

基于生物光学模型的水体多源遥感图像融合算法研究

郭宇龙¹ 王永波¹ 李云梅¹ 王 桥² 朱 利² 吕 恒¹

¹南京师范大学江苏省碳氮循环过程与污染控制重点实验室, 江苏 南京 210023

²环保部卫星环境应用中心, 北京 100029

摘要 针对内陆湖泊水环境遥感监测缺乏合适数据源这一问题, 基于水体生物光学模型与传统图像融合算法, 开发了一种适用于复杂内陆二类水体的生物光学融合(BOF)算法, 用于融合多光谱数据和高光谱数据。利用 Hyperion 数据生成模拟数据集进行算法验证, 并将实验结果与小波变换算法、Gram-Schmidt 变换算法和色彩标准化算法分别进行对比, 结果表明: 从视觉效果来看, BOF 算法较好地融合了高光谱数据的色彩信息和多光谱数据的空间细节信息; 从图像精度指标来看, BOF 算法不仅在多种分辨率差异下都得到最好的精度, 且精度对分辨率差异不敏感; 在叶绿素 a 浓度估算实验中, BOF 算法也得到了最优的效果, 均方根误差(RMSE)为 9.817, 其他三种算法的 RMSE 分别为 18.841、15.913 和 15.655。新算法有较强的应用潜力, 有望为内陆二类水体遥感监测提供更合适的数据源。

关键词 遥感; 图像融合; 生物光学模型; 内陆二类水体; Hyperion

中图分类号 TP751 文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201535.0410001

Research of Multi-Source Water Remote Image Fusion Algorithm Based on Bio-Optical Model

Guo Yulong¹ Wang Yongbo¹ Li Yunmei¹ Wang Qiao² Zhu Li² Lü Heng¹

¹Jiangsu Key Laboratory of Carbon and Nitrogen Cycle Processes and Pollution Control, Nanjing Normal University, Nanjing, Jiangsu 210023, China

²Satellite Environment Application Center, Ministry of Environmental Protection, Beijing 100029, China

Abstract Lacking of proper data source is becoming a problem for inland lake water environment remote sensing monitoring. To solve this problem, a bio-optical fusion (BOF) algorithm to merge multiband image and hyperspectral image of complex inland case 2 water is developed. The performance of the BOF algorithm is verified based on the bio-optical model of water body and traditional image fusion algorithm, by a Hyperion simulated dataset and compared with that of wavelet transform algorithm, Gram-Schmidt transforms algorithm, and color normalized algorithm. The results show that from the visual effect, the BOF algorithm has a better fusion of the color information of hyperspectral image and the detailed spatial information of the multispectral image. From the image evaluation indexes, the BOF algorithm gets the best performance under various resolution differences, and is not sensitive to the resolution difference; in the estimation experiment of chlorophyll-a concentration, the BOF algorithm also gets the best result, the root mean square deviation (RMSE) is 9.817, meanwhile, RMSE of the other three algorithms are 18.841, 15.913 and 15.655. The proposed algorithm has strong potential applications, and expected to provide better data source for inland case 2 water remote sensing monitoring.

Key words remote sensing; image fusion; bio-optical model; inland case 2 water; Hyperion

OCIS codes 100.2980; 100.2960; 110.4234

收稿日期: 2014-10-14; 收到修改稿日期: 2014-11-24

基金项目: 国家自然科学基金(41271343)、江苏高校优势学科建设工程项目(1411109012)、高分辨率对地观测系统国家科技重大专项(05-Y30B02-9001-13/15-6)

作者简介: 郭宇龙(1988—), 男, 博士研究生, 主要从事水环境遥感和多源遥感影像融合方面的研究。

E-mail: gyl.18@163.com

导师简介: 李云梅(1966—), 女, 博士, 教授, 主要从事水环境遥感方面的研究。E-mail: liyunmei@njnu.edu.cn(通信联系人)

1 引 言

随着遥感技术的发展,越来越多的卫星遥感数据在内陆水环境遥感监测中发挥着重要的作用^[1]。其中,如 MERIS、HICO、CHRIS、HJ-1 HSI 等数据,具有较高的光谱分辨率和较多的波段设置,能够应用于针对复杂水体组分反演分析模型以及半分析模型中^[2-3],然而受制于传感器硬件条件,其空间分辨率往往较低,对于复杂的内陆水体而言,难以捕捉多变的空间细节信息;与之对应的,如 TM、ETM、HJ-1 电荷耦合器件(CCD)等多光谱陆地卫星数据通常具有较高的空间分辨率,可以捕捉水体的空间细节变化,但其光谱分辨率较差,很难反映内陆水体复杂的生物光学状况。目前高空间分辨率和高光谱分辨率难以共存^[4],多光谱数据和高光谱数据各有优势,却难以互补,这对内陆湖泊水环境参数的卫星影像反演有一定的限制^[5]。

图像融合为该问题提供了一种解决方案。传统图像融合技术经过多年的发展,已经形成一套行之有效的理论体系,产生了如 IHS 融合^[6-8]、主成分变换(PCT)融合^[9-10]、Gram-Schmidt(GS)变换融合^[11]、小波变换(WT)融合^[12-16]等单一算法,以及这些算法相互结合产生的新算法^[13,17-18],以弥补单一算法的不足。近年来,基于多分辨率分解的融合算法也越来越受到重视^[19-21]。有学者对上述算法进行了总结概括,将这些算法归纳到统一的数学表达式中^[22],形成通用融合算法。但是,这些算法大都针对全色影像与多光谱影像,容易造成光谱信息失真。针对水色遥感,有学者利用水体生物光学模型,对水色卫星传感器进行了融合算法的研究,并取得了较好的效果^[23-26]。该算法能够产生置信度更高的水体光谱,但牺牲了图像的空间分辨率。

综上所述,目前还缺乏针对内陆二类水体,能同时保持多源影像空间分辨率和光谱分辨率优势的融合算法。本文尝试利用水体生物光学模型,结合传统图像融合算法的思路,构建适用于内陆二类水体的高光谱、多光谱图像融合算法。采用 Hyperion 高光谱数据,生成模拟数据集,对算法进行验证。目的是生成同时具有高空间分辨率和高光谱分辨率的遥感影像数据,为内陆水环境遥感数据源的改进提供新的思路和方法。

2 算法介绍

根据 Wang 等^[22]的归纳总结,不同的图像融合算法,本质都是将高分辨率数据的空间信息叠加到低分辨率中的过程,它们的主要区别在于如何从高分辨率影像中提取空间信息。但对内陆二类水体而言,这类算法最大的问题在于融合结果的所有空间信息是假设直接来自高分辨率影像的。这种假设对于具有明显边界的陆地影像来说相对正确,但对光学性质复杂的内陆二类水体而言,边界的说法不成立,每个波段都使用同样的空间分布信息会引入误差。因此在内陆二类水体中,需要用新的方法对低分辨率数据每个波段的空

间分布信息进行估计。

水体生物光学模型将水体主要水色要素(叶绿素 a、总悬浮物和黄色物质)的浓度与水体遥感反射率联系起来,用于模拟光束在水体中的辐射传输^[27]。该模型经过多年的发展,已经成功地应用于大洋水色要素卫星反演^[23-26, 28]。在内陆二类水体反演中,也有多个应用成功的案例^[29-30]。

综合以上分析,提出一种生物光学模型融合(BOF)算法:1)利用生物光学模型产生高光谱空间分布信息;2)结合传统 Pan-sharpening 算法的叠加思路,实现高空间分辨率多光谱数据和低空间分辨率高光谱数据的融合。

2.1 算法流程

图 1 为 BOF 算法的具体流程图。首先,由多光谱数据,通过生物光学模型反演得到二类水体中叶绿素 a 浓度($C_{chl a}$),悬浮物浓度(C_s)和有色可溶性有机物在 440 nm 处的吸收系数 [$a_{CDOM}(440)$] 大小;进而将三组分信息重新带回到生物光学模型中,输出与高光谱影像中心波长位置一致的高光谱图像,作为初步融合结果;最后将初步融合结果与高光谱影像叠加,生成最终的融合数据。融合过程中,核心内容包括两部分:生物光学模型反演和正演求解,以及影像叠加算法。

2.2 生物光学模型正演与反演

2.2.1 模型参数设置

进入水体的太阳辐射,由于水体中所含成分,如色素颗粒物、有色可溶性有机物和悬浮颗粒物等的不同,导致水体对不同波长的吸收和散射不同,并引起反射率的变化。生物光学模型描述了水体组分浓度与

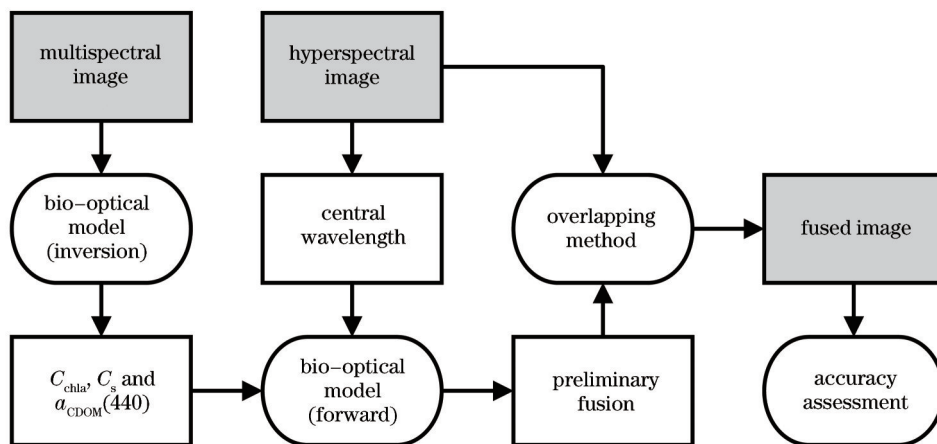


图1 BOF算法流程图

Fig.1 Flow chart of BOF algorithm

遥感反射率之间的物理联系,成为水质估测中分析模型的基础。

水表面遥感反射率(R_{rs})与水表面以下遥感反射率(r_{rs})具有以下关系^[31]:

$$R_{rs}(\lambda) = \xi r_{rs}(\lambda) / (1 - \Gamma r_{rs}(\lambda)), \quad (1)$$

式中 ξ 为离散作用系数,为内反射作用,在天顶观测时, $\xi \approx 0.52$, $\Gamma \approx 1.7$ 。 r_{rs} 可以表示为总吸收系数(a)和总后向散射系数(b_b)的函数^[29]:

$$r_{rs}(\lambda) = f \frac{b_b(\lambda)}{a(\lambda) + b_b(\lambda)}, \quad (2)$$

式中 f 为常数,取值范围为 0.2~0.56^[29],研究中取为 0.38。通过 a 、 b_b 与 $C_{chl a}$ 、 C_s 和 $a_{CDOM}(440)$ 之间的参数化关系, r_{rs} 可以表示为 $C_{chl a}$ 、 C_s 和 $a_{CDOM}(440)$ 的函数:

$$r_{rs}(\lambda) = g[C_{chl a}, C_s, a_{CDOM}(440)]. \quad (3)$$

2.2.2 模型的求解

理论上,当波段数大于3时,通过对以下目标函数最小化可得到三组分浓度。目标函数为

$$J = (\mathbf{R}' - \mathbf{R})^T (\mathbf{R}' - \mathbf{R}), \quad (4)$$

式中 \mathbf{R}' 为通过(3)式模拟得到的各个波段的 r_{rs} , \mathbf{R} 为卫星实测光谱,是通过(1)式转化得到的各波段的 r_{rs} , \mathbf{R}' 和 \mathbf{R} 同为 $b_m \times 1$ 的矩阵, b_m 为多光谱数据波段数。

前人的研究多用多光谱波段中心波长处的值与 \mathbf{R}' 进行优化匹配。然而,由于多光谱数据波段宽度一般较大,这种计算难免引入误差。因此,在模型求解中通过引入波段响应函数(SRF),将目标函数改进为

$$J = (\mathbf{SR}'' - \mathbf{R})^T (\mathbf{SR}'' - \mathbf{R}), \quad (5)$$

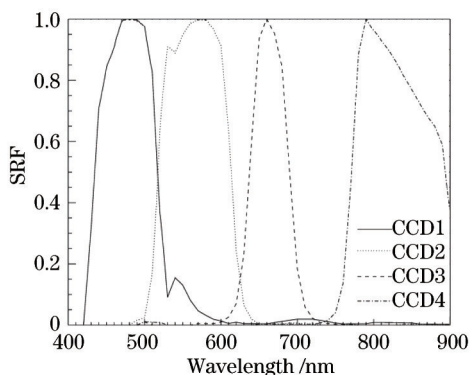


图2 CCD数据四个波段的SRF

Fig.2 SRF of four CCD bands

式中 S 为 $b_m \times b_h$ 的矩阵, 代表 b_m 个多光谱波段的 SRF, b_h 为函数相应波长范围内的所有波段数; R'' 为 $b_h \times 1$ 的矩阵, 是通过(1)式和(3)式模拟得到的各个波段的 R_{rs} 。由于大多数多光谱数据具有相似的波段设置, 本文模拟数据使用 HJ-1 CCD 数据的波段设置, 其 SRF 如图 2 所示。

由(5)式求取三组分浓度的过程, 即图 1 中的生物光学模型反演过程, 而将三组分浓度带入(3)式, 得到反射率的过程, 即图 1 中的生物光学模型正演过程。

2.3 叠加算法

由于生物光学模型参数的时空差异, 大气校正的不确定性等原因, 初步融合得到的结果, 必然存在一定程度的系统误差, 因此, 在沿用传统 Pan-sharpening 算法的基础上^[22], 通过叠加修正系统误差逼近真值。为了方便表达, 以某个低空间分辨率像元为例, 该像元内包含一组高空间分辨率像元, 那么在某个波长处, 某个低空间分辨率像元覆盖范围内, 初步融合结果与高光谱目标影像具有如下关系:

$$\frac{R_{ij}^{inv}}{R_p^{inv}} = \frac{R_{ij}^{LRHI}}{R_p^{LRHI}}, \quad (6)$$

式中 R_p^{LRHI} 为低空间分辨率像元的反射率, 下标 p 为该像元所在的位置, R_{ij}^{inv} 为初步融合得到的高空间分辨率光谱, 下标 ij 为高空间分辨率像元在低空间分辨率像元中的位置, R_p^{inv} 为当前低空间分辨率像元内所有初步反演结果的均值。融合的目的即求取该像元内部任意一个高空间分辨率像元的反射率 R_{ij}^{LRHI} 。

(6)式经过转化, 得:

$$R_{ij}^{LRHI} = \frac{R_{ij}^{inv}}{R_p^{inv}} R_p^{LRHI}. \quad (7)$$

(7)式即叠加算法的基本公式。每个低空间分辨率像元范围内的所有像元依次进行叠加, 直至全部图像完成遍历。从(7)式可以看出, 叠加算法可以理解为在每个高光谱波段像元中, 叠加上初步融合结果的空间分布信息, 而不改变高光谱影像原始的光谱信息。因此融合结果在高光谱数据的空间尺度上, 是没有光谱畸变的^[32]。与传统 Pan-sharpening 算法相比, BOF 算法的不同在于每个波段的空间分布信息都由严格的物理模型推导得来, 而不是在所有波段上都采用全色影像的空间分布信息。

3 融合效果评价

对融合结果采用传统图像精度指标和叶绿素浓度反演结果的相对精度进行评价。

3.1 图像精度指标评价

采用三种传统图像精度指标进行评价, 分别为相关系数(R_c)、光谱角(θ_{SA})和平均相对误差(σ_{MAPE})。三种指标分别用来评价融合结果与目标影像之间的相关程度、光谱畸变和数值误差。相关系数的计算公式不再赘述, θ_{SA} 和 σ_{MAPE} 的计算方式为

$$\theta_{SA} = \frac{1}{n} \sum_{p=1}^n \arccos \left\{ \frac{\sum_{b=1}^m R_{(p,b)} \times R'_{(p,b)}}{\left[\sum_{b=1}^m R_{(p,b)}^2 \right]^{1/2} \left[\sum_{b=1}^m R'_{(p,b)}{}^2 \right]^{1/2}} \right\}, \quad (8)$$

$$\sigma_{MAPE} = \frac{1}{m} \sum_{b=1}^m \left[\frac{1}{n} \sum_{p=1}^n \left| \frac{R_{(p,b)} - R'_{(p,b)}}{R_{(p,b)}} \right| \right], \quad (9)$$

式中 n 为像元总数, b 为当前波段, m 为波段总数, R 为参考影像的反射率值, R' 为融合结果影像的反射率值。

3.2 叶绿素 a 浓度反演评价

基于目标影像、空间分辨率退化之后的影像以及几种算法得到的融合影像, 利用前人建立的叶绿素 a 浓度三波段反演模型, 分别计算研究区内的叶绿素 a 浓度。以目标影像得到的结果为准, 计算融合影像结果与

目标影像结果之间的 σ_{MAPE} , 以此为标准分析其反演适用性。其中叶绿素 a 浓度估算模型^[33]为

$$C_{\text{chla}} = 442.05 \times (R_{691.37}^{-1} - R_{721.90}^{-1}) \times R_{854.18} + 89.11, \quad (10)$$

式中 C_{chla} 为叶绿素 a 浓度, R 为遥感反射率, 下标数字代表该波段的中心波长, 单位为 nm。

4 实验材料

4.1 实验数据

EO-1 卫星搭载的 Hyperion 高光谱传感器是在轨高空间分辨率 (30 m)、高光谱分辨率 (242 个波段) 的成像光谱仪, 可以作为很好的模拟数据源。采用的 Hyperion 影像为 L1R 数据产品, 该产品包括 70 个可见光-近红外波段和 172 个短波红外波段, 平均波段间隔为 10nm。影像覆盖范围如图 3 所示, 选取的研究区位于梅梁湾中部水域, 成像时间内水体状况复杂。L1R 产品已经经过了辐射定标, 因此为了得到水体遥感反射率, 还需要进行大气校正。通过采用 ENVI 中的 FLAASH 模块消除大气影响^[34], 得到水体遥感反射率。由于是模拟实验, 为了避免引入额外的误差, 未对图像进行几何精度校正。

实验基于模拟数据集。模拟数据集是由 Hyperion 数据在光谱和空间两个维度上的退化得到的。使用 SRF 进行光谱维度的退化, 得到 30 m CCD 多光谱数据。

在不同的空间差异尺度上, 对高光谱数据进行重采样, 得到高光谱低空间分辨率数据。Hyperion 数据空间分辨率为 30 m, 实验中, 将其重采样分别设为 60、90、150、300 m。空间分辨率差异分别设为 2、3、5、10 倍。为了对实验结果进行合理评价, 实验中将原始的 30m 分辨率 Hyperion 高光谱数据设为目标影像, 光谱、空间分辨率分别退化之后的影像作为待融合影像。融合结果的优劣, 均以目标影像为标准。

4.2 算法验证区域

以太湖梅梁湾部分水体为研究区 (图 3), 太湖位于长江三角洲南缘, 是我国第三大淡水湖泊, 流域总面积为 36500 km², 湖体面积为 2338 km², 平均水深为 1.89 m。近年来, 随着沿湖经济的发展, 工农业及生活污水的排放, 导致太湖水体污染日益严重, 水体光学性质复杂。因此, 该水体属于典型的内陆二类水体。

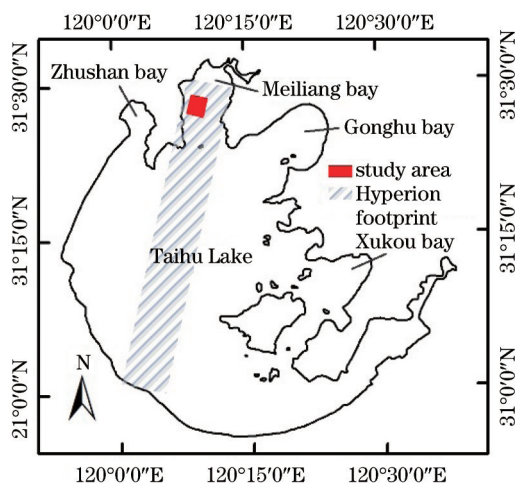


图 3 研究区

Fig.3 Study area

5 实验结果与讨论

5.1 融合图像视觉效果

基于模拟实验生成的 30mCCD 数据和 60、90、150、300 m 高光谱数据, 分别用不同的算法融合得到一组 30 m 高光谱影像。为了简化讨论, 仅展示了 30mCCD 数据和 300m 高光谱数据的融合图像。这些影像均以标准假彩色进行合成, 如图 4 所示。其中 CCD 数据的 RGB 三通道分别为近红外、红、绿光波段, 高光谱数据的 RGB 三通道分别为 833.82、660.84、559.09 nm 波段。从视觉效果上看, 30 m CCD 影像 [图 4(b)] 与目标影像

[图 4(a)],存在明显的色彩差异,而 300 m 高光谱影像[图 4(c)]上可以看到明显的像元边界。另外,各个算法的融合结果也各有不同:BOF算法保持了 30 m CCD 数据的空间细节信息,色彩也与目标影像近似;WT算法色调上也与目标影像接近,但空间信息损失较大;GS与比值变换(CN)算法空间信息捕捉能力较 WT 算法更优,但色调与 30mCCD 影像更接近。

利用自适应非监督分类方法(ISODATA)将目标影像[图 4(a)]分为两类,结果如图 4(d)所示,其中第一类水体中色素颗粒物浓度较高,标准假彩色合成图像呈现红色;第二类水体呈现蓝绿色,为较清洁水体。从两类水体的光谱形状[图 4(i),(j)]上看,两类水体的光谱差异较大:第一类水体的平均光谱曲线在 680 nm 左右出现反射谷,为色素颗粒物吸收峰,710 nm 左右出现明显的反射峰,为叶绿素荧光峰;第二类水体较为清洁,光谱曲线中色素颗粒物的吸收峰谷都不明显。由图 4(e)~(h)可知,四种算法在第二类水体中均表现较好,只有 GS 算法光谱在 570 nm 左右的反射峰处和大于 700 nm 的波段范围内,比目标光谱偏高。然而在第一类水体中,除了 BOF 算法,其他三种算法都出现不同程度的偏离,特别是在大于 700 nm 的波段范围内,GS 算法和 WT 算法出现低估,CN 算法出现高估。BOF 算法在两种水体中表现都较好,几乎没有偏离。

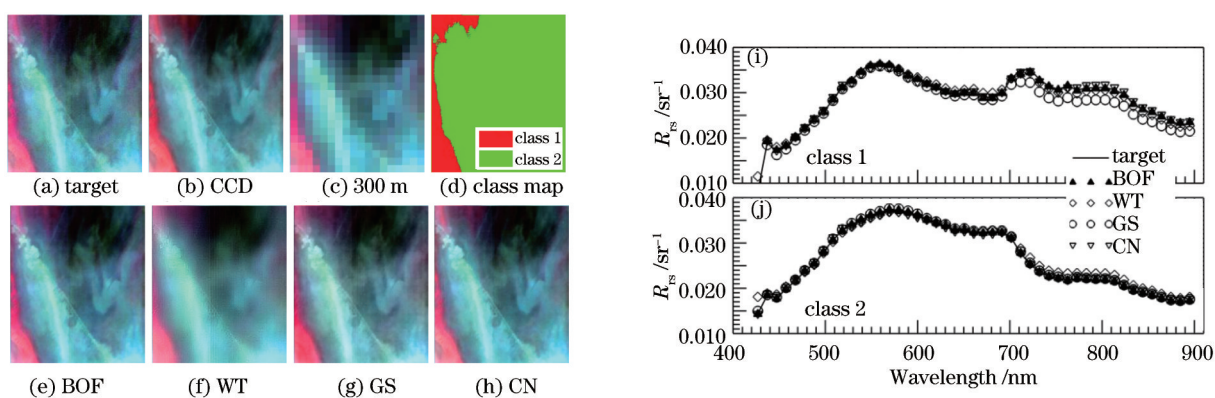


图 4 四种算法生成图像的视觉效果及典型光谱对比

Fig.4 Visual effect of the four algorithms yielded images and the comparison of their typical spectrums

5.2 图像精度指标评价结果

四种算法在四种空间分辨率差异情况下的精度如图 5 所示。从图 5 可以看出,BOF 算法与其他三种传统图像融合算法相比,对待融合影像空间分辨率的差异不敏感。在空间分辨率差异为 2 倍时,CN 算法和 WT 算法的相关系数与 BOF 算法的相关系数接近,都在 0.99 以上,CN 和 GS 算法的光谱角与 BOF 算法的光谱角差距不大,CN 算法的均方根误差(RMSE)也与 BOF 算法的 RMSE 接近。然而,随着空间分辨率差异逐步扩大,三种传统算法融合的精度迅速下降,其中 WT 算法的相关系数下降最明显,GS 算法的光谱角增加最明显,CN 算法的 RMSE 增加最明显。而 BOF 算法在三个参数上的表现,变化最为平缓,且一直保持在四个算法中的最优水平。

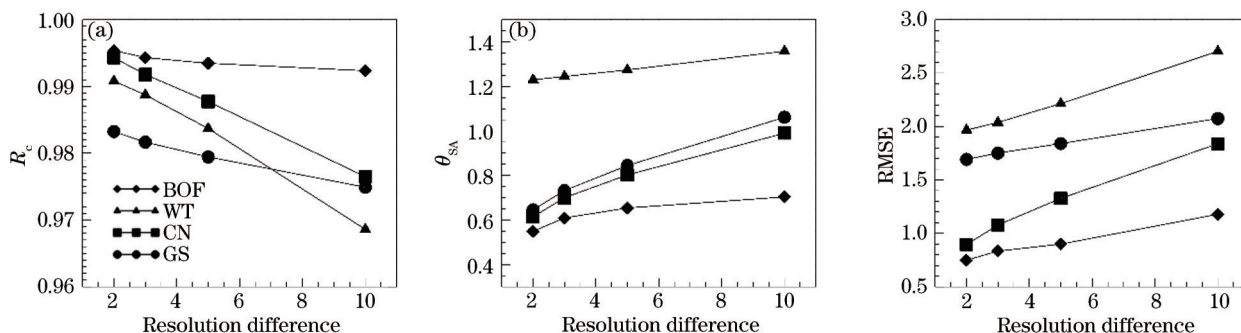


图 5 四种算法在不同分辨率差异下的精度

Fig.5 Precision of the four algorithms under various resolution differences

5.3 叶绿素 a 浓度反演结果

为了凸显算法差异,以空间分辨率差异为 10 的情况为例。分别以目标影像,300 m 高光谱影像,以及四

种融合算法得到的结果为基础,估算叶绿素 a 浓度。结果如图 6 所示。从图 6(b)~(f)来看,与目标影像[图 6(a)]结果相比,各个算法都能够保持叶绿素 a 浓度的空间分布特征:影像西南角有小面积叶绿素 a 浓度高值区,图像东部和北部水域,叶绿素 a 浓度值较低。而在图 6(g)~(l)局部放大图中可以看到,WT[图 6(d)]、GS[图 6(e)]和 CN[图 6(f)]算法,得到的叶绿素 a 浓度估算结果在高值区较模糊,无法体现空间细节特征。因为从 30 m 多光谱影像中加入的空间信息,因空间分辨率差异过大,在插值重采样的过程中,被低空间分辨率的模糊边缘信息所掩盖。BOF 算法[图 6(c)]由于不依赖空间插值来消减低空间分辨率像元边界信息,从而很好的克服了这一缺陷。需要注意的是 CN 算法虽然在假彩色合成中保持了良好的空间特征,但由于算法的局限性,在 CCD 四个波段无法覆盖的范围内,融合结果为输入的高光谱影像。而在 710 nm 附近,CCD 四个波段的响应函数都只有低值覆盖,导致 CN 算法虽然视觉效果不错,但定量计算结果较差。图 6(m)~(p)为目标影像估算的叶绿素 a 浓度与四种算法得到的叶绿素 a 浓度的散点图。从中可以看出:整体上,BOF 算法的结果与目标叶绿素 a 浓度最接近,散点图均匀分布在 1:1 线周围,斜率为 0.918,偏移量为 7.04;GS 和 CN 算法在低值区 ($C_{\text{chl}a} < 100 \mu\text{g/L}$) 表现较好,没有显著的偏移,但在高值区 ($C_{\text{chl}a} > 150 \mu\text{g/L}$) 表现较差,散点开始远离 1:1 线,且两种算法斜率、偏移和决定系数都比较接近;WT 算法表现最差,在低值区和高值区均出现较大偏差,斜率仅为 0.747,整体明显低估水体叶绿素 a 含量,偏移量也较大,为 29.528 $\mu\text{g/L}$ 。

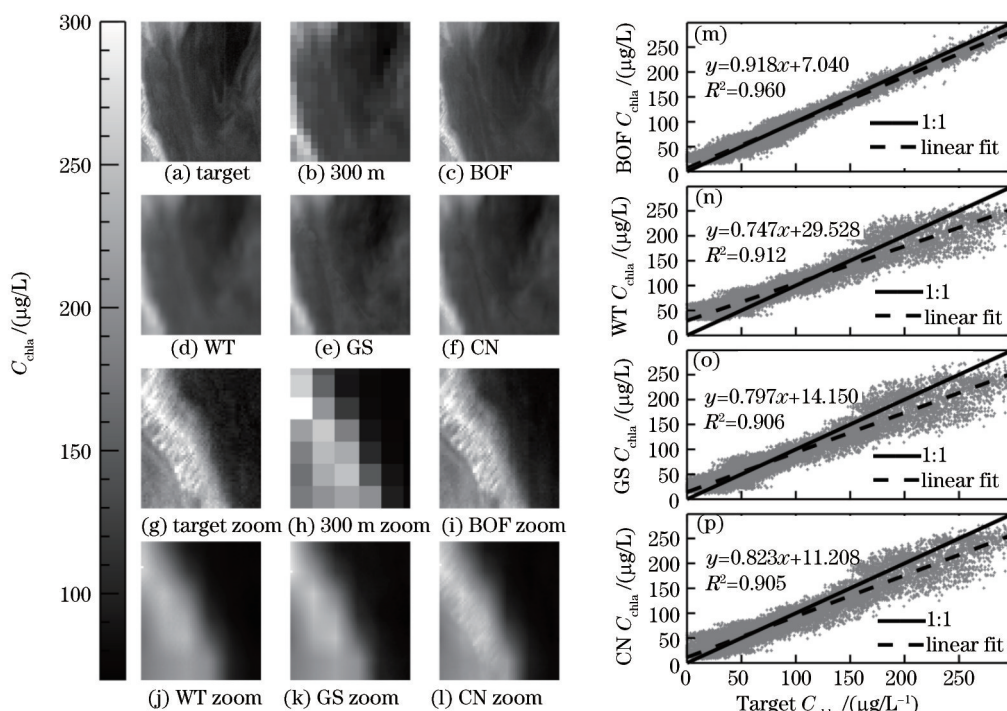


图 6 不同影像计算得到的叶绿素 a 浓度对比

Fig.6 $C_{\text{chl}a}$ estimated by different images

在定量评价方面,以 30 m 高光谱影像估算结果为参考,计算其余五个影像叶绿素 a 浓度估算结果的精度,结果如表 1 所示。从表 1 可以看出,WT、GS 和 CN 三种算法相比,WT 算法与参考结果的相关系数最高,达到 0.955,但是误差最大为 18.841;GS 和 CN 算法无论在相关性或是 RMSE 上,表现都比较接近。然而三种算法得到的结果,在两个精度指标上甚至劣于 300 m 分辨率影像直接估算的结果。这是由于在分辨率差异较大的情况下,传统算法中的插值过程会进一步加入邻近像元的信息,从而严重影响像元精度。只有 BOF 算法的结果优于 300 m 影像估算的结果。

5.4 算法应用潜力分析

通过对模拟实验的结果分析,可以得出 BOF 算法适用于复杂内陆湖泊水体多光谱影像与高光谱影像的融合。且算法对待融合影像空间分辨率差异敏感度低,该优势大大拓展了其在实际影像数据中应用的可能性:由于受到传感器硬件条件的限制,卫星图像传感器的空间分辨率和光谱分辨率往往无法共存。典型的

表 1 不同影像计算得到的叶绿素 a 浓度精度

Table 1 Precision of $C_{chl a}$ estimated by different images

	R_c	RMSE
300 m	0.959	13.535
BOF	0.980	9.817
WT	0.955	18.841
GS	0.952	15.913
CN	0.951	15.655

多光谱传感器,如 Landsat 系列的 TM、ETM+和最近的 OLI 传感器,环境小卫星星座的 HJ-1 CCD 数据,都具有 30 m 的空间分辨率,但波段较少,波宽较窄;典型的高光谱传感器,如 MODIS、MERIS、HJ-1 HSI 传感器,波段较多,波宽较窄,但空间分辨率普遍较低(分别为 1 km、300 m/1200 m 和 90 m),空间分辨率差异可以高达 10 倍以上。传统算法对这种分辨率差异没有太好的解决方案。而 BOF 算法由于结合了水体生物光学模型,充分利用了多光谱数据的光谱信息,对高光谱数据每个波段的分布信息进行了更加合理的预估,得到了精确的反射率估算结果,克服了这一问题。算法可以用于 HJ-1 CCD 数据、Landsat TM/ETM+/OLI 数据与 MERIS 数据的融合,HJ-1 CCD 数据与 HJ-1 HSI 数据的融合等方面,为内陆水色遥感提供更佳的数据源。

6 结 论

基于水体生物光学模型,结合传统图像融合算法中的融合基本表达式,生成一种可适用于内陆二类水体多光谱影像与高光谱影像融合的算法,即 BOF 算法。并利用 Hyperion 数据,生成模拟数据集,对 BOF 算法进行验证,并与三种成熟的图像融合算法进行对比。通过实验结果分析和讨论,得出以下结论:

- 1) BOF 算法产品具有良好的视觉效果,在保存高光谱数据色调信息的同时,融入了多光谱数据的空间信息。
- 2) BOF 算法对待融合影像的空间分辨率差异不敏感,在不断扩大分辨率差异的情况下,传统算法精度出现明显降低,BOF 算法基本维持稳定。
- 3) 在叶绿素 a 浓度估算方面,BOF 算法也表现出合理的效果,估算精度优于传统算法,达到预期结果。
- 4) BOF 算法有较强的应用潜力,有望为内陆二类水体遥感监测提供更加合适的数据源。

参 考 文 献

- 1 D Odermatt, A Gitelson, V E Brando, *et al.*. Review of constituent retrieval in optically deep and complex waters from satellite imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 118: 116-126.
- 2 A A Gitelson, G Dall'Olmo, W Moses, *et al.*. A simple semi-analytical model for remote estimation of chlorophyll-a in turbid waters: Validation [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(9): 3582-3593.
- 3 C Le, Y Li, Y Zha, *et al.*. A four-band semi-analytical model for estimating chlorophyll a in highly turbid lakes: The case of Taihu Lake, China [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(6): 1175-1182.
- 4 T Stathaki. *Image Fusion: Algorithms and Applications* [M]. Salt Lake City: Academic Press, 2011.
- 5 Yin Qiu, Gong Cailan, Kuang Dingbo, *et al.*. Method of satellite remote sensing of lake water quality and its application [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2005, 24(3): 198-202.
- 尹 球, 巩彩兰, 匡定波, 等. 湖泊水质卫星遥感方法及其应用 [J]. *红外与毫米波学报*, 2005, 24(3): 198-202.
- 6 P S Jr Chavez. Comparison of the spectral information content of Landsat Thematic Mapper and SPOT for three different sites in the Phoenix, Arizona region [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1988, 54(12): 1699-708.
- 7 E M Schetselaar. Fusion by the IHS transform: Should we use cylindrical or spherical coordinates? [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19(4): 759-765.
- 8 T M Tu, S C Su, H C Shyu, *et al.*. A new look at IHS-like image fusion methods [J]. *Information Fusion*, 2001, 2(3): 177-186.
- 9 H Yesou, Y Besnus, J Rolet. Extraction of spectral information from Landsat TM data and merger with SPOT panchromatic imagery—a contribution to the study of geological structures [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1993, 48(5): 23-36.
- 10 Peng Shi, Zhang Aiwu, Li Hanlun, *et al.*. An improved low spectral distortion PCA fusion method [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2013, 33(10): 2777-2782.
- 彭 实, 张爱武, 李含伦, 等. 一种改进的弱光谱畸变 PCA 融合方法[J]. *光谱学与光谱分析*, 2013, 33(10): 2777-2782.

- 11 B V Brower, C A Laben. Process for enhancing the spatial resolution of multispectral imagery using pan-sharpening: USA, US6011875A[P]. 2000-01-04.
- 12 B Aiazzi, L Alparone, S Baronti, *et al.*. Context-driven fusion of high spatial and spectral resolution images based on oversampled multiresolution analysis [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(10): 2300-2312.
- 13 T Ranchin, L Wald. Fusion of high spatial and spectral resolution images: the ARSIS concept and its implementation [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2000, 66(1): 49-61.
- 14 D A Yocky. Image merging and data fusion by means of the discrete two-dimensional wavelet transform [J]. J Opt Soc Am A, 1995, 12(9): 1834-1841.
- 15 D A Yocky. Multiresolution wavelet decomposition I me merger of landsat thematic mapper and SPOT panchromatic data [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1996, 62(9): 1067-1074.
- 16 J Zhou, D Civco, J A Silander. A wavelet transform method to merge Landsat TM and SPOT panchromatic data [J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(4): 743-757.
- 17 B Koopmans, E Ricchetti. Optimal geological data extraction from SPOT-radar synergism with samples from Djebel Amour(Algeria), Red Sea Hills(Sudan), Sirte Basin(Libya), and Magdalena Valley(Colombia) [J]. CNES From Optics to Radar SPOT and ERS Applications p 263-274(SEE N 94-32523 09-43), 1993.
- 18 C Pohl. Geometric Aspects of Multisensor Image Fusion for Topographic Map Updating in the Humid Tropics [M]. Holland: International Institute for Aerospace Survey and Earth Sciences, 1996.
- 19 S Li, B Yang, J Hu. Performance comparison of different multi-resolution transforms for image fusion [J]. Information Fusion, 2011, 12(2): 74-84.
- 20 J Nunez, X Otazu, O Fors, *et al.*. Multiresolution-based image fusion with additive wavelet decomposition [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(3): 1204-1211.
- 21 C Y Wen, J K Chen. Multi-resolution image fusion technique and its application to forensic science [J]. Forensic Science International, 2004, 140(2): 217-232.
- 22 Z Wang, D Ziou, C Armenakis, *et al.*. A comparative analysis of image fusion methods[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(6): 1391-1402.
- 23 F Mélin, G Zibordi. Optically based technique for producing merged spectra of water-leaving radiances from ocean color remote sensing [J]. Appl Opt, 2007, 46(18): 3856-3869.
- 24 F Mélin, V Vantrepotte, M Clerici, *et al.*. Multi-sensor satellite time series of optical properties and chlorophyll-a concentration in the Adriatic Sea [J]. Progress in Oceanography, 2011, 91(3): 229-244.
- 25 S Maritorena, O H F d'Andon, A Mangin, *et al.*. Merged satellite ocean color data products using a bio-optical model: Characteristics, benefits and issues [J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(8): 1791-1804.
- 26 S Maritorena, D A Siegel. Consistent merging of satellite ocean color data sets using a bio-optical model [J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 94(4): 429-440.
- 27 H R Gordon, O B Brown, M M Jacobs. Computed relationships between the inherent and apparent optical properties of a flat homogeneous ocean [J]. Appl Opt, 1975, 14(2): 417-27.
- 28 H J Van Der Woerd, R Pasterkamp. HYDROPT: A fast and flexible method to retrieve chlorophyll-a from multispectral satellite observations of optically complex coastal waters [J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(4): 1795-807.
- 29 Li Yunmei, Huang Jiazhu, Wei Yuchun, *et al.*. Inversing chlorophyll concentration of Taihu Lake by analytic model [J]. Journal of Remote Sensing, 2006, 10(2): 169-175.
李云梅, 黄家柱, 韦玉春, 等. 用分析模型方法反演水体叶绿素的浓度[J]. 遥感学报, 2006, 10(2): 169-175.
- 30 Huang Changchun, Li Yunmei, Wang Qiao, *et al.*. Research of universality of suspended particle matter and chlorophyll-a bio-optical retrieval model[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2013, 32(5): 462-467.
黄昌春, 李云梅, 王 桥, 等. 悬浮颗粒物和叶绿素普适性生物光学反演模型[J]. 红外与毫米波学报, 2013, 32(5):462-467.
- 31 Z Lee, K L Carder, R A Arnone. Deriving inherent optical properties from water color: A multiband quasi-analytical algorithm for optically deep waters [J]. Appl Opt, 2002, 41(27): 5755-5772.
- 32 Y Zhang. Understanding image fusion [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2004, 70(6): 657-661.
- 33 Du Cong, Wang Shixin, Zhou Yi, *et al.*. Remote chlorophyll a retrieval in Taihu Lake by three-band model using hyperion hyperspectral data [J]. Environmental Science, 2009, 30(10): 2904-2910.
杜 聪, 王世新, 周 艺, 等. 利用 Hyperion 高光谱数据的三波段法反演太湖叶绿素 a 浓度[J]. 环境科学, 2009, 30(10): 2904-2910.
- 34 Yuan Jinguo, Niu Zheng, Wang Xiping. Atmospheric correction of hyperion hyperspectral image based on FLAASH [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(5): 1181-1185.
袁金国, 牛 铮, 王锡平. 基于 FLAASH 的 Hyperion 高光谱影像大气校正[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(5): 1181-1185.

栏目编辑: 苏 岑