsu hai in autumn				
因子 Factors	模型方程 Model equation		R^2	F
$(b_5-b_4)/b_3$	多项式	$Y=-0.025X^2+2.616X+8.629$	0.602	34.859
	指数	$Y=6.972e^{0.114X}$	0.362	26.714
	线性	$Y=2.051X+5.769$	0.591	67.856

2.2 精度检验及误差分析

2.2.1 春季浮游植物生物量反演模型检验

选择基于 b_5/b_4 为自变量的二次多项回归模型 $Y = 0.026X^2-0.66X+10.56$ 作为验证模型，由于春季预处理后的 3 幅遥感影像中剩余 12 组数据未参与模型的构建，具有独立性，因此使用剩余的 12 组数据对模型进行反演精度检验，绘制实测值与反演值散点图 (图 3)。乌梁素海春季实测值与预测值之间的 $RMSE$ 是 6.88 mg/m^3 ，最小相对误差 12%，最大相对误差 51%，说明该模型反演效果相对较差。

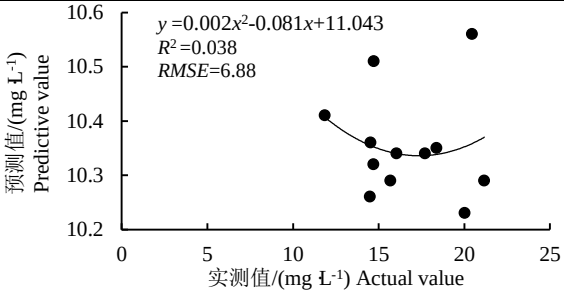


图 3 春季实测值与预测值散点图

Fig.3 Scattered points of measured and predicted values in spring

2.2.2 夏季浮游植物生物量反演模型检验

选择基于 b_5/b_4 为自变量的二次多项回归模型 $Y = 0.026X^2+2.374X+8.20$ 作为验证模型，由于夏季预处理后的 3 幅遥感影像中剩余 12 组数据未参与模型的构建，具有独立性，因此使用剩余的 12 组数据对模型进行反演精度检验，绘制实测值与反演值散点图 (图 4)。乌梁素海夏季实测值与预测值之间的 $RMSE$ 是 3.67 mg/m^3 ，最小相对误差 2.55%，最大相对误差 50.86%，平均相对误差 22.38%，说明该模型反演效果相对较好，具有一定的实用性。

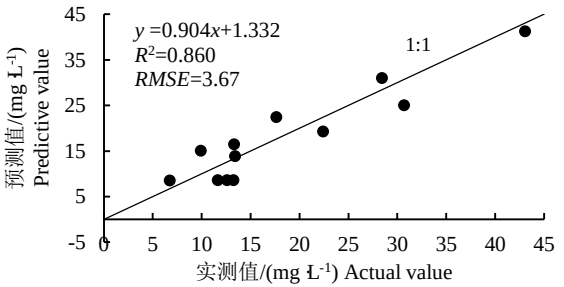


图 4 夏季实测值与预测值散点图

Fig.4 Scattered points of measured and predicted values in summer

2.2.3 秋季浮游植物生物量反演模型检验

选择基于 (b_5-b_4)/ b_3 为自变量的二次多项回归模型 $Y = -0.025X^2+2.616X+8.629$ 作为验证模型，由于秋季预处理后的 3 幅遥感影像中剩余 10 组数据未参与模型的构建，具有独立性，因此使用剩余的 10 组数据对模型进行反演精度检验，绘制实测值与反演值散点图 (图 5)。乌梁素海秋季实测值与预测值之间的

间的 $RMSE$ 是 4.63 mg/m^3 ，最小相对误差 19%，最大相对误差 42%，说明该模型反演一般。

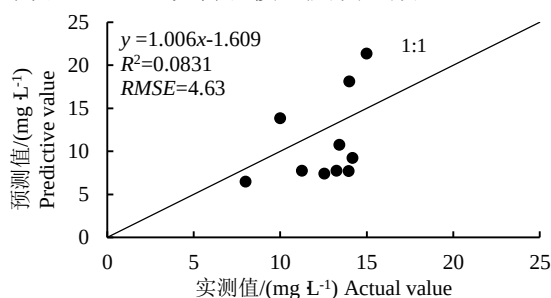


图 5 秋季实测值与预测值散点图

Fig.5 Scattered points of measured and predicted values in autumn

3 讨论

由于冬季气温低，浮游植物生物量较少，提取的遥感反射率不明显，所以本研究只选择了 3 季的数据用以建立春、夏、秋季的浮游植物生物量反演模型。本文所构建的乌梁素海秋季浮游植物生物量反演模型和马驰^[2]所构建的松嫩平原水体秋季叶绿素 a 反演模型都是由近红外 (b_5)、红光 (b_4)、绿光 (b_3) 波段反射率值经数学变换组合而成，二者都符合叶绿素 a 的光学特性即叶绿素 a 一般在近红外波段和绿光波段形成反射峰，在红光波段形成吸收谷^[21]，因此三波段反射率值经数学变换组合，可以增强对水体叶绿素 a 变化的敏感度。与春秋二季浮游植物生物量反演模型精度相比，夏季浮游植物生物量反演模型精度最高，如表 2 比值多项式模型所示，决定系数 R^2 为 0.816，再如图 4 所示，夏季实测值与预测值的均方根方差 $RMSE$ 为 3.67 mg/m^3 ，唐爽等^[22]构建的艾比湖夏季浮游植物生物量反演模型精度也较高，其决定系数 R^2 为 0.832，二者研究结果相似的原因可为夏季气温高，浮游植物快速繁殖，传感器对叶绿素 a 的监测能力强。

相比其他研究仅仅采用单一季节数据进行反演，本研究构建春、夏、秋 3 季的浮游植物生物量反演模型，具有一定的普适性，这对乌梁素海水质改善提供了一定的理论依据，同时 Landsat8 OLI 遥感影像的应用，能体现湖区的真实地理环境，反演结果可以细化到湖区每一点，反映出湖区浮游植物生物量的分布，极大地提高水质监测效率。但是乌梁素海春、秋季反演模型中实测值与预测值的误差较大，影响反演模型的精度的主要原因可分为：①试验数据采集缺乏同步性，乌梁素海野外实测数据与 Landsat8 OLI 遥感影像过境时间不同步；②空间分辨率不高，Landsat8 OLI 空间分辨率为 30 m，较高的空间分辨率可以更加精细监测水质变化；③采样点数量较少，由于采样的主客观条件限制，乌梁素海采样点数量较少。今后对乌

梁素海浮游植物生物量反演进一步研究时，应选择多种遥感卫星数据构建反演模型，对源于不同遥感数据源的反演模型给予精度验证，以此提高反演模型精度，为乌梁素海水质监测提供更加精确的理论。

4 结论

1) 乌梁素海夏季浮游植物生物量反演模型 $Y = 0.026X^2 + 2.374X + 8.20$ 反演精度较高， R^2 和 $RMSE$ 分别为 0.816 和 3.67 mg/m^3 。

2) 为了缩小误差，提高精度，使用光谱仪采集水体光谱数据（采集水样与采集光谱数据务必同步），细胞体积转化法计算浮游植物生物量浓度，利用高光谱遥感影像数据（空间分辨率较高）监测水质。

参考文献:

- [1] 潘应阳, 国巧真, 孙金华. 水体叶绿素 a 浓度遥感反演方法研究进展[J]. 测绘科学, 2017, 42(1):43-48.
PAN Yingyang, GUO Qiaozhen, SUN Jinhua. Advances in remote sensing inversion method of chlorophyll a concentration[J]. Science of Surveying and Mapping, 2017, 42(1): 43-48.
- [2] 马驰. 松嫩平原水体中的叶绿素 a 和悬浮物含量反演研究[J]. 湿地科学, 2017, 15(2): 173-178.
MA Chi. Inversion on Concentrations of Chlorophyll-a and Suspended Substance in Waters in Songnen Plain[J]. Wetland Science, 2017, 15(2): 173-178.
- [3] ZHAN Chao, YU Junbao, WANG Qing, et al. Remote Sensing Retrieval of Surface Suspended Sediment Concentration in the Yellow River Estuary. China[J]. Geography Science, 2017, 27(6): 934-947.
- [4] ABDELMALIK K W. Role of statistical remote sensing for Inland water quality parameters Prediction[J]. The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science, 2018, 21(2): 193-200.
- [5] ZHENG Guangming, DIGIACOMO P M. Remote sensing of chlorophyll-a in coastal waters based on the light absorption coefficient of phytoplankton[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 201(11): 331-341.
- [6] FERNANDA Y, YOSHINO W, ENNER A, et al. High performance of chlorophyll-a prediction algorithms based on simulated OLCI Sentinel-3A bands in cyanobacteria-dominated inland waters[J]. Advances in Space Research, 2018, 62(2): 265-273.
- [7] 陈军, 温珍河, 孙记红, 等. 基于四波段半分析算法和 Hyperion 遥感影像反演太湖叶绿素 a 浓度[J]. 遥感技术与应用, 2010, 25(6): 867-872.
CHEN Jun, WEN Zhenhe, SUN Jihong, et al. Chlorophyll-a Concentration Estimation in Lake Taihu based on Four Band Semi-analytical Algorithm and Hyperion Imageries[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2010, 25(6): 867-872.

- [8] GIARDINO C , BRANDO V E, DEKKER A G, et al. Assessment of water quality in Lake Garda(Italy) using Hyperion[J]. Remote Sensing of Environment, 2007, 109(2): 183-195.
- [9] 吴仪, 邓孺孺, 秦雁, 等. 新丰江水库叶绿素浓度时空分布特征的遥感反演研究[J]. 遥感技术与应用, 2017, 32(5): 825-834.
WU Yi, DENG Ruru, QIN Yan, et al. The Study of Spatial-Temporal Characteristics for Chlorophyll Concentration derived from Remote Sensing Image in Xinfengjiang Reservoir[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2017, 32(5): 825-834.
- [10] POZDNYAKOV D, SHUCHMAN R, KOROSOV A, et al. Operational algorithm for the retrieval of water quality in the Great Lakes [J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 97(3): 352-370.
- [11] DORNHOFFER K, KLINGER P, HEEGE T, et al. Multi-sensor satellite and in situ monitoring of phytoplankton development in a eutrophic-mesotrophic lake[J]. Science of the Total Environment, 2018, 612: 1 200-1 214.
- [12] 黄健, 贾克力, 席北斗, 等. 乌梁素海富营养化的神经网络评价[J]. 人民黄河, 2011, 33(1): 75-76.
HUANG Jian, JIA Keli, XI Beidou, et al. Neural network evaluation of eutrophication in Wuliangsuhai[J]. Yellow River, 2011, 33(1): 75-76.
- [13] 阿如娜, 青松, 包玉海. 基于 Landsat-8 OLI 数据的乌梁素海总溶解性固体质量浓度遥感反演[J]. 灌溉排水学报, 2018, 37(4): 99-105.
A Runa, QING Song, BAO Yuhai. Estimating the Concentration of Dissolved Solid in the Wuliangsuhai Lake Based on the Landsat-8 OLI Images[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2018, 37(4): 99-105.
- [14] 赵晓瑜, 杨培岭, 任树梅, 等. 内蒙古河套灌区湖泊湿地生态环境需水量研究[J]. 灌溉排水学报, 2014, 33(2):126-129.
ZHAO Xiaoyu, YANG Peiling, REN Shumei, et al. Research on Eco-environmental Water Demand of Hetao Irrigation District in Inner Mongolia[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2014, 33(2):126-129.
- [15] 史锐, 张红, 岳荣, 等. 基于小波理论的干旱区内陆湖泊叶绿素 a 的 TM 影像遥感反演[J]. 生态学报, 2017, 37(3): 1 044-1 053.
SHI Rui, ZHANG Hong, YUE Rong , et al. A wavelet theory based remote sensing inversion of chlorophyll a concentrations for inland lakes in arid areas using TM image data[J]. Acta Ecologica Sinica, 2017, 37(3): 1 044-1 053.
- [16] 彭芳, 任春涛, 王丽, 等. 基于模糊模式识别理论的乌梁素海水质评价[J]. 灌溉排水学报, 2007, 26(2): 69-72.
PENG Fang, REN Chuntao, Wang Li, et al. Evaluation of Wuliangsuhai Lake Water Quality Based on Fuzzy Pattern Recognition Theory[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2007, 26(2): 69-72.
- [17] 施坤, 李云梅, 王桥. 因子分析法在水质参数反演中的应用[J]. 湖泊科学, 2010, 22(3): 391-399.
SHI Kun, LI Yunmei, Wang Qiao. Application of factor analysis method in water quality parameters inversing[J]. Journal of Lake Sciences, 2010, 22(3): 391-399.
- [18] 徐祎凡, 施勇, 李云梅. 基于环境一号卫星高光谱数据的太湖富营养化遥感评价模型[J]. 长江流域资源与环境 2014, 23(8): 1 111-1 118.
XU Yifan, SHI Yong, LI Yunmei. Eutrophication Evaluation Model of Lake Taihu using Hyperspectral Data of HJ-1Satellite[J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2014, 23(8): 1 111-1 118.
- [19] 郑震. 基于 OLI 遥感影像的叶绿素 a 质量浓度反演研究[J]. 灌溉排水学报, 2017, 36(3): 89-93.
ZHENG Zhen. Study on the Inversion of Chlorophyll-a Concentration of Dongzhang Reservoir Based on OLI Remote Sensing Image[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2017, 36(3): 89-93.
- [20] 韩秀珍, 郑伟, 刘诚, 等. 基于 MERSI 和 MODIS 的太湖水体叶绿素 a 含量反演[J]. 地理研究, 2011, 30(2): 291-300.
HAN Xiuzhen, ZHENG Wei, Liu Cheng, et al. Estimation of chlorophyll-a using MERSI and MODIS images in Taihu Lake, China[J]. Geographical Research, 2011, 30(2): 291-300.
- [21] DALL' OLMO G, GITELSON A A , RUN DQUIST D C , et al. Assessing the potential of SeaWiFS and MODIS for estimating chlorophyll concentration in turbid productive waters using red and near-infrared bands[J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 96(2): 176-187.
- [22] 唐爽, 陈蜀江. 基于 CBERS-2 卫星数据的艾比湖浮游植物生物量的反演研究[J]. 遥感技术与应用, 2013, 28(3): 543-548.
TANG Shuang, CHEN Shujiang. An Inversion Research of Phytoplankton Biomass of Ebinur Lake based on Data of CBERS-2[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2013, 28(3): 543-548.

Using Remote Sensing to Estimate Seasonal Variation in Phytoplankton Biomasses in the Lake Wuliangsuhai

YUE Chengpeng¹, LI Xing^{2*}, BAO Longshan³, WEI Jingting⁴

(1.College of Geography Science, Inner Mongolia Normal University, Hohhot 010022, China;

2.Water-saving and Agriculture Center, Inner Mongolia Normal University, Hohhot 010022, China;

3.Forestry and Grassland Bureau, Ordos 016100, China;

4.Inner Mongolia Environmental Science and Technology Co. Ltd, Hohhot 010011, China)

Abstract: **【Background】**The Lake Wuliangsuhai is located at Wulateqianqi and is the eighth largest freshwater lake in China. It is also a reservoir receiving discharge of domestic sewages, drainage water from proximal irrigated farmland, and treated industrial wastewater in Hetao Irrigation District. The rapid development in industry and agriculture over the past few years in this region has led water quality of the lake to deteriorate, and the emergence of eutrophication has made the lake worst polluted in Inner Mongolia. Phytoplankton is a primary productivity of the lake and its community structure such as species, quantity and biomass could be used as indicators to evaluate lake water quality. Traditional water quality monitoring systems are costly and laborious, and modern technologies such as remote sensing are able to timely monitor eutrophication emergence and prevent its development at a fraction of the cost of the traditional systems. **【Objective】** The objective of this paper is to evaluate the feasibility of using satellite imageries to inversely estimate phytoplankton biomass in spring, summer and autumn, respectively, in the Lake Wuliangsuhai. **【Method】** Water samples were taken 0.5 m below the water surface from points located by GPS. MgCO_3 solution was added to the water samples on site prior to being shipped to laboratory for chemical analysis. The mass concentration of chlorophyll a in water samples was measured using a spectrophotometer. The Landsat8 OLI imageries were pre-processed using the ENVI 5.5 software and the derived data, along with the measured chlorophyll a content, were used to establish and test an inverse model to calculate the phytoplankton biomass in the Lake Wuliangsuhai. **【Result】** The relationship between the content of the chlorophyll a and the satellite imagery index can be described by a quadratic polynomial regression equation, but the accuracy of the model varied with season. The decisive factor and root-mean-square error of the model were 0.463 and 2.71 mg/m^3 for spring, 0.86 and 3.67 mg/m^3 for summer, and 0.602 and 4.67 mg/m^3 for autumn, respectively. **【Conclusion】** The model established based on satellite imageries to estimate phytoplankton biomass was reasonably accurate and the key to improve its accuracy is the synchronous data and choosing a proper inversion method.

Key words: phytoplankton biomass; remote sensing inversion; Chlorophyll a; Lake Wuliangsuhai

责任编辑: 白芳芳