

doi: 10.6046/gtzyyg.2019.04.24

引用格式: 封红娥,李家国,朱云芳,等. GF-1 与 Landsat8 水体叶绿素 a 浓度协同反演——以太湖为例[J]. 国土资源遥感, 2019,31(4):182-189. (Feng H E,Li J G,Zhu Y F,et al. Synergistic inversion method of chlorophyll a concentration in GF-1 and Landsat8 imagery: A case study of the Taihu Lake[J]. Remote Sensing for Land and Resources,2019,31(4):182-189.)

GF-1 与 Landsat8 水体叶绿素 a 浓度协同反演

——以太湖为例

封红娥^{1,2}, 李家国², 朱云芳², 韩启金³, 张 宁⁴, 田淑芳¹

(1. 中国地质大学(北京)地球科学与资源学院,北京 100083; 2. 中国科学院遥感与数字地球研究所,北京 100101; 3. 中国资源卫星应用中心,北京 100094; 4. 中华人民共和国住房和城乡建设部城乡规划管理中心,北京 100835)

摘要: 不同空间分辨率、光谱分辨率和辐射分辨率传感器数据的协同反演,对于提高水体叶绿素 a 浓度反演精度具有重要作用。以 GF-1 WFV 和 Landsat8 OLI 数据为对象,分别以单波段替代、单波段融合和三波段融合的协同方法,分析空间分辨率和光谱分辨率在多源遥感数据协同反演过程中对于提高水体叶绿素 a 反演精度的主导特征;在此基础上,进一步探索 GF-1 WFV 和 Landsat8 OLI 数据协同反演的最优组合方式,以提高叶绿素 a 浓度的反演精度。结果表明,在 GF-1 WFV 和 Landsat8 OLI 协同反演过程中,近红外波段光谱分辨率和辐射分辨率对精度的影响占据主导,近红外波段光谱分辨率的提高更有利于提高叶绿素 a 浓度的反演精度;在蓝光波段与红光波段,则是空间分辨率越高叶绿素 a 浓度反演精度越高;GF-1 WFV 和 Landsat8 OLI 最优叶绿素 a 协同反演光谱指数组合因子为: Landsat8 OLI 近红外波段、GF-1 WFV 和 Landsat8 OLI 融合红光波段、GF-1 WFV 和 Landsat8 OLI 融合蓝光波段。通过实测数据验证表明,协同前 GF-1 WFV 和 Landsat8 OLI 单独反演结果的平均相对误差分别为 41.93% 和 38.37%,优化协同反演后平均相对误差降低到 17.35%。

关键词: 太湖; 叶绿素 a; 主导特征; 协同反演; 波段融合

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-070X(2019)04-0182-08

0 引言

太湖是我国第三大淡水湖,是内陆湖泊的典型代表,承担周边地区 12 座自来水管的供水重任。近些年,随着周围地区城市经济的高速发展,太湖水体受到严重污染,水华现象频出,不仅直接影响了当地居民的生产、生活,也给水环境生态系统造成了严重破坏。由于叶绿素 a 浓度是反映水华优势藻类生长状态的重要指示因子,因此对叶绿素 a 浓度的精确监测有助于对太湖水华的发生、发展和治理进行跟踪、监测和评估。马荣华等^[1]认为随着卫星遥感技术的发展和水质参数遥感光谱特征的进一步研究,遥感技术可监测的水质参数种类逐渐增多,水质参数的反演精度也逐步提高。目前已经发展起来的遥感监测水质的方法主要包括分析方法、半分析方

法、经验方法和半经验方法。其中半分析方法利用不同水质参数在可见光和近红外波段的吸收散射特性,避免或减少光学参数的使用,降低了建模难度,减小了因复杂固有光学参数测量过程的不精确所带来的误差^[1],因此得到了广泛的应用。其中三波段模型半分析方法用于水体叶绿素 a 浓度反演已取得较好的效果^[2-3],但是该模型建立在实测高光谱数据的基础上,针对常用的陆地卫星传感器难以包含理想的三波段范围。徐雯佳等^[4]利用 MODIS 数据的 B1 波段建立叶绿素 a 浓度反演模型,提高了反演精度;Elalem 等^[5]提出了一种新的叶绿素浓度反演模型 APPEL(approach by elimination),该模型属于一种新的半分析模型,以叶绿素在红光波段强吸收、近红外波段高反射的光谱特征为原理,以不同波段组合来去除悬浮物、有色可溶性有机物(colored dissolved organic matter,CDOM)和后向散射的影响,

收稿日期: 2018-10-19; 修订日期: 2018-11-28

基金项目: 国家重点研发计划项目“城镇水体水质高分遥感与地面协同监测关键技术研究”(编号: 2017YFB0503902)和江苏省太湖水环境综合治理科研项目“卫星遥感监测蓝藻聚集面积评价标准方法研究”(编号: TH2018304)共同资助。

第一作者: 封红娥(1993-),女,硕士研究生,主要从事水环境遥感监测应用研究。Email: 1562809628@qq.com。

通信作者: 李家国(1982-),男,博士研究生,副研究员,主要从事水环境遥感监测应用研究。Email: jacoli@126.com。

最终构建叶绿素浓度反演模型,该模型反演叶绿素 a 浓度的决定系数达到 0.95。内陆水体叶绿素 a 浓度遥感反演不仅受到传感器通道光谱特征与辐射特征的制约,还受到影像空间分辨率的影响,三者共同决定水体叶绿素 a 浓度的反演精度。张明慧等^[6]采用 MODIS 影像并利用随机森林法,以较高的精度反演了叶绿素 a 浓度。目前叶绿素 a 浓度的反演均基于单一的传感器,无法同时满足叶绿素 a 浓度反演过程中对光谱、辐射、空间分辨率的要求,限制了其反演精度的提高。

随着我国高分专项计划的实施,国产卫星空间分辨率有了很大的提升,如高分一号(GF-1)宽视角传感器(wide field of view, WFV)在单景 200 km 幅宽的条件下空间分辨率达到了 16 m,与 Landsat8 30 m 空间分辨率的陆地成像仪(operational land imager, OLI)相比包含了更丰富的地面物体空间特征信息。但不足之处是在水体信息敏感的近红外波段处与 Landsat8 OLI 相比,GF-1 WFV 各通道有效波段宽度更宽,对地物光谱的卷积效果更明显,光谱特征信息被平滑。在辐射特征方面,GF-1 WFV 灰度范围整体小于 Landsat8 OLI,不足以展示水体的细节差异。为发挥 GF-1 WFV 与 Landsat8 OLI 各自在叶绿素 a 浓度反演中的优势,本文基于 APPLE 方法,从不同角度构建 GF-1 WFV 和 Landsat8 OLI 数据叶绿素 a 浓度的协同反演模型,辨析光谱分辨率和空间分辨率在叶绿素 a 浓度反演过程中的主导影响,提高叶绿素 a 浓度的反演精度,进而提高国产高分卫星数据在水色遥感方面的应用价值。

1 研究区概况

太湖位于江苏省南部,长江三角洲中部,是中国五大淡水湖之一(图 1)。

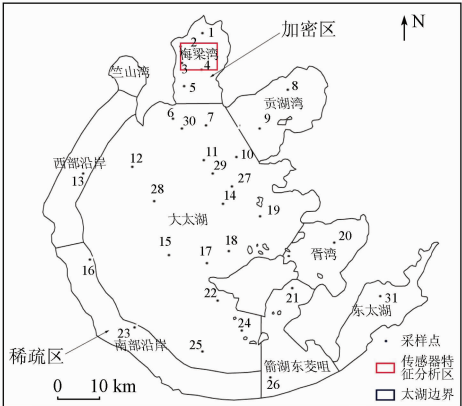


图 1 太湖区域划分示意图

Fig. 1 Geographic location of study area

研究区边界范围位于 N30°55'40"~31°32'58"和 E119°52'32"~120°36'10"之间,横跨江苏、浙江两省,北临无锡,南濒湖州,西依宜兴,东近苏州。太湖分为竺山湾、梅梁湾、贡湖湾、西部沿岸、南部沿岸、大太湖、胥湾、东太湖和箭湖东茭咀等区域,周边城镇分布密集。伴随着高速发展的城市化进程,太湖富营养化比较严重,水质属于Ⅱ~Ⅴ类,局部地区甚至为劣Ⅴ类^[7]。

2 数据源与传感器特性分析

2.1 水面光谱数据采集与处理

采样过程中,选择面积较大且水质较均一的水域布设样点,并根据实际情况将湖面划分为加密区和稀疏区。如图 1 所示,梅梁湾区域为加密区,南部沿岸区域为稀疏区。水面光谱采集使用 ASD 光谱仪,采用水面以上测量方法^[8]进行测量。光谱仪测量范围为 350~2 500 nm,其中在 350~1 000 nm 波长范围内,光谱分辨率为 3 nm。在实验过程中,按顺序依次测量灰板、水体、天空光、灰板和遮挡灰板的光谱数据。测量水体时,取观测天顶角为 40°,相对于太阳入射平面的观测方位角为 135°。光谱数据处理时,首先对获得的 15 组数据进行筛选,剔除偏离较大的曲线,对剩余曲线取平均用于计算。实验时间为 2014 年 10 月 24 日,共布设 31 个采样点,剔除 3 个异常数据点,共获取 28 个点位光谱数据,并计算其光谱反射率,即

$$R_{rs}(\lambda) = \frac{L_t(\lambda) - \rho_{sky}(\lambda)L_{sky}(\lambda)}{\pi L_p(\lambda) / \rho_p(\lambda)}, \quad (1)$$

式中: $R_{rs}(\lambda)$ 为水面遥感光谱反射率, λ 为波长; $L_t(\lambda)$, $L_{sky}(\lambda)$ 和 $L_p(\lambda)$ 分别为测得的水面、天空光以及灰板的光谱值; $\rho_p(\lambda)$ 为实验室内标定的灰板反射率; $\rho_{sky}(\lambda)$ 为天空光气水界面反射率,在观测天顶角为 40° 时,由 Frensel 公式计算得到 $\rho_{sky}(\lambda)$ 为 0.024 5。

2.2 叶绿素 a 浓度测量

叶绿素 a 浓度采用基于热乙醇萃取的分光光度法测量^[9]。

2.3 遥感数据预处理

选用 2014 年 10 月 24 日与地面试验同步的 GF-1 WFV 和 Landsat8 OLI 影像进行预处理,经过辐射定标^[10]、大气校正^[11]、几何纠正^[9]、图像融合^[12]和水域提取^[13]后得到太湖水体辐射亮度值。

2.4 传感器特性分析

GF-1 卫星搭载了 4 台 16 m 空间分辨率多光

谱相机 WFV,包括蓝光、绿光、红光和近红外 4 个波段,4 台相机组合成像幅宽可达 800 km 左右。Landsat8 卫星携带一个 9 波段的成像仪 OLI,除第 8 波段为外,各多光谱波段空间分辨率均为 30 m。Landsat8 OLI 第 2—5 波段分别与 GF-1 WFV 传感器第 1—4 波段相对应,相关参数如表 1 所示。

表 1 GF-1 WFV 与 Landsat8 OLI 传感器参数对比

Tab.1 Comparison between GF-1 WFV and Landsat8 OLI sensor parameters

卫星传感器	波段	光谱范围/ μm	空间分辨率/m	重访周期/d	
GF-1 WFV	B1	0.45 ~ 0.52	16	2	
	B2	0.52 ~ 0.59			
	B3	0.63 ~ 0.69			
	B4	0.77 ~ 0.89			
Landsat8 OLI	B1	0.43 ~ 0.45	30	16	
	B2	0.45 ~ 0.52			
	B3	0.53 ~ 0.60			
	B4	0.63 ~ 0.68			
	B5	0.85 ~ 0.89	15		
	B6	1.56 ~ 1.66			
	B7	2.10 ~ 2.30	30		
	B8	0.50 ~ 0.68			
	B9	1.36 ~ 1.39			

1)辐射分辨率。基于水体识别结果,获取 2014 年 10 月 24 日星地同步实验前后的 GF-1 WFV 与 Landsat8 OLI 影像,在同一太湖水体区域分别选取同样大小的影像(图 1 中红色矩形框位置),并统计水体在蓝光、绿光、红光和近红外 4 个波段上灰度值的最大值、最小值、全距(最大值减最小值)及平均值分布,结果如表 2 所示。

表 2 GF-1 WFV 和 Landsat8 OLI 数据
水体区域辐射分辨率特征统计

Tab.2 Characteristics statistics of GF-1 WFV and Landsat8 OLI data radiation resolution in water area

卫星传感器	波段	最小值	最大值	全距	平均值
GF-1 WFV	B1	279	600	321	131
	B2	216	606	390	297
	B3	132	510	378	398
	B4	57	699	642	415
Landsat8 OLI	B2	9 300	12 500	3 200	10 409
	B3	8 037	11 844	3 807	9 820
	B4	7 152	12 048	4 896	8 701
	B5	6 208	24 638	18 430	7 180

全距反映了传感器对地物反射能量的分辨能力,其数值越大表明传感器对地物辐射分辨的能力越强,即辐射分辨率越高。从表 2 中可以看出,Landsat8 OLI 最大的全距为 18 430,GF-1 WFV 最大的全距仅为 642,远远小于 Landsat8 OLI,GF-1 WFV 数据在蓝光、绿光、红光和近红外波段处的最大、最小值和平均值均小于 Landsat8 OLI,并且

Landsat8 OLI 近红外波段最大灰度值达了 24 638,而 GF-1 WFV 4 个波段的最大值均不超过 1 000,表明 Landsat8 OLI 的灰度范围远远优于 GF-1 WFV。另外,无论是 GF-1 WFV 数据还是 Landsat8 OLI 数据,在蓝光、绿光和红光波段处的全距都小于近红外波段,导致 2 种传感器近红外波段包括的地物信息相较于前 3 个波段更为丰富,能更好地展示地物细节信息。GF-1 WFV 灰度范围整体小于 Landsat8 OLI,因此 Landsat8 OLI 在成像时包含的地物信息更丰富,能够更好地显示水体的细微差异。

2)光谱分辨率。GF-1 WFV 和 Landsat8 OLI 在蓝光、绿光、红光和近红外波段的波谱响应函数曲线及实测水体样点的反射率曲线如图 2 所示。

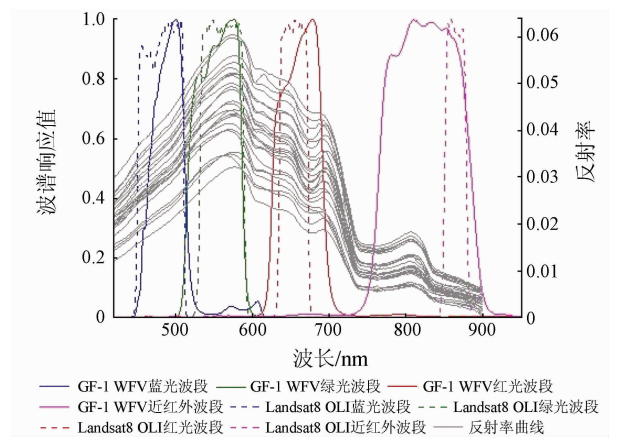


图 2 GF-1 WFV 和 Landsat8 OLI 波谱响
应函数与叶绿素 a 反射率曲线对比

Fig.2 Comparison of spectral bands of GF-1 WFV and Landsat8 OLI and reflectance of chlorophyll a

从图 2 中可以看出,太湖具有典型内陆含藻类水体光谱特征^[14-15]。在 400 ~ 500 nm 范围,由于黄色物质及叶绿素 a 的吸收作用,反射率较低;在 530 ~ 590 nm 范围出现反射峰是由于叶绿素 a 的弱吸收和细胞的散射导致,该反射峰可以作为叶绿素 a 定量标志;在 600 ~ 630 nm 范围反射率降低是由于藻蓝素藻青蛋白的吸收导致;在 670 nm 出现反射率谷值是由于叶绿素 a 在红光波段强吸收导致;在 700 nm 附近出现反射陡峰是由于叶绿素 a 在近红外波段高反射导致。

另外,Landsat8 OLI 在绿光、红光和近红外波段设置相较于 GF-1 WFV 均较窄。由于内陆水体组分复杂,其中悬浮物、叶绿素 a 和黄色物质等要素的组分对水体光谱特征具有决定性影响^[16-17],在捕捉水体组分信息时,宽波段的 GF-1 WFV 反映更多的是波宽范围内的平均反射特征,水体组分光谱信息经平均后被弱化;在对植被信息敏感的近红外波段处,Landsat8 OLI 相较于 GF-1 WFV 有效波段宽度

缩窄了近一半,有效避开了对悬浮物和黄色物质部分敏感的波长位置,从而可以更好地捕捉水体叶绿素 a 浓度信息。GF - 1 WFV 和 Landsat8 OLI 中心波长与有效波宽对比如表 3 所示。

表 3 GF - 1 WFV 和 Landsat8 OLI
中心波长与有效波宽对比

Tab.3 Comparison of GF - 1 WFV and Landsat8 OLI central wavelength and effective wave width (nm)			
卫星传感器	波段	中心波长	有效波宽
GF - 1 WFV	B1	485	48
	B2	555	71
	B3	660	65
	B4	830	119
Landsat8 OLI	B2	485	60
	B3	565	57
	B4	655	38
	B5	870	28

从表 3 中可以看出,Landsat8 OLI 与 GF - 1 WFV 在蓝光、绿光和红光波段中心波长的位置距离较近,而在近红外波段处的中心波长 Landsat8 OLI (870 nm) 与 GF - 1 WFV (830 nm) 距离较大,有效

波宽也在近红外波段相差最大,差值为 91 nm。

3)空间分辨率。GF - 1 WFV 的空间分辨率为 16 m,Landsat8 OLI 的空间分辨率为 30 m。在同一太湖水体区域(水华区域)分别选取同样大小的 GF - 1 WFV 与 Landsat8 OLI 影像(图 1 红色矩形框位置),采用灰度共生矩阵法计算原始影像的纹理信息,得到 2 幅影像的纹理特征对比情况,如表 4 所示。其中均值反映纹理的规则程度,纹理的规律性越强,值越大;方差为像元值与均值偏差的度量,当图像中灰度变化较大时,方差值较大;同质性是图像局部灰度均匀性的度量,灰度越均匀,值越大;对比度反映图像中局部灰度变化总量,图像局部像素对的灰度差别越大,对比度越大,图像层次越丰富;非相似性的度量与对比度类似,但是为线性增加的,对比度越高,非相似度也越高;熵表征了图像中纹理的复杂程度,纹理越复杂,熵值越大;角二阶矩是图像灰度分布均匀性的度量,图像灰度分布越均匀,值越大;相关性反映某种灰度值沿某方向的延伸长度,延伸越长,相关性越大。

表 4 GF - 1 WFV 与 Landsat8 OLI 纹理特征对比

Tab.4 Comparison of GF - 1 WFV and Landsat8 OLI texture statistical characteristics								
卫星传感器	均值	方差	同质性	对比度	非相似性	熵	角二阶矩	相关性
GF - 1 WFV	55.8	505.7	1.0	939.4	26.0	2.2	1.0	2.0
Landsat8 OLI	50.1	238.4	1.0	466.9	18.8	2.2	1.0	2.0

从表 4 可以看出,GF - 1 WFV 与 Landsat8 OLI 的均值相差较小,同质性、熵、角二阶矩和相关性均相等,但是 GF - 1 WFV 的方差、对比度和非相似性都远远大于 Landsat8 OLI,说明在空间分辨率上,GF - 1 WFV 包含更加丰富的纹理信息,使其在空间尺度较小的内陆水质监测中具有较大优势,在反映水质的空间分布细节信息上更优于 Landsat8 OLI。

3 叶绿素 a 浓度反演模型与协同反演

3.1 叶绿素 a 浓度反演模型

在 APPEL 模型中,叶绿素 a 光谱指数 chla^[5] 为 $c = R_{NIR} - [(R_B - R_{NIR})R_{NIR} + R_R - R_{NIR}]$, (2) 式中: c 为 chla 指数, R_B , R_R 和 R_{NIR} 分别代表蓝光、红光和近红外波段的反射率值。近红外波段由于叶绿素 a 强反射,水体强吸收,用来获取最大叶绿素 a 信息量;蓝光波段由于 CDOM 反射强烈,用来去除 CDOM 影响;红光波段由于对悬浮物敏感,用来去除悬浮物影响;同时用近红外波段去除蓝光和红光波段中叶绿素 a 信息以及水体后向散射影响^[18]。

3.2 叶绿素 a 浓度协同反演方法

在 APPEL 模型的基础上,利用 GF - 1 WFV 的空间分辨率优势、Landsat8 OLI 的光谱分辨率和辐射分辨率优势,通过 3 种不同协同方法对叶绿素 a 浓度进行协同反演,进而分析 GF - 1 WFV 和 Landsat8 OLI 协同反演特征。

3.2.1 单波段替代协同反演

将 Landsat8 OLI 影像的空间分辨率重采样至 GF - 1 WFV 空间分辨率,分别利用 Landsat8 OLI 的窄近红外通道直接替代 GF - 1 WFV 的宽近红外通道; Landsat8 OLI 的红光波段直接替代 GF - 1 WFV 的红光波段; Landsat8 OLI 的蓝光波段直接替代 GF - 1 WFV 的蓝光波段,构建 3 种 2 个数据相结合的叶绿素 a 浓度反演模型,其 chla 指数分别为

$$c = R_{NIR,L} - [(R_{B,G} - R_{NIR,L})R_{NIR,L} + R_{R,G} - R_{NIR,L}]$$
, (3)

$$c = R_{NIR,G} - [(R_{B,G} - R_{NIR,G})R_{NIR,G} + R_{R,L} - R_{NIR,G}]$$
, (4)

$$c = R_{NIR,G} - [(R_{B,L} - R_{NIR,G})R_{NIR,G} + R_{R,G} - R_{NIR,G}]$$
, (5)

式中: $R_{B,L}$, $R_{R,L}$ 和 $R_{NIR,L}$ 分别代表 Landsat8 OLI 蓝光、红光和近红外波段的反射率值; $R_{B,G}$, $R_{R,G}$ 和 $R_{NIR,G}$ 分别代表 GF-1 WFV 蓝光、红光和近红外波段的反射率值。

3.2.2 单波段融合协同反演

分别将 Landsat8 OLI 近红外波段与 GF-1 WFV 近红外波段、Landsat8 OLI 红光波段与 GF-1 WFV 红光波段、Landsat8 OLI 蓝光波段与 GF-1 WFV 蓝光波段进行融合,利用融合后的波段和 GF-1 WFV 的原始波段分别计算 chl_a 指数,结合实测叶绿素 a 浓度数据建立单波段融合协同反演模型,单波段融合后的 chl_a 指数为

$$c = R'_{NIR} - [(R_{B,G} - R'_{NIR})R'_{NIR} + R_{R,G} - R'_{NIR}] ,$$
(6)

$$c = R_{NIR,G} - [(R_{B,G} - R_{NIR,G})R_{NIR,G} + R'_R - R_{NIR,G}] ,$$
(7)

$$c = R_{NIR,G} - [(R'_B - R_{NIR,G})R_{NIR,G} + R_{R,G} - R_{NIR,G}] ,$$
(8)

式中 R'_B , R'_R 和 R'_{NIR} 分别代表 Landsat8 OLI 与 GF-1

WFV 蓝光、红光和近红外波段融合后的反射率值。

3.2.3 三波段融合协同反演

将 GF-1 WFV 与 Landsat8 OLI 的蓝光、红光和近红外 3 个波段分别融合,利用融合后的三波段建立叶绿素 a 浓度协同反演模型,融合后的 chl_a 指数为

$$c = R'_{NIR} - [(R'_B - R'_{NIR})R'_{NIR} + R'_R - R'_{NIR}] .$$
(9)

4 结果与分析

4.1 反演结果与精度验证

研究区共获取 28 个采样点,其中随机抽取 20 个点建立反演模型,其余 8 个点进行精度验证。利用实测的叶绿素 a 浓度和 chl_a 指数关系,分别进行 GF-1 WFV 与 Landsat8 OLI 单独反演及协同反演,公式如表 5 所示。从表 5 中可以看出,近红外波段替代的反演模型 R^2 (0.859 6) 最高,与 GF-1 WFV ($R^2 = 0.366 4$) 及 Landsat8 OLI ($R^2 = 0.439 0$) 单独反演模型相比有了很大提高。

表 5 叶绿素 a 浓度协同反演模型公式
Tab.5 Chlorophyll a concentration inversion model formula

	反演模型	反演模型公式	R^2
单独反演	GF-1 WFV	$y = -4\,088.8x^2 + 1\,601x + 60.778$	0.366 4
	Landsat8 OLI	$y = 7\,388.3x^2 + 4\,044.7x + 179.38$	0.439 0
单波段替代协同反演	近红外波段替代	$y = 33\,245x^2 + 5\,391.7x + 239.25$	0.859 6
	红光波段替代	$y = -4\,752.9x^2 + 1\,564.6x + 31.428$	0.177 2
	蓝光波段替代	$y = -4\,364.4x^2 + 1\,616.2x + 59.771$	0.352 9
单波段融合协同反演	近红外波段融合	$y = -30.245x^2 + 142.52x + 1.696\,8$	0.127 8
	红光波段融合	$y = -4\,416.2x^2 + 1\,645.9x + 63.088$	0.373 2
	蓝光波段融合	$y = -4\,195.5x^2 + 1\,621.2x + 61.174$	0.370 1
三波段融合协同反演		$y = -21.137x^2 + 133.65x + 1.596\,2$	0.128 5

叶绿素 a 浓度反演结果的精度采用均方根误差 (root-mean-square error, RMSE) 和平均相对误差 e 进行评价,公式分别为

$$RMSE = [\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (c_D - c_M)^2]^{0.5} ,$$
(10)

$$e = (\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|c_D - c_M|}{c_M}) \times 100\% ,$$
(11)

式中: n 为采样点个数; c_D 和 c_M 分别为反演和实测得到的叶绿素 a 浓度。

利用随机保留的 8 组实测数据对本文模型的反

演精度进行验证,结果如图 3 所示。对反演结果的精度评价如表 6 所示。

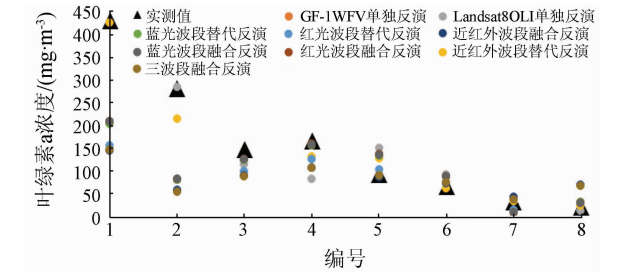


图 3 叶绿素 a 浓度验证样本反演结果
Fig.3 Inversion results of chlorophyll a verification samples

表 6 不同协同反演方法精度验证
Tab.6 Comparison of accuracy of the different inversion methods

指标	单独反演		单波段替代协同反演			单波段融合协同反演			三波段融合 协同反演
	GF-1 WFV	Landsat8 OLI	近红外波段	红光波段	蓝光波段	近红外波段	红光波段	蓝光波段	
$RMSE/(mg \cdot m^{-3})$	107.87	107.91	36.23	128.98	109.59	132.95	107.32	107.63	133.20
$e/\%$	41.93	38.37	17.76	61.31	43.23	59.50	41.09	41.82	56.89

从表 6 可以看出,近红外单波段替代的协同方法反演精度最高, $RMSE$ 和 e 分别为 36.23 mg/m^3 和 17.76% ,而 GF-1 WFV 与 Landsat8 OLI 单独反演的 $RMSE$ 分别为 107.87 mg/m^3 和 107.91 mg/m^3 , e 分别为 41.93% 和 38.37% 。从整体上来看,采用近红外单波段替代的方法显著提高了叶绿素 a 浓度的反演精度。

4.2 协同反演结果分析

由表 5—表 6 可知,单波段替代、单波段融合和三波段融合不同协同反演方法结果得到的 R^2 各不同,有些协同反演方法精度得到提升,而有些协同反演方法精度有所降低,通过不同协同反演方法之间的对比可发现:

1)单波段替代协同反演与 GF-1 WFV 单独反演相比,近红外波段替代反演精度明显提高,说明在 Landsat8 OLI 和 GF-1 WFV 协同反演过程中,近红外波段光谱分辨率和辐射分辨率的影响比其空间分辨率的影响更大,而蓝光波段与红光波段替代均导致精度降低,说明在蓝光波段与红光波段处,光谱分辨率对叶绿素 a 浓度反演精度的影响小于空间分辨率的影响。

2)单波段融合协同反演与 GF-1 WFV 单独反演相比,蓝光波段融合与红光波段融合的精度略有提高,说明蓝光波段与红光波段辐射分辨率的提高有利于叶绿素 a 浓度反演精度的提高;而近红外波段融合反而使精度降低,究其原因这是由于 GF-1 WFV 与 Landsat8 OLI 在近红外波段的中心波长位置及有效波宽宽度相差均较大,导致融合后的图像对叶绿素 a 浓度的相关性程度下降,从而使反演精度降低。

3)三波段融合协同反演与单波段融合协同反演相比,蓝光、红光波段融合后空间分辨率提高带来的增效比近红外波段融合后光谱和辐射分辨率降低产生的损失要小得多,因而 3 个波段融合效果与近红外波段单独融合效果相当。

4)近红外波段替代叶绿素 a 浓度反演方法精度最高,远大于 GF-1 WFV 和 Landsat8 OLI 单独反演精度,说明在水体叶绿素 a 浓度反演过程中,提高近红外波段的光谱分辨率相对于提高其空间分辨率可以更大程度地提高叶绿素 a 浓度的反演精度,而提高蓝光、红光波段的空间分辨率对提高精度的影响有限。

5)不同协同反演方法得到叶绿素 a 浓度反演精度有升高也有降低,特别是三波段融合后反演精度并没有明显提升且精度也并非最高,说明在应用多源卫星数据进行水体叶绿素 a 浓度协同反演过程

中,需要结合传感器波段设置特征,有针对性地优选协同反演方法,而不能盲目将所有波段全部融合应用于反演,避免徒增了时间损耗却未提升反演精度。

4.3 最优协同反演分析

各方法协同反演效果与 GF-1 WFV 单独反演效果相比,近红外单波段替代、红光融合波段和蓝光融合波段 3 种方法均提高了叶绿素 a 反演精度。因此通过对这 3 种方法的组合构建最优协同反演方法,即分别取 Landsat8 OLI 近红外波段、GF-1 WFV 与 Landsat8 OLI 红光融合波段和蓝光融合波段,构建 chl_a 指数,其公式为

$$c = R_{NIR,L} - [(R'_B - R_{NIR,L})R_{NIR,L} + R'_R - R_{NIR,L}]。$$

(12)

最优协同反演的回归模型如图 4 所示。

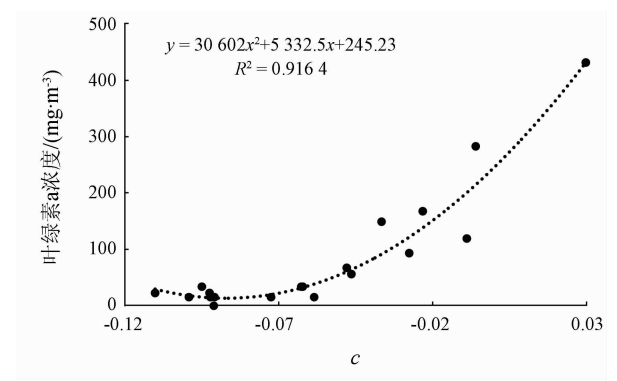


图 4 最优协同反演模型拟合

Fig.4 Optimal cooperative inversion model fitting

从图 4 可以看出,最优协同反演的拟合系数 R^2 达到 0.916 4,高于近红外单波段替代结果。利用剩余 8 组实测数据进行精度验证。叶绿素 a 浓度最优协同反演验证结果如图 5 所示。

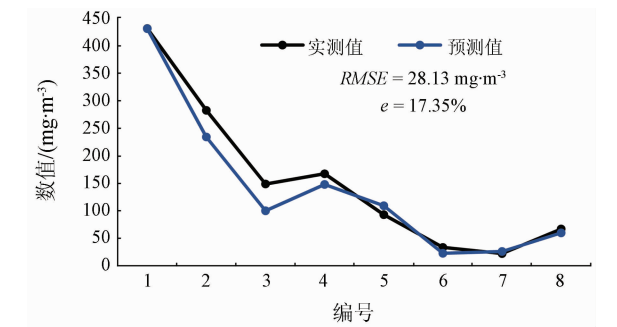


图 5 叶绿素 a 浓度最优协同反演结果

Fig.5 Results of chlorophyll a optimal co-inversion

从图 5 中可以看出,最优协同反演结果的曲线与实测值曲线基本一致。 $RMSE$ 降低到 28.13 mg/m^3 , 优于近红外单波段替代的 $RMSE$; 平均相对误差也低于近红外单波段替代结果。通过对 GF-1 WFV 与 Landsat8 OLI 叶绿素 a 浓度协同反演特征研究,

寻找到的最优协同反演组合显著提高了叶绿素 a 浓度的反演精度,对应应用 GF-1 WFV 和 Landsat8 OLI 进行水质参数反演具有较好的参考意义。

5 结论

1)通过研究 7 种不同的协同反演方法,发现利用 Landsat8 OLI 近红外波段直接替代 GF-1 WFV 近红外波段,叶绿素 a 浓度反演精度较高,表明在内陆水质监测中遥感影像近红外波段的光谱分辨率比空间分辨率影响更大。但是在蓝光与红光波段处,空间分辨率对叶绿素 a 浓度反演精度的影响大于光谱分辨率,空间分辨率越高,叶绿素 a 浓度的反演精度越高。

2)在 GF-1 WFV 和 Landsat8 OLI 水体叶绿素 a 浓度协同反演特征研究的基础上,选用 Landsat8 OLI 近红外波段、GF-1 WFV 与 Landsat8 OLI 红光融合波段和蓝光融合波段构建最优协同反演模型,优化后模型 R^2 达到 0.916 4, $RMSE$ 和 e 分别降低到 28.13 mg/m³ 和 17.35%,优于单独反演或其他协同反演方法。

3)采用遥感手段对湖泊叶绿素 a 浓度进行反演与监测是未来趋势,由于同步叶绿素 a 浓度实测数据获取不易,采用单时相数据进行叶绿素 a 浓度反演与精度验证,使得结果在一定程度上存在局限性。下一步将对太湖历年水质数据进行跟踪调查,以期获得更准确的结果。

参考文献 (References):

- [1] 马荣华,戴锦芳. 结合 Landsat ETM 与实测光谱估测太湖叶绿素及悬浮物含量[J]. 湖泊科学,2005,17(2):97-103.
Ma R H, Dai J F. Quantitative estimation of chlorophyll-a and total suspended matter concentration with Landsat ETM based on field spectral features of Lake Taihu[J]. Journal of Lake Sciences, 2005, 17(2): 97-103.
- [2] Zimba P V, Gitelson A. Remote estimation of chlorophyll concentration in hyper-eutrophic aquatic systems: Model tuning and accuracy optimization[J]. Aquaculture, 2006, 256(1-4): 272-286.
- [3] Dall'Omo G, Gitelson A A. Effect of bio-optical parameter variability on the remote estimation of chlorophyll-a concentration in turbid productive waters: Experimental results[J]. Applied Optics, 2005, 44(3): 412-422.
- [4] 徐雯佳,杨斌,田力,等. 应用 MODIS 数据反演河北省海域叶绿素 a 浓度[J]. 国土资源遥感,2012,24(4):152-156. doi: 10.6046/gtzyyg. 2012. 04. 25.
Xu W J, Yang B, Tian L, et al. Retrieval of chlorophyll-a concentration by using MODIS data in Hebei Sea Area[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2012, 24(4): 152-156. doi: 10.

- 6046/gtzyyg. 2012. 04. 25.
- [5] Elaleh A, Chokmani K, Laurion I. Comparative analysis of four models to estimate chlorophyll-a concentration in Case-2 waters using moderate resolution imaging spectroradiometer (MODIS) imagery[J]. Remote Sensing, 2012, 4(8): 2373-2400.
- [6] 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.
Zhang M H, Su H, Ji B W. Retrieving nearshore chlorophyll-a concentration using MODIS time-series images in the Fujian Province (China) [J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2018, 38(12): 4831-4839.
- [7] 旷达,韩秀珍,刘翔. 基于环境一号卫星的太湖叶绿素 a 浓度提取[J]. 中国环境科学,2010,30(9):1268-1273.
Kuang D, Han X Z, Liu X. Quantitative estimation of Taihu chlorophyll-a concentration using HJ-1A and 1B CCD imagery[J]. China Environmental Science, 2010, 30(9): 1268-1273.
- [8] 唐军武,田国良,汪小勇,等. 水体光谱测量与分析 I: 水面上测量法[J]. 遥感学报,2004,8(1):37-44.
Tang J W, Tian G L, Wang X Y, et al. The methods of water spectra measurement and analysis I: Above-water method[J]. Journal of Remote Sensing, 2004, 8(1): 37-44.
- [9] 陈宇炜,陈开宁,胡耀辉. 浮游植物叶绿素 a 测定的“热乙醇法”及其测定误差的探讨[J]. 湖泊科学,2006,18(5):550-552.
Chen Y W, Chen K N, Hu Y H. Discussion on possible error for phytoplankton chlorophyll-a concentration analysis using hot-ethanol extraction method[J]. Journal of Lake Sciences, 2006, 18(5): 550-552.
- [10] Lathrop R G, Lillesand T M, Yandell B S. Testing the utility of simple multi-data Thematic Mapper calibration algorithms for monitoring turbid inland water[J]. International Journal of Remote Sensing, 1991, 12(10): 2045-2063.
- [11] Kahru M, Michell B G, Diaz A, et al. MODIS detects a devastating algal bloom in Paracas Bay, Peru[J]. EOS Transactions American Geophysical Union, 2004, 85(45): 465-472.
- [12] 姜晓晨,邓正栋,武国瑛,等. Landsat 8 OLI 多光谱与全色影像融合算法的比较[J]. 信息技术与网络安全,2018,37(8):31-35.
Jiang X C, Deng Z D, Wu G Y, et al. Comparison on fusion algorithms of Landsat 8 OLI multi-spectral and panchromatic images [J]. Information Technology and Network Security, 2018, 37(8): 31-35.
- [13] Antoine D, Morel A. A multiple scattering algorithm for atmospheric correction of remotely sensed ocean colour (MERIS instrument): Principle and implementation for atmospheres carrying various aerosols including absorbing ones[J]. International Journal of Remote Sensing, 1999, 20(9): 1875-1916.
- [14] Gitelson A. The peak near 700 nm on radiance spectral of algae and water: Relationships of its magnitude and position with chlorophyll concentration[J]. International Journal of Remote Sensing, 1992, 13(17): 3367-3373.
- [15] Gitelson A A, Merzlyak M N. Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves[J]. Journal of Plant Physiology, 2003, 160(3): 271-282.

[16] Gons H J. Optical teledetection of chlorophyll a in turbid inland waters[J]. Environmental Science and Technology,1999,33(7): 1127-1132.

[17] 疏小舟,尹 球,匡定波. 内陆水体藻类叶绿素浓度与反射光谱特征的关系[J]. 遥感学报,2000,4(1):41-45.
Shu X Z, Ying Q, Kuang D B. Relationship between algal chlorophyll concentration and spectral reflectance of inland water[J]. Journal of Remote Sensing,2000,4(1):41-45.

[18] 王珊珊,李云梅,王永波. 太湖水体叶绿素浓度反演模型适宜性分析[J]. 湖泊科学,2015,27(1):150-162.
Wang S S, Li Y M, Wang Y B. Suitability of the retrieval models for estimating chlorophyll concentration in Lake Taihu[J]. Journal of Lake Sciences,2015,27(1):150-162.

Synergistic inversion method of chlorophyll a concentration in GF-1 and Landsat8 imagery: A case study of the Taihu Lake

FENG Honge^{1,2}, LI Jiaguo², ZHU Yunfang², HAN Qijin³, ZHANG Ning⁴, TIAN Shufang¹

(1. School of Earth Sciences and Resources, China University of Geosciences(Beijing), Beijing 100083, China; 2. Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China; 3. China Resources Satellite Application Center, Beijing 100094, China; 4. Urban and Rural Planning Management Center of the Ministry of Housing and Urban Rural Development of the People's Republic of China, Beijing 100835, China)

Abstract: Different spatial resolutions, spectral resolutions and radiation resolutions influence the accurate estimation of remotely sensed chlorophyll a concentration of water. In this study, GF-1 WFV and Landsat8 OLI imagery was used as objects, and the cooperative methods of single-band substitution, single-band fusion and three-band fusion were respectively used to analyze dominant characteristics of spatial resolution and spectral resolution for improving the precision of chlorophyll a concentration inversion in multi-source remote sensing data. On such a basis, the optimal combination of GF-1 WFV and Landsat8 OLI data was further explored so as to improve the inversion accuracy of chlorophyll a concentration and promote the application of domestic high-resolution satellite GF-1 imagery. The results show that, in the GF-1 WFV and Landsat8 OLI cooperative inversion process, the spectral resolution and radiation resolution of near infrared band dominate the characteristics, and the influence of the near infrared band spectrum resolution enhancement is more favorable for improving the inversion accuracy of chlorophyll a concentration, whereas in the blue and red bands, the higher the spatial resolution, the higher the accuracy of chlorophyll a concentration inversion. The combination factors of GF-1 WFV and Landsat8 OLI optimal chlorophyll a concentration synergistic inversion spectral index are as follows: Landsat8 OLI near infrared band, GF-1 WFV and Landsat8 OLI fused red band, GF-1 WFV and Landsat8 OLI fused blue band. The GF-1 WFV and Landsat8 OLI separate inversion accuracy with average relative errors of 41.93% and 38.37%, respectively. After optimization, the average relative error of synergistic inversion is reduced to 17.35%. This study preliminarily explored the spectral resolution and spatial resolution of GF-1 WFV and Landsat8 OLI imagery of water chlorophyll a concentration cooperative inversion dominant characteristics and the optimal coordinated way. The authors are in the hope of providing reference for the channel design of the following domestic satellites and the cooperative inversion of multi-source satellites.

Keywords: Taihu; chlorophyll a; dominant trait; cooperative inversion; band combination

(责任编辑: 陈 理)