

DOI: 10.19797/j.cnki.1000-0852.20230002

# 基于时空融合算法的水体叶绿素a反演研究

陈玲<sup>1,2</sup>, 董晓华<sup>1,2</sup>, 马耀明<sup>3,4,5,6,7,8</sup>, 章程焱<sup>1,2</sup>, 薄会娟<sup>1,2</sup>

(1. 三峡大学 水利与环境学院, 湖北 宜昌 443002; 2. 三峡库区生态环境教育部工程研究中心, 湖北 宜昌 443002; 3. 中国科学院青藏高原研究所 青藏高原地球系统与资源环境国家重点实验室 地气作用与气候效应团队, 北京 100101; 4. 中国科学院大学 地球与行星科学学院, 北京 100049; 5. 兰州大学 大气科学学院, 甘肃 兰州 730000; 6. 西藏珠穆朗玛特殊大气过程与环境变化国家野外科学观测研究站, 西藏 定日 858200; 7. 中国科学院加德满都科教中心, 北京 100101; 8. 中国科学院中国-巴基斯坦地球科学研究中心, 伊斯兰堡 巴基斯坦 45320)

**摘要:**为了准确反演水体中叶绿素a浓度,以黄柏河东支流流域为例,采用STNLFFM时空融合算法,对2017年GF-4和Sentinel-2反射率数据进行融合,以重构Sentinel-2影像的时间序列数据,并对应用算法前后获取的水质参数-光谱特征响应关系建立多元线性回归模型,比较模型对叶绿素a的预测效果以验证时空融合算法的可行性,利用重构后影像光谱特征与水质参数的响应关系建立人工神经网络模型,反演2017年黄柏河东支流流域各水库水体叶绿素a浓度。结果表明:利用时空融合算法生成的影像接近真实影像,提高了多元线性回归模型预测叶绿素a的效果, $R^2$ 从融合前0.659提高至融合后0.844,且基于时空融合算法获取的水质参数-光谱关系建立的人工神经网络模型模拟精度较好, $R^2$ 和MRE达到0.925和9.461%,反演的叶绿素a浓度空间差异性明显。证明了时空融合算法在水质参数反演过程中具有较好的应用前景。

**关键词:**STNLFFM时空融合算法;黄柏河;人工神经网络;水质反演;叶绿素a

**中图分类号:**X824;TP79;TV1;P33

**文献标识码:**A

**文章编号:**1000-0852(2024)02-0026-08

## 0 引言

遥感技术由于不受地域限制,通过非接触式感知获取大面积水质信息,已成为当前新型的水质监测手段<sup>[1]</sup>。高时空分辨率遥感影像能为水质参数反演提供丰富的空间细节信息,但受多种因素影响,难以实现高频次、高空间分辨率的对地观测<sup>[2]</sup>,因此,基于多源遥感数据的时空融合技术得到发展和应用,其中Cheng等<sup>[3]</sup>提出了结合非局部权重滤波的模型STNLFFM (Spatial and Temporal Nonlocal Filterbased Fusion Model),有效提高了融合精度。为解决高分辨率卫星

成像时间与实地采样时间难以匹配的问题,本文使用STNLFFM算法对高分辨率卫星的反射率数据进行时间序列重建,为水质参数反演提供高分辨率数据支撑。

黄柏河为长江左岸一级支流,受磷矿开采等人类活动影响,黄柏河水质恶化,水体富营养化严重,而叶绿素a(chlorophyll a, *Chl-a*)是反映湖泊富营养化程度的核心参数<sup>[4]</sup>。为了准确预测叶绿素a的分布情况,张明慧等<sup>[5]</sup>基于MODIS时序影像数据,采用随机森林模型反演福建近岸叶绿素a浓度。朱云芳等<sup>[6]</sup>利用BP神经网络模型反演太湖叶绿素a浓度。由于内陆水体光学特性复杂且随区域和季节变化较大,因此本文选

收稿日期:2023-01-04

网络首发日期:2023-07-12

网络首发地址:https://kns.cnki.net/kcms2/detail/11.1814.P.20230711.1751.001.html

基金项目:第二次青藏高原综合科学考察研究项目(2019QZKK0103);湖北省教育厅科学技术研究项目(Q20221209);欧洲空间局、中国国家遥感中心项目(58516)

作者简介:陈玲(1997—),女,安徽芜湖人,硕士研究生,主要研究方向为水文学及水资源。E-mail:chen\_l\_28@163.com

通信作者:董晓华(1972—),男,湖北秭归人,教授,博士,主要研究方向为水文学及水资源。E-mail:xhdong@ctgu.edu.cn

择构建能灵活模拟非线性过程的BP神经网络模型来反演流域内各水库叶绿素a浓度。

鉴于高分辨率遥感影像获取的局限性,以往的诸多研究针对的是与采样时间相隔几天的影像数据和水质参数的相关性分析,一定程度上会给估算水质参数浓度造成较大误差<sup>[7]</sup>。因此,本文通过建立时空融合算法重建采样时期的高分辨率数据,结合人工神经网络模型对黄柏河东支流域叶绿素a浓度进行反演,为流域水质开展大范围实时监测提供一种新方法。

1 研究区概况与数据

1.1 研究区概况

本文选择黄柏河东支流域作为研究区,黄柏河地处鄂西北山区,河流分为东西两支,东支发源于黑良山,西支发源于五郎寨,两支于葛洲坝三江船闸引航道汇入长江<sup>[8]</sup>,流域基本信息如图1所示。实测水质监测站点分别是玄庙观水库库尾、库首,天福庙水库库尾、库首,西北口水库库尾、库首,尚家河水库库尾、库首。

1.2 数据与处理

1.2.1 实验数据

GF-4 卫星数据来源于中国资源卫星应用中心(<http://www.cresda.com/CN/>)。Sentinel-2 卫星选用的是欧空局发布的经过正射校正和几何精校正的L1C级产品(<http://scihub.copernicus.eu/dhus>)。本着算法时间跨度选择的要求、影像数据重合以及晴朗少云的原则下,筛选结果如表1所示。由于2017年时空融合重建的与水质数据采集时间一致的Sentinel-2影像缺少真实影像作参考,因此本文使用2019年两组高低分辨率影像预测重建2019年6月2日的Sentinel-2影像,以验证时空融合算法的质量,利用2017年6—

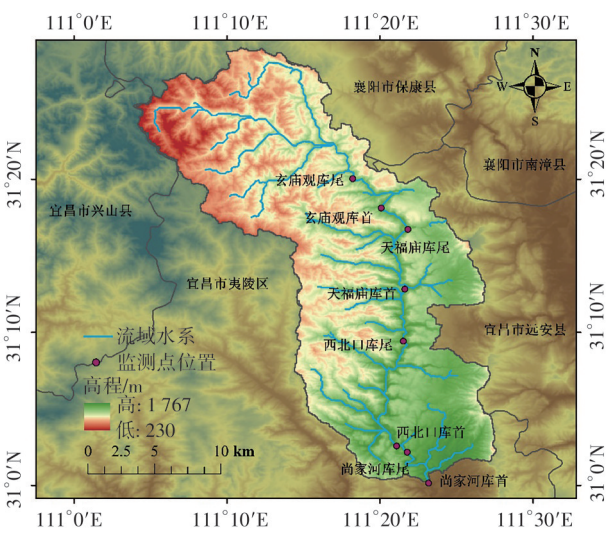


图1 研究区水质监测点分布示意图  
Fig.1 The distribution diagram of water quality monitoring points in the study area

12月GF-4和Sentinel-2影像作为最终融合产品的数据源。

实测水质指标叶绿素a,监测周期为每月1~2次,叶绿素a浓度采用紫外可见分光光度计测定。数据采集时间如表1星号所示。

1.2.2 遥感影像预处理与反射率提取

Sentinel-2卫星L1C级产品需通过Sen2cor插件转换为经过大气校正的L2A级产品,使用SNAP软件提取影像数据的四个波段,在ENVI中通过Layer Stacking工具将四个波段合成为新的文件;GF-4卫星需经过辐射定标和大气校正处理。在进行融合之前将GF-4数据重采样至10m分辨率,选用底图为Sentinel-2 L2A级产品对GF-4数据进行几何配准。最后通过归一化水体指数<sup>[9]</sup>(Normalized Difference Water Index, NDWI)提取Sentinel-2融合影像的水体边界,将水体影像的四个波段导出tif图像用于后期建模。

本文利用ENVI-CLASSIC软件将水质监测站点的

表1 遥感数据信息  
Table1 Remote sensing data information

数据类型	波段	空间分辨率	成像时间	数据用途
GF-4	1、2、3、4波段	50 m	20170610*、20170618*	时空融合
			20170710、20170712*	
			20170907*、20170916*	
			20171102*、20171106*	
			20171215*、20171217	
			20190523、20190602	
Sentinel-2	2、3、4、8波段	10 m	20170710、20171217	时空融合 水质反演
			20190523、20190602	

注:\*表示2017年研究区实测水质数据采集时间的遥感影像。

地理空间位置叠加到上述水体影像上,从而可以提取出监测站点处的各波段反射率值,即站点位置所在的栅格的属性值。如果只以站点所在的一个栅格的属性值作为该站点的水质反射率值,存在的风险是该值受不同时刻大气折射率、站点位置偏差等随机因素的影响会较大,使该值的变异性较大,影响其稳健性。因此,本文取监测站点周围30个水体栅格的反射率均值作为该站点水体遥感反射率值<sup>[10]</sup>,以消除随机因素的影响。

## 2 研究方法

### 2.1 时空融合算法及精度评价

STNLFFM时空融合算法是根据一对高低分辨率影像对(Sentinel-2、GF-4)和一系列低分辨率影像(GF-4)融合得到时间序列的高分辨率影像(Sentinel-2)<sup>[11]</sup>,通过改进高低分辨率数据间的权重函数及转换关系增强融合精度,计算公式如式(1)所示。本文使用的是武汉大学研发的多源遥感时空融合软件<sup>[3]</sup>。

$$F(x, y, B, t_n) = \sum_{k=1}^w \sum_{i=1}^w W(x_i, y_i, B, t_k) \times [a(x_i, y_i, B, t_k) \times F(x_i, y_i, B, t_k) + b(x_i, y_i, B, t_n)] \quad (1)$$

式中: $(x_i, y_i)$ 为第*i*个相似像元位置, $w$ 为窗口大小, $B$ 为波段反射率, $F(x, y, B, t_n)$ 为预测时期 $t_n$ 的目标像元 $(x, y)$ 的Sentinel-2反射率, $W(x_i, y_i, B, t_k)$ 为基于参考时期 $t_k$ 的Sentinel-2反射率的第*i*个相似像元的权重, $a(x_i, y_i, B, t_k)$ 、 $b(x_i, y_i, B, t_n)$ 为参考时期 $t_k$ 和预测时期 $t_n$ 之间的GF-4反射率相似像元集的线性拟合系数, $F(x, y, B, t_k)$ 为参考时期 $t_k$ 的目标像元 $(x, y)$ 的Sentinel-2反射率。

本文通过观察2019年6月2日Sentinel-2融合影像的色彩、纹理特征及其与真实影像的水域面积,对融合结果的质量进行定性评价;根据研究区域的范围均匀选取1400个随机点,以相关系数(Correlation Coefficient,  $CC$ )、均方根误差(Root Mean Square Error,  $RMSE$ )和平均误差(Average Deviation,  $AD$ )作为定量评价融合结果的指标。

### 2.2 光谱特征分析方法

本节依照1.2.2节提到的反射率计算方法提取2017年融合影像的蓝、绿、红、近红外波段反射率值并做均值处理,再对得到的结果进行四种组合处理,分

别是比值(如 $B/R$ 、 $G/B$ 等)、差值(如 $B-NIR$ 、 $R-B$ 等)、和差比值(如 $(R-B)/(B+R)$ 、 $(B-G+R)/B$ 等)和一阶微分(如 $(\widehat{G} - \widehat{B})/(\widehat{B} + \widehat{G})$ 、 $\widehat{R} - N\widehat{I}R$ 等),一阶微分计算见表2和式(2),组成共计140个波段反射率信息,编号 $Cn(n=1 \sim 140)$ 。使用SPSS软件分别计算各波段组合信息与叶绿素a实测值的Pearson相关系数,以Pearson相关系数 $r$ 和显著性水平 $P$ 为辅助,在确保信息量最大的前提下去除干扰波段,得到叶绿素a的敏感波段组合。

表2 Sentinel-2光谱中心波段长度  
Table2 Sentinel-2 spectral center band length

波段	蓝波段	绿波段	红波段	近红外波段
中心波段长度	0.490	0.560	0.665	0.842

$$\widehat{S} = \frac{r_2 - r_1}{B_2 - B_1} \quad (2)$$

式中: $r_1$ 、 $r_2$ 为读取的波段反射率均值, $B_1$ 、 $B_2$ 为Sentinel-2中心波段长度, $\widehat{S}$ 为进行一阶微分运算后的波段反射率值。

### 2.3 水质参数反演模型的构建

表1列出2017年研究区质量良好的Sentinel-2影像采集时间为7月10日和12月17日,而最接近Sentinel-2影像采集时间的实测水质数据监测时间为7月12日和12月15日,前文已说明以往研究大多针对与采样时间相隔几天的影像数据和水质参数的相关性分析,会造成一定误差。因此,本文在应用时空融合算法重建与采样时间一致的Sentinel-2影像的基础上,着重分析采用算法前后Sentinel-2影像敏感波段反射率数据与实测水质数据建立多元线性回归模型预测叶绿素a的效果,回归分析表达式见式(4)(融合前)、式(5)(融合后),以决定系数(Coefficient of Determination,  $R^2$ )来评价模型精度。

$$f(Chl - a) = 22.629x_1 - 0.216x_2 + 0.782 \quad (3)$$

$$f(Chl - a) = 0.124x_3 - 5.252x_4 + 5.205 \quad (4)$$

式中: $x_1 - x_2$ 、 $x_3 - x_4$ 分别为应用时空融合算法前后Sentinel-2影像敏感波段的反射率数据, $f(Chl - a)$ 为叶绿素a质量浓度。

基于线性回归的验证结果,本文进一步将2017年叶绿素a实测值和相应的敏感波段组合共计64组数据作为输入层,构建包含输入层、隐含层、输出层的3层BP神经网络模型,选取前3/4组数据用于训练,后1/4组数据用于检验,经过反复调试达到最优BP神经网络



结构:4-12-1,模型评价采用决定系数 $R^2$ 和平均相对误差(Mean Relative Error, $MRE$ )。

3 结果与分析

3.1 融合质量评价

3.1.1 定性评价

本节选择黄柏河东支流域2019年6月2日Sentinel-2重建影像的三座梯级水库进行细节展示,如图2所示。基于STNLFFM算法重建的影像纹理特征都较为明显,不同地物之间有很高的辨识度,表达出清晰的空间细节和准确的光谱信息,进一步通过NDWI指数<sup>[9]</sup>提取融合影像与真实影像的库区水体计算面积并进行比较,结果如表3所示,表明三座水库水域面积较接近,融合生成的影像可以应用于后续研究。

3.1.2 定量评价

图3~5分别为三座水库基于STNLFFM算法生成的各波段融合影像与真实影像反射率的散点图。其中重建结果CC值均在0.90以上,表明融合影像与真实影像非常接近;RMSE值和AD绝对值各波段均趋于0,说明融合精度高。综上所述,STNLFFM融合算法具有较

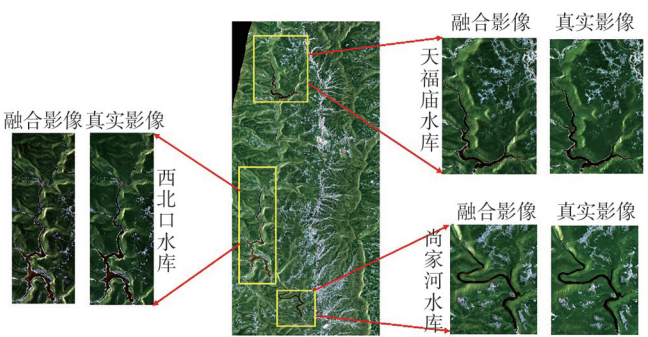


图2 2019年6月2日重建影像  
Fig.2 Images reconstructed on June 2, 2019

表3 融合影像和真实影像水域面积对比结果			
Table3 Comparison results of water area between fused image and real image			
水域面积/km <sup>2</sup>	天福庙水库	西北口水库	尚家河水库
Sentinel-2原始影像	1.688	4.180	0.752
Sentinel-2重建影像	1.730	4.266	0.762

强的适用性,可以应用于后续的反演研究中。

3.2 融合前后反演精度检验

在验证时空融合算法可行的基础上,为进一步验证时空融合算法在水质参数反演过程中的潜力,分别对融合前即Sentinel-2原始影像(采集时间:2017年

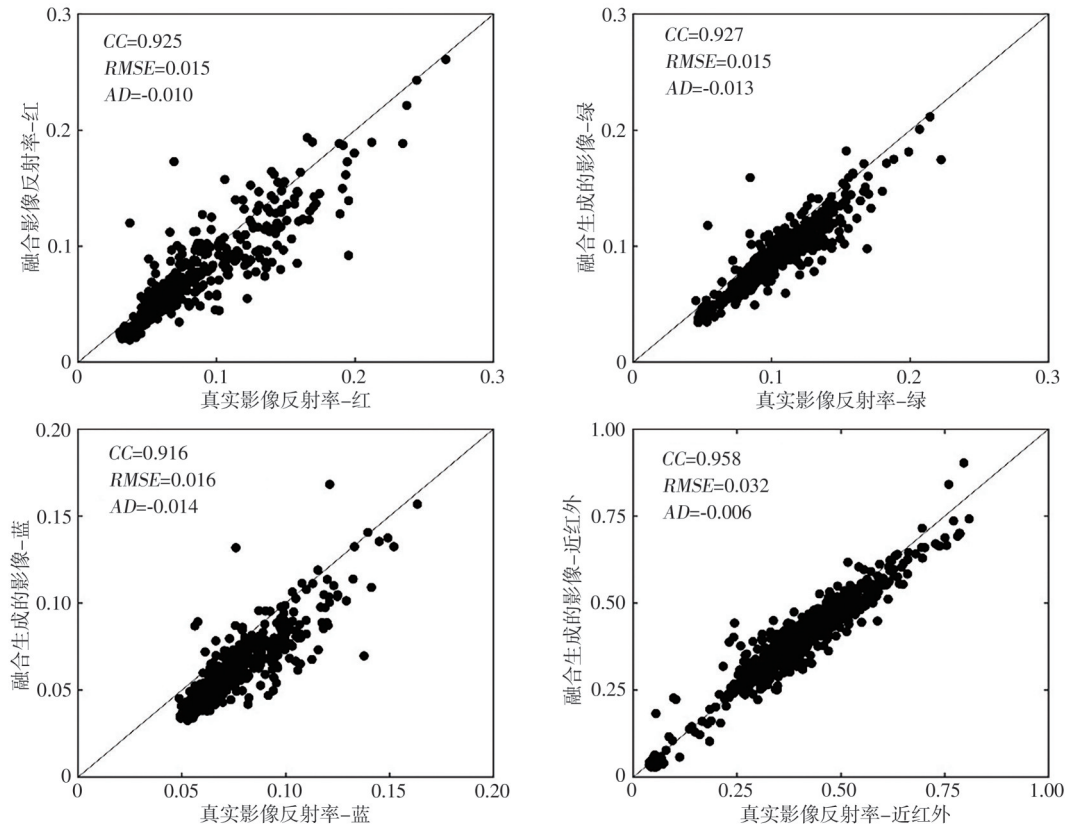


图3 天福庙水库融合影像与真实影像波段散点图  
Fig.3 Tianfumiao Reservoir fusion image and real image band scatter plot

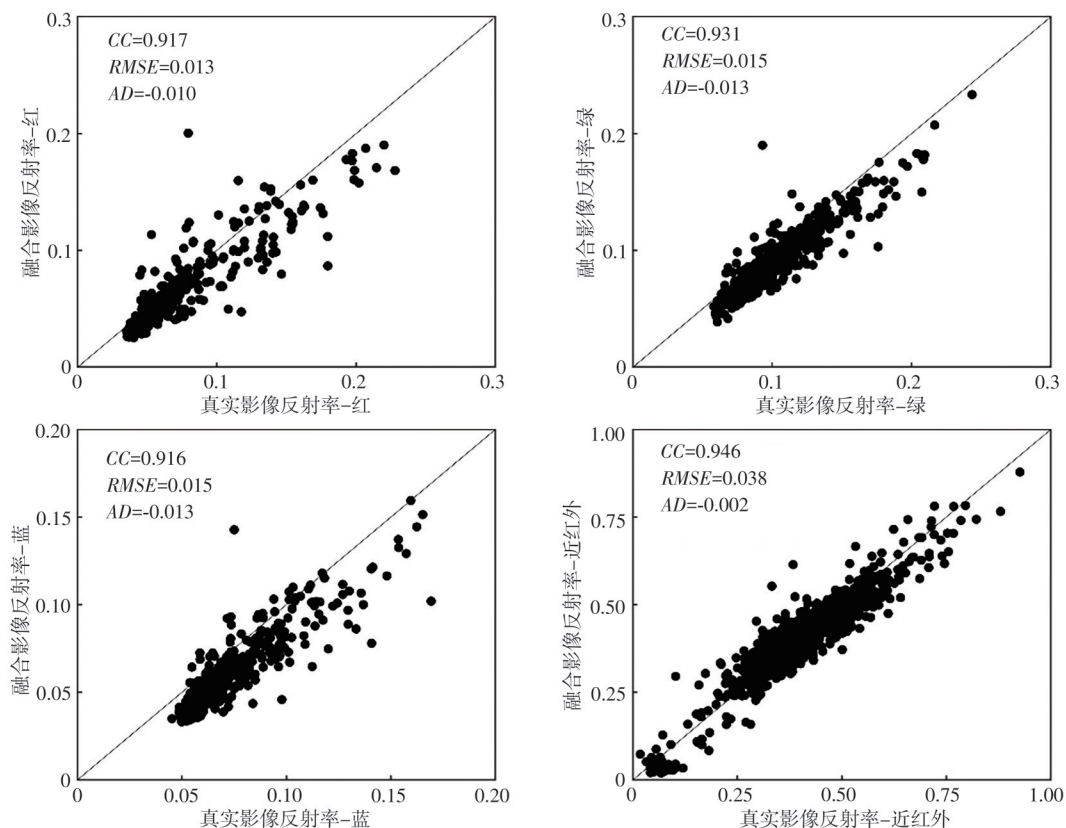


图4 西北口水库融合影像与真实影像波段散点图

Fig.4 Xibeikou reservoir fusion image and real image band scatter plot

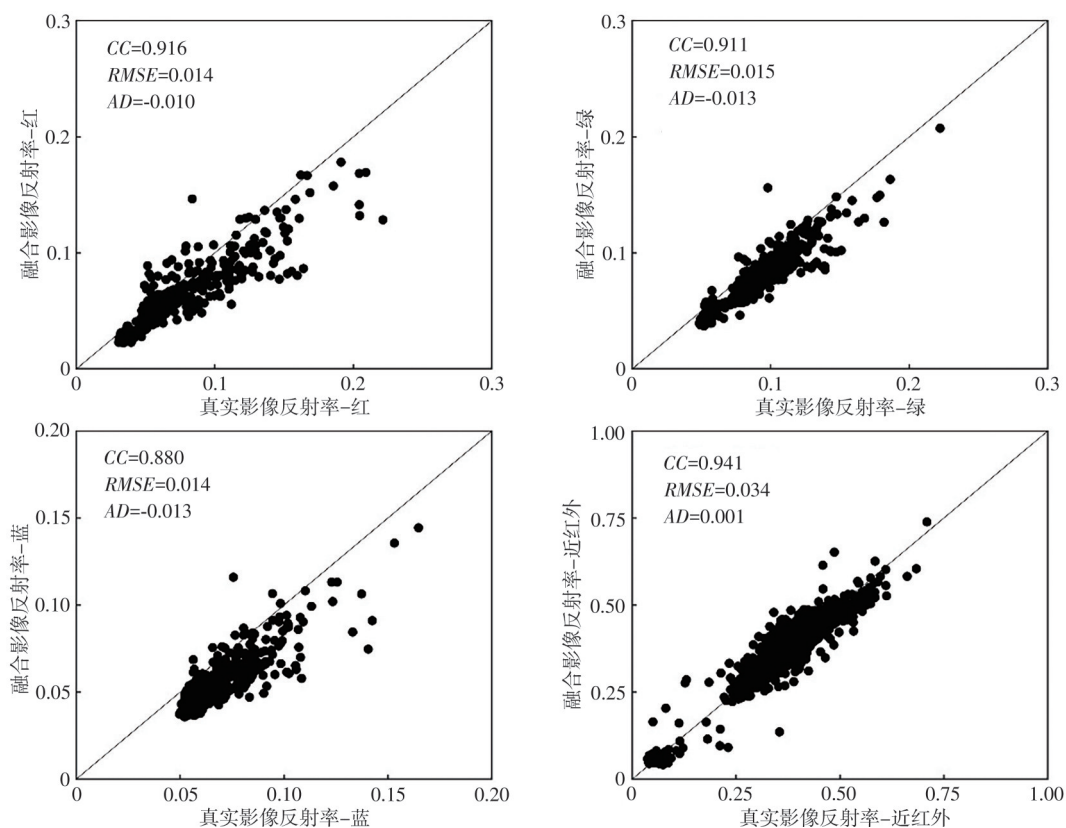


图5 尚家河水库融合影像与真实影像波段散点图

Fig.5 Shangjiahe Reservoir fusion image and real image band scatter plot

7月10日和12月17日)敏感波段反射率信息和实测水质数据(采集时间:2017年7月12日和12月15日)建立多元线性回归模型;融合后即 Sentinel-2 重建影像(重建时间:2017年7月12日和12月15日)敏感波段反射率信息和实测水质数据(采集时间:2017年7月12日和12月15日)建立多元线性回归模型,采用算法前后 Sentinel-2 影像的敏感波段结果如表4所示。由表可知,采用时空融合算法前后与叶绿素a相关的敏感波段发生明显变化,融合后对应的 Pearson 相关系数  $r$  更高,为极显著相关水平。进一步将多元线性回归模型得到的叶绿素a模拟值与实测值进行线性拟合,模型预测效果如图6所示。由图可知,应用时空融合算法后建立的叶绿素a预测模型  $R^2$  达到0.844,相较于融合前建立的预测模型精度明显提高,说明融合后与叶绿素a对应的敏感波段发生变化,光谱相关性增强。因此,应用时空融合算法能获得更加准确的水质参数-光谱关系,提高水体水质参数的预测效果。

表4 融合前后敏感波段分析结果						
Table4 Analysis results of sensitive band before and after fusion						
水质参数	采用STNLFFM算法前			采用STNLFFM算法后		
	敏感波段	$r$	$P$	敏感波段	$r$	$P$
叶绿素a	$(\widehat{R}-\widehat{B})/(\widehat{B}+\widehat{R})$	0.532	<0.05	$(\widehat{B}-\widehat{G}+\widehat{R})/\widehat{B}$	0.804	<0.01
	$R-NIR$	0.518	<0.05	$(B-G+R)/G$	0.796	<0.01

3.3 BP神经网络模型反演精度检验

3.3.1 输入数据选择

基于上述结果构建水质遥感反演模型,沿用2017年融合影像获取的140个波段反射率信息与叶绿素a进行 Pearson 相关性分析,得到BP神经网络模型输入因子组合如表5所示。筛选 Pearson 相关系数  $r$  最大且为极显著相关水平( $P<0.01$ )的波段组合作为输入因子,结果表明叶绿素a的输入因子为波段组合C30、C71、C86、C173,其中叶绿素a对G、NIR的波段组合(C71)最敏感。

3.3.2 模型精度验证

为了充分反映模拟值和实测值之间的变化关系,将检验期的模拟值和实测值绘制成散点图如图7所示,明显看出叶绿素a的模拟值和实测值基本沿1:1线均匀分布,说明两者比较接近。从评价指标的结果来看, $R^2$ 和MRE模拟结果较好,说明本研究建立的模型其模拟结果与实测值的平均值水平基本保持一致。因此,本研究建立的BP神经网络模型针对叶绿素a浓度的模拟结果有较高的可信度。

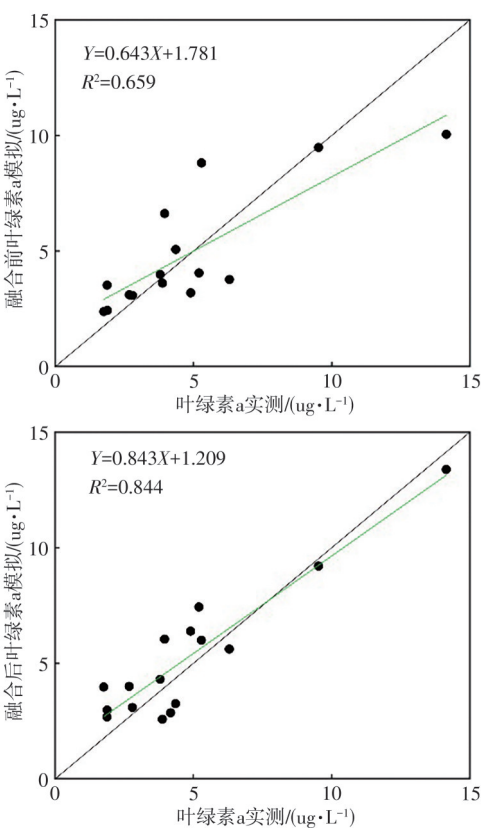


图6 融合前后叶绿素a线性拟合图  
Fig.6 Linear fitting diagram of chlorophyll a before and after fusion

表5 BP神经网络模型输入因子组合			
Table5 BP neural network model input factor combination			
叶绿素a模型输入因子	组合	$r$	$P$
$(\widehat{G}-N\widehat{I}R)/(\widehat{B}+N\widehat{I}R)$	C71	0.781	<0.01
$(G-B)/(G+B)$	C30	0.746	<0.01
$(G-R-NIR)/B$	C86	0.731	<0.01
$(\widehat{B}+\widehat{G}-N\widehat{I}R)/\widehat{B}$	C173	0.643	<0.01

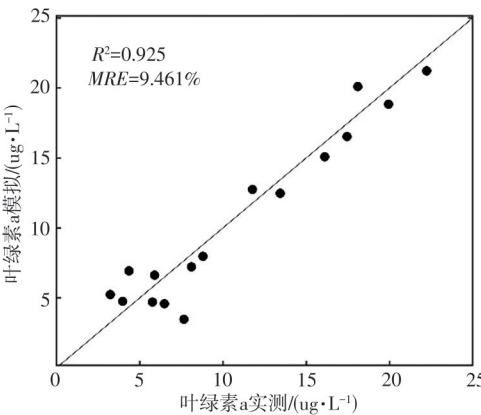


图7 叶绿素a反演精度  
Fig.7 Inversion accuracy of chlorophyll a

3.4 叶绿素a反演的空间变化分析

本研究在基于时空融合算法重构高分辨率遥感影



像的基础上,建立BP神经网络模型对黄柏河东支流域2017年6—12月水库水体叶绿素a浓度进行空间分布反演,如图8所示。

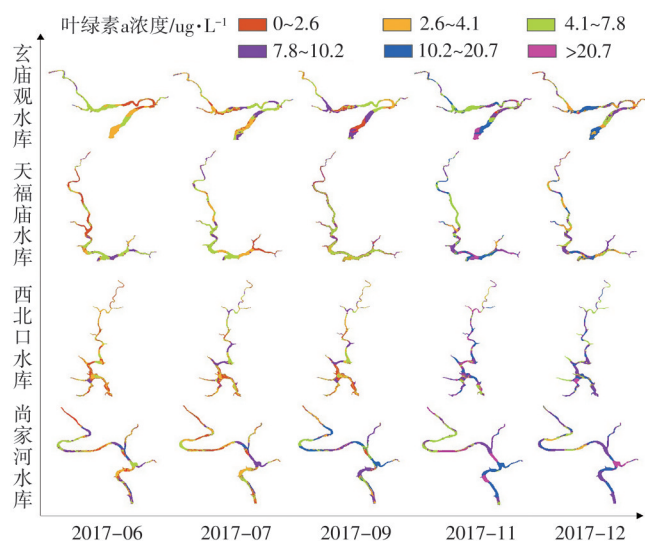


图8 叶绿素a浓度空间分布示意图

Fig.8 Spatial distribution diagram of chlorophyll a concentration

从反演结果看,四座水库叶绿素a浓度主要集中在 $0 \sim 10.2 \text{ ug} \cdot \text{L}^{-1}$ 。空间上,从上游玄庙观水库至下游尚家河水库,叶绿素a浓度呈逐步升高趋势,可能与沿岸磷矿分布及下游区段受葛洲坝回水顶托影响有关;玄庙观水库和天福庙水库叶绿素a浓度在靠近库首尾处较高,以 $4.1 \sim 20.7 \text{ ug} \cdot \text{L}^{-1}$ 为主,西北口水库和尚家河水库邻近中部区域叶绿素a浓度较高,大部分为 $7.8 \sim 20.7 \text{ ug} \cdot \text{L}^{-1}$ 。时间上,四座水库叶绿素a浓度随着月份变化逐步上升,其中11月水库叶绿素a浓度较高区域分布面积最大,局部区域超过 $20.7 \text{ ug} \cdot \text{L}^{-1}$ ,可能是由于附近集镇大量生活污水及矿区大量含磷矿渣输入水库不断沉积,为水体藻类生长提供了营养物质,导致水库叶绿素a浓度增加。整体来看,影响叶绿素a变化的因素较为复杂,此后应着重加强下游污染物的排放与监管。

#### 4 讨论

本研究基于时空融合算法构建了黄柏河东支流域叶绿素a的水质遥感反演模型,系统地监测叶绿素a浓度的空间分布。由于黄柏河流域水色遥感的应用研究相对缺乏,类比Yang等<sup>[12]</sup>采用时空融合算法和卷积神经网络方法建立白洋淀叶绿素a浓度反演模型,为克服融合结果失真问题,提出像素校正算法校正叶绿素a反演结果,改进后 $R^2$ 为0.879,虽然本文未校正叶绿

素a反演浓度,但BP神经网络模拟结果表明 $R^2$ 在0.85以上,预测精度较好。同时谢恩弘等<sup>[4]</sup>利用与洱海叶绿素a实测数据相差1~3天的Sentinel-2卫星影像建立的多元线性回归模型, $R^2$ 为0.788,而本文运用时空融合算法建立与实测数据同一天的Sentinel-2卫星影像,回归模型的预测效果相较融合前有明显提高, $R^2$ 为0.844。虽然本文的研究对象与层面和上述学者存在一定的区别,但应用时空融合算法在提高水质参数-光谱特征的相关性以及减少数据在时间匹配上的误差经验证是切实可行的。未来需要深入研究如何提高影像间的配准精度和不同传感器数据一致性。

#### 5 结论

本文探讨了时空融合算法在水质参数反演过程中的应用,在不改变现有观测条件的情况下重建2017年黄柏河东支流域Sentinel-2高分辨率时间序列数据,从而在更高的时空分辨率下实现对水库水体叶绿素a的动态监测,得出以下结论。

(1)基于STNLFM算法生成的Sentinel-2数据与真实观测的Sentinel-2数据具有较好的一致性,通过NDWI提取的水域面积差距不大,融合精度较高。

(2)采用时空融合算法后建立的多元线性回归模型对叶绿素a有更好的预测效果,对克服高分辨率卫星在时间序列上存在的难以匹配的问题是可行的,体现了应用时空融合算法在水质参数反演过程中的优势。

(3)建立的BP神经网络模型的模拟值和实测值比较接近, $R^2$ 和MRE表明研究构建的BP神经网络模型模拟叶绿素a效果较好。

(4)黄柏河东支流域叶绿素a浓度空间分布的差异性较大。整体来看,西北口水库和尚家河水库邻近中部区域叶绿素a浓度较高,建议加大对其的监测力度,控制污染源的排放,提升流域水环境的治理效果。

#### 参考文献:

- [1] 章程焱,董晓华,杨少康,等.黄柏河东支流域水体氮磷含量遥感反演研究[J].人民长江,2022,53(7):42-49.
- [2] POHL C, VAN GENDEREN J L. Review article Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications [J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(5): 823-854.
- [3] CHENG Q, LIU H Q, SHEN H F, et al. A Spatial and Temporal Nonlocal Filter-Based Data Fusion Method [J]. Ieee Transactions on

- Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(8): 4476–4488.
- [4] 谢恩弘, 吴骏恩, 杨昆. 基于 Sentinel-2 影像的洱海叶绿素 a 质量浓度反演[J]. 环境工程学报, 2022, 16(9): 3058–3069.
- [5] 张明慧, 苏华, 季博文. MODIS 时序影像的福建近岸叶绿素 a 浓度反演[J]. 环境科学学报, 2018, 38(12): 4831–4839.
- [6] 朱云芳, 朱利, 李家国, 等. 基于 GF-1 WFV 影像和 BP 神经网络的太湖叶绿素 a 反演[J]. 环境科学学报, 2017, 37(1): 130–137.
- [7] 胡辉辉. 基于多源遥感数据的白洋淀水质参数估算研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2020.
- [8] 张坤, 李卫明, 陈圣盛, 等. 基于大型底栖动物的黄柏河河流健康评价[J]. 长江流域资源与环境, 2022, 31(10): 2218–2229.
- [9] MCFEETERS S K. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features [J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17(7): 1425–1432.
- [10] 赵程铭, 董晓华, 李中华, 等. 基于神经网络的黄柏河东支流域水质遥感估算[J]. 环境科学与技术, 2022, 45(6): 195–202.
- [11] 柳文杰, 曾永年, 张猛. 融合时间序列环境卫星数据与物候特征的水稻种植区提取[J]. 遥感学报, 2018, 22(3): 381–391.
- [12] YANG H, DU Y, ZHAO H, et al. Water Quality Chl-a Inversion Based on Spatio-Temporal Fusion and Convolutional Neural Network [J]. Remote Sensing, 2022, 14(5): 1247.

### Inversion of Chlorophyll a in Water Based on Spatio-temporal Fusion Algorithm

CHEN Ling<sup>1,2</sup>, DONG Xiaohua<sup>1,2</sup>, MA Yaoming<sup>3,4,5,6,7,8</sup>, ZHANG Chengyan<sup>1,2</sup>, BO Huijuan<sup>1,2</sup>

- (1. College of Hydraulic and Environmental Engineering, China Three Gorges University, Yichang 443002, China;  
 2. Engineering Research Center of Eco-environment in Three Gorges Reservoir Region, Ministry of Education, Yichang 443002, China;  
 3. Land-Atmosphere Interaction and Its Climatic Effects Group, State Key Laboratory of Tibetan Plateau Earth System, Environment and Resources (TPESER), Institute of Tibetan Plateau Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;  
 4. College of Earth and Planetary Science, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;  
 5. College of Atmospheric Science, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China;  
 6. National Observation and Research Station for Qomolangma Special Atmospheric Processes and Environmental Changes, Dingri 858200, China;  
 7. Kathmandu Center of Research and Education, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;  
 8. China-Pakistan Joint Research Center on Earth Sciences, Chinese Academy of Sciences, Islamabad 45320, Pakistan)

**Abstract:** In order to accurately invert the concentration of chlorophyll a in water, taking the eastern branch of Huangbai River as a case, the STNLFFM space-time fusion algorithm was used to fuse the reflectance data of GF-4 and Sentinel-2 in 2017 to reconstruct the time series data of Sentinel-2 image. A multiple linear regression model was established for the response relationship between water quality parameters and spectral characteristics obtained before and after the application of the algorithm, and the prediction effect of the model on chlorophyll a was compared to verify the feasibility of the space-time fusion algorithm. The artificial neural network model was established by using the response relationship between the reconstructed image spectral characteristics and water quality parameters to invert the chlorophyll a concentration of each reservoir in the eastern branch of Huangbai River in 2017. The results show that the image generated by the spatio-temporal fusion algorithm is close to the real image, which improves the effect of multiple linear regression model to predict chlorophyll a. The  $R^2$  is increased from 0.659 before fusion to 0.844 after fusion, and the artificial neural network model based on the water quality parameters-spectral relationship obtained by the spatio-temporal fusion algorithm has better simulation accuracy. The  $R^2$  and  $MRE$  reach 0.925 and 9.461%, and the spatial difference of retrieved chlorophyll a concentration is obvious. It is proved that the spatio-temporal fusion algorithm has a good application prospect in the process of water quality parameter inversion.

**Keywords:** STNLFFM spatio-temporal fusion algorithm; Huangbai River; artificial neural network; water quality inversion; chlorophyll a