

流域水环境遥感研究进展与思考

段洪涛, 罗菊花, 曹志刚, 薛 坤, 肖启涛, 刘 东

(中国科学院南京地理与湖泊所, 中国科学院流域地理学重点实验室, 南京 210008)

摘 要: 卫星遥感作为一种先进的水环境监测技术手段, 可以监测现状, 掌握现有情况; 也可以追溯过去, 揭示变化规律; 同时还可以结合动力模型, 模拟未来。这为人类了解、掌握和管理流域水环境变化发挥不可替代的作用。特别是近 10 a 已经进入“高分卫星时代”, 卫星传感器的空间分辨率越来越高, 可观测的参数越来越多, 反演和估算精度越来越高。但是, 目前还缺乏从流域角度阐述水环境遥感的相关综述文章。论文围绕“流域水环境遥感”研究主题, 明确了研究的对象和范围, 厘清了基本理论框架, 并结合大家关注的问题, 包括卫星数据源、水环境模型、富营养化湖泊藻类富集、水生植被退化、水面积变化等方面的研究进展和存在的问题进行了回顾和梳理; 并指出在全球变暖和人类活动加剧背景下, 未来需要研发专门面向流域水环境的“天-空-地”立体观测体系和系统框架, 开展全流域统筹的水环境遥感监测和模拟, 同时加强流域水体碳循环遥感研究。

关键词: 水色遥感; 水质遥感; 水环境遥感; 流域地理学; 内陆水体; 卫星遥感; 综述

水环境通常是指围绕人群空间及可直接或间接影响人类生活和发展的水体, 是正常功能的各种自然因素和有关社会因素的总体, 以及影响其正常功能的各种自然因素和有关社会因素的总体(中华人民共和国国家标准 GB/T50095—1998: 水文基本术语和符号标准)。根据《环境科学大辞典》, 水环境是地球上分布的各种水体以及与其密切相连的诸环境要素如河床、海岸、植被、土壤等(《环境科学大辞典》编委会, 2008)。也有学者认为, 水环境具有狭义和广义 2 种含义, 其中狭义的水环境主要指水的质量, 广义的水环境指以水体为中心的周围及空间中存在的事物(贾绍凤等, 2006)。需要注意的是, 由于水体的流域循环特征, 水环境一般是以流域为单位出现的(王资峰, 2010)。事实上, 流域的植被和土地利用状况, 土壤保水能力, 城市和农村的取水、水处理与退水过程, 航运与渔业养殖, 以及河道的生态, 都对水环境具有重要影响(宋国君等, 2008)。

自古以来, 人类就依水而居, 择水而憩, 流域水环境与人类关系密切, 对于人类的生存和发展至关重要。一方面, 水体受人类活动直接影响, 过多的人口压力和不加收敛的利用, 给流域水环境带来巨大压力; 另一方面, 水体作为地球上的一种自然单元, 同时承受着全球变暖和气候变化的影响。在双重压力下, 流域水环境正发生着显著的变化; 这些变化反过来又影响着人类和自然。这些变化, 首先需要掌握, 才能理解, 乃至管控。卫星遥感具备的大范围、周期性等特点以及积累的长时间序列数据, 对于我们了解、掌握和管理流域水环境发挥着不可替代的作用。主要有 3 个方面: ① 监测现状, 掌握现有情况; ② 追溯过去, 揭示长时间变化规律; ③ 预测未来, 结合动力模型, 通过设置不同情境, 模拟未来水环境演变。事实上, 自 1957 年人类发射第一颗人造卫星以来, 卫星遥感技术已经取得巨大进步; 特别是近 10 a, 卫星传感器的空间分辨率、时间

收稿日期: 2018-05-28; 修订日期: 2019-02-27。

基金项目: 国家自然科学基金项目(41671358); 江苏省杰出青年基金项目(BK20160049); 中国科学院青年创新促进会优秀会员(2012238)。[Foundation: National Natural Science Foundation of China, No. 41671358; the Provincial Natural Science Foundation of Jiangsu of China, No. BK20160049; Youth Innovation Promotion Association of CAS, No. 2012238.]

第一作者简介: 段洪涛(1979—), 男, 河南焦作人, 研究员, 博士生导师, 主要从事湖泊水环境遥感和流域信息化管理研究。

E-mail: htduan@niglas.ac.cn

引用格式: 段洪涛, 罗菊花, 曹志刚, 等. 2019. 流域水环境遥感研究进展与思考 [J]. 地理科学进展, 38(8): 1182-1195. [Duan H T, Luo J H, Cao Z G, et al. 2019. Progress in remote sensing of aquatic environments at the watershed scale. Progress in Geography, 38(8): 1182-1195.] DOI: 10.18306/dlkxjz.2019.08.007

分辨率和光谱分辨率越来越高,使得可观测的参数越来越多,遥感反演和估算的精度大大提升,已经进入了“高分时代”。卫星遥感将对人类生存所依赖的流域水环境进行全方位的监测,势必将发挥越来越大的作用。但是,目前还缺乏从流域角度阐述水环境遥感的综述性论文。由此,本文围绕全球变暖和人类活动加剧背景下的流域水环境遥感主题,回顾了卫星数据源和遥感模型,富营养化湖泊藻类聚集、水生植被退化、湖泊面积变化等方面的研究进展和当前存在的问题,并展望了未来的发展方向。

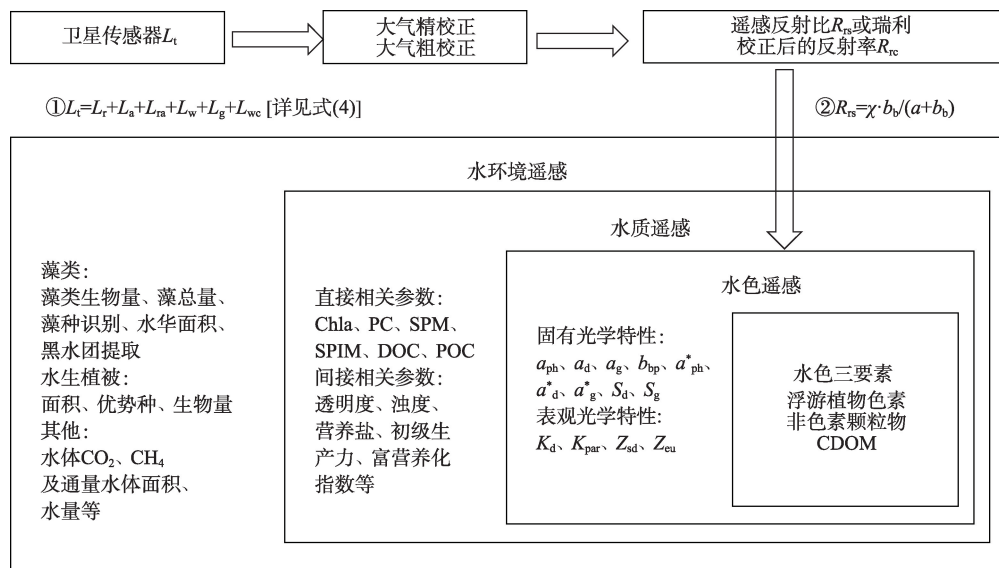
本文着重讨论的流域水环境遥感,是指狭义上河流、水库和湖泊等流域水体本身环境的遥感(不涉及流域陆地环境元素),主要包括水色、水质、藻类以及水生植被等水环境参数遥感(图1)。其中:水色遥感指自然水体中能够引起水体颜色发生变化的各种物质的遥感,这些物质都具有一定的光学特性,进而影响并主导着整个水体的光学特性变化,这种变化能够通过遥感光谱信号得以反映;水质遥感指表示水体质量优劣程度和变化趋势的水中各种物质的特征指标或水质参数的遥感;而水环境遥感的定义更为宽泛,包括任意涉及到的水环境参数的遥感。实际上,水色遥感是水质遥感和水环境遥感的前提和基础,水质和水环境遥感是水色遥感的发展和补充。

1 基本理论框架

水色遥感定义为卫星遥感信号可以通过严格的物理辐射传输方程解析的水色参数。实际上,不管是大洋Ⅰ类清洁水体,还是海洋近岸、湖泊、河流等Ⅱ类浑浊水体,除了纯水本身外,对于自然光有吸收和散射作用的主要有浮游植物色素、非色素颗粒物和有色溶解性有机物(Chromophoric Dissolved Organic Matter, CDOM)3种物质,一般统称为光学活性物质(Optically Active Components, OACs);其中CDOM是浮游藻类和动物等死亡后分解形成的产物,只有强吸收作用,没有散射(Mobley, 1994)。水色遥感的核心内容,是如何通过卫星遥感影像高精度获取水色要素参数浓度以及相关光学变量,从而满足湖泊和流域等水环境监测和预测预警等的现实需求。水色遥感的基本物理辐射传输方程可表达为(Morel et al, 1977):

$$R_{rs} = \frac{L_w}{E_d(0^+)} = \frac{ft}{Qn^2} \frac{b_b}{a+b_b} \quad (1)$$

式中: R_{rs} 是遥感反射率; L_w 是离水辐亮度; $E_d(0^+)$ 是恰在水表面下行辐照度; f 是与光照条件有关的参数; Q 是光场分布参数; f/Q 是太阳天顶角的弱函数,Gordon等(1988)采用 $f/Q = 0.0945$; n 是水体折射系数,一般取1.34; t 为水气界面的透过率, t/n^2 一般取



注: b_{bp} 是水体颗粒后向散射系数, a_{ph}^* 是浮游植物色素比吸收系数, a_d^* 是非色素性颗粒比吸收系数, a_g^* 是CDOM比吸收系数, S_d 是非色素性颗粒吸收系数斜率, S_g 是CDOM吸收系数斜率, K_d 是水体下行漫衰减系数, K_{par} 是光合有效辐射衰减系数, Z_{ad} 是塞氏盘深度(透明度), Z_{eu} 是真光层深度。

图1 水色遥感、水质遥感和水环境遥感示意图

Fig.1 Water color, water quality, and aquatic environment remote sensing

值为0.54 (Gordon et al, 1988)。

将常数项进行统一后,式(1)可进一步简化为 (Morel et al, 1991):

$$R_{rs} = \chi \frac{b_b}{a + b_b} \quad (2)$$

式中: χ 是常数项,常取为0.051,但需要注意的是,不同水体的影响因素和影响方式会有所差别,常数项 χ 会有所不同(Morel et al, 1991)。

进一步地, b_b 和 a 作为水体固有光学特性,可表示为各种水体组分贡献的线性和:

$$\begin{aligned} b_b &= b_{bw} + \sum_{i=1}^N (b_b)_i \\ a &= a_w + \sum_{i=1}^N a_i \end{aligned} \quad (i=1, \dots, N, N \text{ 为成分数}) \quad (3)$$

式中: a 为水体总吸收系数,主要受纯水(a_w)、浮游植物色素(a_{ph})、黄色物质(a_g)、无机颗粒物(a_o)的影响; b_b 为水体总后向散射系数, b_{bw} 是纯水后向散射系数,通常忽略黄色物质的影响。

水质遥感是在水色遥感基础上发展起来的。水质遥感涉及到的参数可以简单分为2类。① 直接相关参数:叶绿素a(Chla)、藻蓝素(PC)、悬浮物(SPM)、无机悬浮物(SPIM)、溶解有机碳(DOC)和颗粒有机碳(POC)等,这些物质本身就是光学活性物质,或者属于其中的成分,对自然光具有吸收和散射作用。② 间接相关参数:透明度、浊度、营养盐[总氮(TN)、总磷(TP)]、富营养化指数等,这类指标不是光学活性物质,但是受光学活性物质的影响或者对光学活性物质有影响。比如透明度、浊度和初级生产力受光学活性物质浓度及其吸收和散射的影响,而TN、TP对藻类生长影响很大,部分区域两者有一定函数关系;富营养化指数是通过叶绿素a、透明度和TN、TP等直接计算的。简单来说,直接参数可以通过生物光学模型实现物理反演,而间接参数只能通过经验关系进行间接遥感估算。

水环境遥感包括的要素更多一些,除了水色、水质参数外,还涉及藻类、水生植被、水面面积和水量等参数。这几类参数遥感原理较为复杂,可分为几种:① 和水色、水质遥感参数相关的。涉及藻类的多数是这种,由于藻类本身包含的大量色素就是光学活性物质,但是藻类生物量和色素的关系不稳定,在不同阶段多有变化,特别是不同的藻类;即使相同的藻类,比如蓝藻,由于其伪空泡的特性,在水体中上下浮动,生物量的估算就给传统水色遥感带来了很大的挑战(Xue et al, 2015; 马荣华等, 2016)。

② 利用不同于水体的光谱特性。涉及水华、黑水团、水生植被以及水体本身的提取,由于水华和水生植被在近红外波段信号高抬,显著不同于水体,因此可以提取(Duan et al, 2009);而黑水团相反,水体信号整体偏低,通过一定的波段组合也可以提取(Duan et al, 2016)。③ 其他方面。水量遥感等。除了部分典型水体,如鄱阳湖,由于其典型的丰枯特性,可以利用传统光学数据通过不同水位下的水面面积反推地形得到水量外,更多是利用重力卫星如GRACE等来计算陆地水变化(Frappart et al, 2011),原理和水色遥感显著不同,不在本文讨论范围之内。

2 研究现状和存在问题

2.1 卫星数据和模型

2.1.1 卫星数据源

1978年CZCS传感器的发射,揭开了水色卫星遥感的序幕。随着SeaWiFS、MODIS、HY-1A/1B CCD、MERIS、GOCI、VIIRS、OLCI等传感器的相继发射,已经前后积累了近30a的水色传感器数据(表1)。这些水色传感器通常有300~1000 m的空间分辨率,重访周期约1~3 d,在可见光、近红外等波段携带6~20个光谱波段,信噪比通常较高。然而,这些传感器主要面向海洋水体设计,在面向湖泊、河流等流域水环境监测时会遇到一些问题,概括如下:

(1) 空间分辨率不足。流域水环境监测的对象主要是湖泊和河流,相对于海洋来说,这些水体面积很小。如中国100 hm²以上自然湖泊有2693个,但是5000 hm²的湖泊仅有237个,2/3以上湖泊(2000个)都小于1000 hm²(马荣华等, 2011);更别说河流,其宽度基本小于1 km。目前的水色传感器空间分辨率通常在250 m以上,最多能够满足大型湖泊的监测需求(Mouw et al, 2015);对于小型水体,目前只能通过Landsat-8、Sentinel-2、Gaofen-1等陆地中高分辨率卫星(10~30 m)观测,但重访周期长、波段宽大、信噪比低和非水色波段设置等缺点都会限制流域水环境遥感应用。

(2) 辐射动态范围窄,信号易饱和。海洋水体相对较为清澈,水体信号弱,水色传感器为更好地接受水体信号,辐射动态范围设置较低,减少不确定性(Hu, Feng et al, 2012)。然而,湖泊、河流等内陆浑浊水体,信号远高于大洋水体,超出水色传感器的接受范围,常常导致水色波段饱和。比如MO-

表1 主要水色卫星传感器性能指标

Tab.1 Performance of common ocean color sensors

卫星	传感器	类型	国家/组织	时段	波段数	空间分辨率/m
Nimbus-7	CZCS	极轨	美国	1978—1986年	6	825
HY-1A	COCTS	极轨	中国	2002—2004年	10	1100
JEM-EF	HICO	极轨	美国	2009—2014年	124	100
MERIS	ENVISAT	极轨	欧盟	2002—2012年	15	300
OrbView-2	SeaWFS	极轨	美国	1997—2011年	8	1100
HY-1B	COCTS	极轨	中国	2007年至今	10	1100
CMOS	GOCI	静止	韩国	2010年至今	8	500
GCOM-C	SGLI	极轨	日本	2017年至今	19	250
Terra/Aqua	MODIS	极轨	美国	1999年至今	36	1000*
S-NPP/NOAA-20	VIIRS	极轨	美国	2017年至今	22	750
Sentinel-3 A/B	OLCI	极轨	欧盟	2016年至今	21	300

注：*MODIS传感器的海洋水色波段的空间分辨率是1000 m,但是前7个用于陆地观测的波段空间分辨率是250 m和500 m,常用于内陆水体观测。

DIS 水色波段,在长江中下游湖泊鄱阳湖、太湖、巢湖和洪泽湖等普遍饱和,特别是红光和近红外波段,都没有数值(图2)。因此,只能用陆地波段代替(Cao et al, 2017),而即使陆地波段具有更高的动态范围和空间分辨率,其低信噪比和波段不够敏感限制了其应用领域。

(3) 波段设置不符合内陆水体水色物质反演要求。内陆水体光学特征显著区别于大洋水体,其敏感波段也差异较大。比如,海洋物质以浮游藻类为

主,通过蓝绿波段比值或差值则可直接反演得到叶绿素 a 浓度(Hu, Lee et al, 2012);而内陆水体,叶绿素 a 浓度较高,且受悬浮物和 CDOM 的影响,水体信号复杂,一般需要具备 665 nm、700~710 nm 附近的波段才能实现反演(Gons, 1999);蓝藻特有的色素藻蓝素监测,要求具备 620 nm 附近波段,这些波段目前大多数水色传感器都不具备。实际上,只有欧空局的 MERIS 和 OLCI 拥有这些波段;但 MERIS 传感器已于 2012 年 4 月停止工作;虽然 OLCI 已于

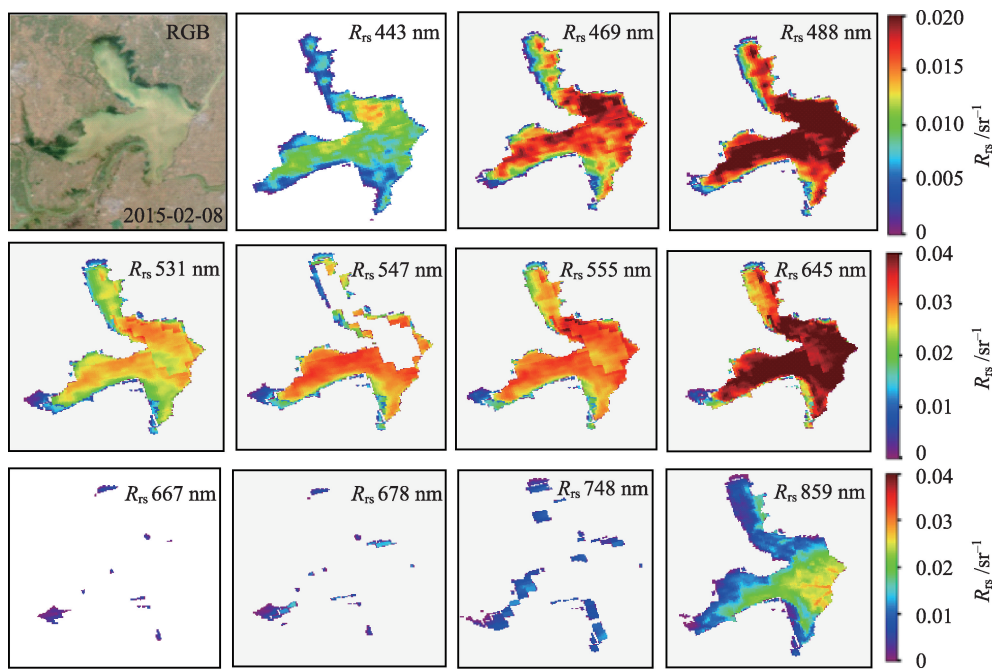


图2 MODIS 水色波段遥感反射率(R_{rs})在洪泽湖的饱和现象

Fig.2 Saturation of remote sensing reflectance (R_{rs}) in ocean color bands of MODIS over Lake Hongze

2016年2月发射,但其分辨率只有300 m,只能用于大型湖泊的监测,对于流域中面积较小的湖泊和河流等显然不能胜任。

2.1.2 大气校正

卫星接收到的信号90%都来自于大气的贡献,水体的信号不足10%;因此,去除大气的贡献,精确获取离水辐亮度是水环境遥感的关键。根据大气辐射传输方程,卫星传感器获得的某一通道的大气层顶(Top of Atmosphere, TOA)辐亮度 L_t ,包括大气分子散射 L_r 、气溶胶散射 L_a 、大气分子与气溶胶间交叉散射 L_{ra} 、水面对直射太阳光的镜面反射引起的太阳耀光 L_g 、直射太阳光和天空光引起的水面白帽反射 L_{wc} 以及来自水体的离水辐亮度 L_w (Gordon et al, 1994):

$$L_t = L_r + L_a + L_{ra} + L_w + L_g + L_{wc} \quad (4)$$

目前大气校正的难点和关键在于 L_a 的计算,即去除气溶胶的影响,获取水体信号。对于大洋清洁水体而言,水体在近红外波段的贡献近似为0,基于2个近红外波段可获得近红外气溶胶散射和气溶胶类型,进而外推至其他波段得到气溶胶散射 L_a (Gordon et al, 1994),并且精度达到了95%以上。但是,对于湖泊等光学复杂水体,水体浑浊,物质来源复杂,近红外波段的“零假设”失效,大洋标准算法不再适用,需要发展适合内陆水体的大气校正算法。

大量科学家进行了不同的尝试,提出了不同的内陆水体大气校正算法,常用的主要有MUMM和SWIR算法(Wang, 2007),分别假设气溶胶散射在765 nm和865 nm波段的比值具有空间一致性,以及水体在短波红外波段的信号为0。但是,MUMM算法中的经验因子受水体状况影响而变化,普适性不好;而SWIR算法要求2个短波红外波段,除了MODIS、VIIRS、Landsat之外,大部分传感器并不具备这一条件;且短波红外波段的信噪比较低以及外推的波长间隔较大会带来较大的误差。此外,湖泊等受城市的影响,气溶胶成分复杂,包含大量的吸收性气溶胶,而已有模型都是基于清洁气溶胶类型,难以有效描述吸收性气溶胶特性,从而也会引起不同的误差。因此,不寻求对气溶胶完全去除的大气粗校正方法,即仅去除水汽和臭氧吸收及瑞利散射信号,即瑞利校正后的反射率(Rayleigh Corrected Reflectance, R_{rc}),也已被广泛用于流域水环境遥感。未来,随着传感器性能的提升和神经网络等

智能算法的发展,有望彻底解决大气校正问题。如海气耦合的辐射传输模型,基于研究区域水体和大气的胶体边界条件,确定气溶胶类型后,模拟得到气溶胶反射率、遥感反射率、卫星接收的总辐亮度等数据集,从而利用深度神经网络等机器学习方法获得遥感反射率与卫星接收的总辐亮度之间的关系,最后完成内陆水体的大气校正。

2.1.3 遥感模型

目前水环境遥感模型主要分为经验方法和分析/半分析方法两类(表2)。经验方法是基于水色参数光谱特征的先验已知性,利用光谱特征与实测数据构建经验关系式完成估算,这种方法虽简单、高效,但没有物理机理支撑,区域性和季节性较强。分析方法的核心是基于水体的生物光学模型,由遥感反射率获得水体的吸收和散射系数,进而获得水色参数浓度,但是分析模型中涉及参数和缺省条件较多,通常采用一些经验参数作近似代替时则称之为半分析方法。该类方法普适性强,机理清楚,易分析误差来源,但是对波段要求较高,缺省条件和经验参数难以确定,有时候效果反而不理想。

叶绿素a浓度作为表征水体富营养化和初级生产力的重要特征,是流域水环境遥感关注的焦点。大量的研究表明,665 nm和705 nm的波段比值模型在藻类富集的富营养化水体具有很好的效果(Duan et al, 2012);另外,还有三波段、四波段等模型也取得了很好的效果(Gitelson et al, 2008)。但是,这些算法主要是针对MERIS波段设计的,最为常用的MODIS等数据,目前更多地使用正交分解函数变换和神经网络等经验模型进行。这些算法虽然在不同的区域获得了成功,但存在普适性不足的问题,推广到其他区域都需要重新率定模型参数;另外,极度浑浊的水体,比如鄱阳湖、洪泽湖等,目前还没有很好的算法可以准确获取叶绿素a浓度。相对于叶绿素a模型,藻蓝素模型难度更大,目前影响力最大的是Simis算法(Simis et al, 2005),但其对大气校正精度要求较高,波段要求较多,直接应用到卫星影像上还有困难。Qi等(2014a)基于MERIS的 R_{rc} 数据提出了PCI算法,实现了基于大气粗校正的太湖藻蓝素长时间序列数据重建;考虑到MODIS数据在大型湖泊观测的不可替代性,Duan等(2017)将正交分解函数算法用到了巢湖藻蓝素的长时间序列重建,获得了较好的效果。

悬浮物浓度相对于浮游植物色素,由于信号较

表2 常见水色参数遥感反演算法

Tab.2 Algorithms for remote sensing derivation of water constitutes

类别	参数	模型形式	适用范围	参考文献
经验模型	叶绿素 a	$R_{rs}(709)/R_{rs}(665)$ 、NDCI	需要特定波段, 目前支持 MERIS、OLCI 传感器	Duan et al, 2012; Mishra et al, 2012
		多元逐步回归模型、EOF、神经网络	依赖于模型训练的数据范围	Qi et al, 2014b; Song et al, 2013
	悬浮物	单波段、波段比值及组合模型	波长越长的波段越适合高浑浊的水体	Cao et al, 2017; Knaeps et al, 2015
	藻蓝素	$R_{rs}(709)/R_{rs}(620)$ 、	需要特定波段, 目前支持 MERIS、OLCI	Hunter et al, 2009
		PCI 算法	适应范围广, 不需要大气精校正, 但目前支持 MERIS、OLCI 传感器	Qi et al, 2014a
	DOC	多元逐步回归模型	依赖于实测数据	Griffin et al, 2018
分析/半分析模型	POC	红光/近红外等经验比值算法	依赖于不同水体光学特性主导因子	Duan et al, 2014; Son et al, 2009
	叶绿素 a	Gons 方法、三波段等	依赖于特殊波段且模型中涉及的系数需要根据不同水体进行率定	Gitelson et al, 2008; Gons et al, 2008
	悬浮物	基于颗粒物后向散射系数的反演模型	适用于中低浑浊的水体	Nechad et al, 2010
	藻蓝素	Simis 方法	依赖于特殊波段且模型中涉及的系数需要根据不同水体进行率定	Simis et al, 2005
	DOC	基于 CDOM 吸收系数的方法	CDOM 吸收系数反演困难	Fichot et al, 2011
	POC	基于 Gons、Simis 等算法	藻类控制的富营养化湖泊	Jiang et al, 2015

强,在红光、近红外波段,甚至整个波段,信号都会抬升,因此遥感估算相对容易,准确率较高(Knaeps et al, 2015; Cao et al, 2017)。但是,由于光学信号较弱,并受制于现有的传感器波段设置,CDOM、DOC和POC等遥感模型方面研究相对较少。比如,利用CDOM吸收系数构建了DOC经验模型(Fichot et al, 2011);基于富营养化湖泊POC主要来源于藻颗粒,构建了基于浮游植物色素吸收的POC模型(Jiang et al, 2015);另外,Duan等(2014)发现长江中下游湖泊春季4月份POC主要来源于外源输入,和悬浮物关系较好,构建了基于MODIS的长江中下游湖泊POC遥感估算等。总体上,目前水体碳遥感工作仍处于探索阶段,未来还有很大发展潜力。

2.2 卫星遥感应用与监测

2.2.1 浮游藻类

目前,中国内陆水体面临的一个主要问题是水体的富营养化,其重要特征是藻类,特别是蓝藻大量繁殖。蓝藻异常生长,极易堆积、腐烂沉降,形成水华,在河口以及近岸淤积,不仅破坏水体景观和生态系统平衡,而且由于蓝藻在死亡消解过程中释放毒素,消耗溶解氧,形成黑水团,引起水体生物大量死亡,湖泊水质恶化,严重威胁了湖泊周围地区的饮水安全(杨桂山等, 2010)。

(1) 藻华分布

蓝藻水华爆发,水体中叶绿素 a 含量显著升高,

导致水体光谱特征发生变化。蓝、红光反射率降低;近红外波段具有明显的植被特征“陡坡效应”,反射率升高;同时荧光峰位置向长波方向移动。因此,蓝藻覆盖区域光谱特征与无藻湖面有明显差异。基于这些特征,利用单一波段(近红外波段)阈值法、波段比值法(近红外/红光)、加强植被指数(enhanced vegetation index, EVI)、归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)、植被差异指数(DVI)等方法识别湖体藻华分布,取得了较好的效果(Duan et al, 2009)。然而,由于卫星信号除了水华的影响外,还受到气溶胶、悬浮物质以及其他因素等的影响,导致这些算法普遍阈值不稳定,每一景影像都需要根据实际情况调整阈值,无法实现自动化处理,特别是长时间序列数据集自动生产。Hu(2009)针对这种现象,提出了适用于MODIS和VIIRS系列数据的FAI(Floating algae index)算法,通过考虑部分去除大气的影响,并利用水华在红光和近红外波段引起峰值的高度(对其他影响因素不敏感),代替传统波段比值算法,拥有较为稳定的阈值,并在太湖实现了长时间序列数据重建(Hu et al, 2010)。利用FAI判断水华的阈值,Zhang等(2014)针对混合像元提出了藻类分解算法,可以有效区分混合像元中水华比例,使水华提取精度达到了亚像元级别。

目前可用于蓝藻水华监测的卫星数据很多,理

论上只要拥有近红外波段都可以监测水华。但是,不同于陆地植被,蓝藻水华等变化迅速,有时1~2 h都会呈现较大的变化,因此对卫星数据的时间分辨率要求较高。在具体应用实践中,太湖、巢湖等大型湖泊的监测体系已基本成熟,利用MODIS、GOCI以及中国的高分4号静止卫星等高频数据,可以很好地满足其日常监测。中国科学院南京地理与湖泊研究所从2007年以来,一直从事太湖和巢湖蓝藻水华卫星日常监测工作,累计发布报告2000余期,已完全实现业务化运行(<http://rslakes.com/info.asp>)。但在小型水体(水面面积小于10000 hm²),中等分辨率数据(250 m、500 m)很难满足监测要求,需要联合所有能用的高分辨率卫星传感器实施监测(房旭等, 2018)。

(2) 黑水团

一般认为,水体富营养化的最严重后果之一就是藻华的暴发,并且近年来太湖等频繁发生的“湖泛”使得富营养化对水体污染的影响产生了质的变化(刘国锋等, 2009)。实际上,在全世界许多富营养化河流、湖泊,甚至海洋等水体都出现过黑水团(Diaz et al, 2008)。1987年,德国科学家最早报道了瓦登海出现大面积的“黑水团”(black spot),类似“湖泛”术语第一次出现。“湖泛”或“黑水团”有多种英文称呼,包括“black blooms”“black water agglomerates”“black spots”或者“dead zones”等,出现在包括巴西里约内格罗河(Rio Negro River)、意大利加尔达湖、美国的Florida Keys、欧洲的波罗的海和墨西哥湾北部等广泛区域(Berthon et al, 2010)。

利用遥感方法监测“黑水团”,最早开始于1993年,研究者利用Landsat TM影像成功识别出新加坡一个河口的黑水区域。由于“黑水团”形成时,与周边水体感官上有明显差别,因此从影像上较为容易识别。随后,不同学者针对不同区域的“黑水团”,发现该类水体中有色可溶性有机物CDOM含量普遍偏高(Berthon et al, 2010)。但中国学者何贤强等(2009)在长江口东南海域黑水区域研究发现,黑水水域CDOM含量相对于其他水体并不显著增高,“黑水现象”主要是由于颗粒后向散射系数值极小造成的。但这些研究主要通过卫星影像或者野外采样来分析水体光学特性,忽视了遥感反演模型的运用;另外,从蓝藻水华发生,大量藻颗粒富集,到“黑水团”形成后水体呈现“黑色”和藻类基本分解,这一生消过程水体光学特性的变化,都几乎没有涉

及。作者团队2012年开始从事“黑水团”遥感研究,通过野外实际观测、室内模拟控制实验和计算机数值模拟等多种试验方法和技术手段(李佐琛等, 2015; Duan et al, 2016)研究,发现:①“湖泛”发生时CDOM吸收显著升高,而无机颗粒物浓度和后向散射系数普遍下降,二者共同贡献造成了水体“低散射、高吸收”,导致“湖泛”水体反射率显著低于周边正常水体而呈现黑色。②“湖泛”形成过程中,无机颗粒物吸收($a_d(440)$)总体减小,CDOM吸收不断增大,证实了上述野外观测结果;特别发现,在厌氧环境下, Fe^{2+} 显著加强了CDOM的吸收能力,解答了地球化学背景科学家关于 Fe^{2+} 增加为什么会引起水体发黑的困惑。③利用辐射传输软件Hydrolight和国际照明组织(CIE)颜色匹配函数,结合野外和室内试验结果,模拟推演了“湖泛”发生过程水体颜色演变规律,探讨了水色变化过程的主导因素。通过研究“湖泛”发生过程水体光学特性和水色变化规律,构建了基于水色和CDOM的“湖泛”遥感监测模型,有助于及时定量掌握黑水团信息,具有重要科学意义和应用价值。

(3) 藻类生物量

目前,利用卫星遥感技术监测水体表面蓝藻水华,包括水华面积、叶绿素a、藻蓝素浓度等方面,基本实现业务化运行,已成为蓝藻水华预测预警的重要参数。需要注意的是,水华只是在一定气象条件下,蓝藻颗粒在水表面聚集的极端情况;在风浪较大的情况下,水面上并不能看到水华,最能表征蓝藻强度的是水体中所有蓝藻的生物量(简称藻总量),而不是水华面积。因此,如果能够定量获取蓝藻总存量,将能更为准确掌握蓝藻信息,为预测预警和水源地水质保护服务。

藻类总存量估算从表面上看,是如何利用可以反演的表层叶绿素a浓度,结合垂向分布函数,进行积分求和的问题。实际上,涉及许多基础理论问题,但核心内容是藻颗粒垂向分异引起的水下光场结构变化的问题。传统的水色遥感研究假设水体中光学活性物质均匀分布,光在水柱中呈现指数衰减。而是藻颗粒的垂向分异,一定程度上改变了光的辐射传输路径和方向,导致了水下光场结构整体改变。因此,藻类总存量估算的前提,必须搞清楚藻颗粒垂向分布不均匀引起的水下光场结构变化。而在此之前,需要明确藻颗粒本身的垂向分异情况,这些不同的垂向分异能否概化成几种,并用

数学函数模拟? 在大型浅水湖泊,能否利用其风生流的特点,选择较易观测的风速作为边界条件,对不同类型垂向分布函数简单划分,构建查找表?

目前在巢湖等富营养化水体针对藻总量的遥感研究,已经开展了一系列的试验,获得了一些初步成果:① 叶绿素a浓度垂向变异系数变化最大(4%~239%),呈现垂向均一、高斯、指数、幂函数4种函数类型,变异系数远高于其他水色物质(<50%)(Xue et al, 2015);② 利用辐射传输数值模型 Eco-light,对藻类垂向非均匀条件下的水下光场进行了模拟,分析了不同藻类垂向分布类型对遥感反射比和叶绿素a浓度反演算法的影响,建立了遥感反射率校正模型,相对于未进行校正前的叶绿素垂向均一分布模型的遥感反射率模型,叶绿素a浓度反演相对精度提高了近30%;③ 根据不同藻华条件下表层信息与单元水柱内藻总量的关系,建立了基于表层叶绿素a浓度推算水柱内藻总量的算法,并将其应用到了2003—2013年MODIS影像上,得到了巢湖藻总量的长时序变化信息(Li et al, 2017)。但是,这些藻总量遥感方法主要是根据实测数据得到的经验模型,没有真正解决叶绿素a浓度垂向结构参数的反演问题。同时,由于浅水湖泊水体光学特性复杂并且变化较快,结合藻颗粒垂向分布特性及敏感环境因子(如风速),构建藻类垂向结构参数查找表是获取叶绿素a浓度垂向结构参数的有效途径。

2.2.2 水生植被

水生植物在维持湖泊和河流等淡水生态系统平衡、物质循环和水质方面发挥着重要的作用。水生植物繁茂,附近水体一般具有较高清澈度、较低的营养盐浓度和藻类生物量,对于流域水环境改善和生态系统稳定具有重要作用。长期以来,水生植物一直是水环境研究中的重点与热点(Zhang et al, 2017),卫星遥感在水生植被覆盖度、类群、种群和生物量监测等方面已开展系列研究。

(1) 水生植被盖度和面积监测

遥感技术在陆地生态系统的监测和制图方面应用较为成熟,但在水环境监测中的应用相对来说较晚,且发展较为缓慢。20世纪90年代以来,国外学者开始探索应用遥感技术监测水生植被时空分布与生长状态,最初依据航拍照片开展水生植物的面积监测和遥感制图,例如利用数字假彩色航拍照片通过对不同水生植物的绿、红、近红波段反射率的探究,完成对多个湖泊不同水生植物的面积提

取;随后,逐步开始研究水生植被遥感机理,并利用卫星影像开展浅水水域水生植被、沿海海草和入侵水生植被的面积和空间分布监测。研究表明,清水态湖泊的水生植被与水体的光谱特征差异较大,利用卫星遥感开展水生植被盖度和面积较易且精度很高;但在藻华频繁发生的富营养化湖泊(太湖等),水生植被在可见光和近红外波段光谱特征与藻华相似,但在短波红外波段高于蓝藻水华(Zou et al, 2013)。基于这一发现,Oyama等(2015)、Liu等(2015)和Liang等(2017)分别构建了蓝藻水华与水生植被的分类决策树,在日本的Lakes Kasumigurar、Inbanuma和Tega-muma等湖泊、中国的太湖等实现了水生植被和蓝藻水华的分离,开展了水生植被长时序面积变化监测。

(2) 水生植被类群监测

水生植物主要有挺水植物、浮叶植物和沉水植物等3大类群,其不同的光谱特征及对水环境的光谱响应是水生植物类群遥感监测识别研究的理论基础。相比陆生植被,水生植物由于生长在复杂度较高的水体中,光谱特性具有复杂性(Villa et al, 2015; Zhou et al, 2015)。挺水植物与浮叶植物由于大部分叶片位于水面之上,光谱信号不需要经过水体辐射传输过程,冠层光谱仅受盖度和植被本身冠层结构和生化参数的影响,受水环境影响较小,具有典型的植被光谱特征(孙天琳等, 2012)。而沉水植物完全沉入水中,冠层反射光谱必须穿过大气-水界面,光谱受其盖度、水体透明度、叶绿素浓度、悬浮物浓度和冠层离水面的深度等影响(Pu et al, 2012; Giardino et al, 2015)。目前,国内外学者针对不同卫星遥感数据(Landsat、Alos、HJ-CCD、Worldview等),筛选并构建了一系列用于识别水生植被不同类群的光谱指数,如归一化植被指数(NDVI)、垂直植被指数(PVI)、修订后的归一化水分指数(MNDWI)(Zhao et al, 2013)、浮叶植被敏感光谱指数(FVSI)、沉水植被敏感光谱指数(SVSI)、归一化水生植物指数(NDAVI)和水体调整植被指数(WAVI)等(Villa et al, 2015; Luo et al, 2016)。同时,基于这些指数,发展出了多种水生植被遥感分类方法和分类模型,如监督分类法、非监督分类法、支持向量机、决策树分类等,探讨和研究水生植物类群卫星遥感分类制图(Radomski et al, 2012; Villa et al, 2015);其中,决策树分类是当前主流分类方法(Zhao et al, 2013; Villa et al, 2015),可以结合透明度

等信息有效提取不同水生植被类群。

(3) 沉水植被种群监测

沉水植被是浅水湖泊的关键类群,在一定营养水平条件下,沉水植物种群的多样性和盖度决定着稳态类型(Soana et al, 2012; Janssen et al, 2014)。沉水植物类群包含有多个种群,不同种群对水环境因子具有自身生态幅和最适宜的耐受范围,在水体中呈现不同的分布(Xu et al, 2014)。目前国内外学者大多围绕沉水植物覆盖度或丰度及其变化检测等开展了一系列关于沉水植物遥感监测研究(Pu et al, 2012),发现多光谱遥感在提取沉水植物及其盖度方面具有很大潜力。但在沉水植物种群监测方面,由于水体对光的强吸收使得沉水植物光谱信号弱,种群间的光谱差异很小,现有研究仅限于利用高光谱遥感初步探索沉水植物部分种群间光谱特征和差异(邹维娜等, 2014)。实际上,高光谱或超光谱影像受时空分辨率、成本和数据获取等限制,很难开展流域尺度下沉水植物优势种群监测(Zou et al, 2013)。目前,基于沉水植被不同优势种群的生活史不同(特定水体,不同优势种生长时段基本固定),Luo等(2017)在太湖提出了结合不同优势种群生活史特征的沉水植被种群遥感监测方法,为沉水植被种群遥感监测探索了一条新路。

(4) 水生植被生物量监测

水生植被由于部分或者全部植株生长在水面以下,生物量遥感监测有很大难度。早期的水生植被生物量遥感估算,大多是简单利用卫星影像可见光波段与生物量进行统计回归,开展生物量监测制图(Yadav et al, 2017)。考虑到植被指数相比单波段在水生植被参数反演方面更具优势,利用植被指数提取生物量逐渐成为主流(Bendig et al, 2015)。Bartile等(2010)构建了基于SPOT卫星数据的NDVI与水草生物量之间的经验关系,对Bourgneuf海湾的优势种海藻生物量空间分布制图;Phinn等(2008)通过构建遥感植被指数(RVI和NDVI)与生物量的经验关系,分别评价和比较了不同传感器(Quickbird-2, Landsat-5和CASI-2)对水生植被生物量的监测精度等。另外,通过遥感图像变换方法(如主成分分析和缨帽变换等)得到新的变量用于构建模型。近年来,随着遥感技术和分析方法的发展,学者越来越关注水生植被生物量等生化参数的光谱传输机理,并尝试通过低空高光谱遥感和雷达数据研究水生植被结构和组成与遥感光谱响应特征,尝试利

用多源数据相结合开展水生植被生物量遥感和监测。

2.2.3 水面变化

流域上湖泊、水库等水体很容易受气候变化和人类活动的影响,水面面积可能发生较大的变化。因此,水面面积经常被选做指示环境变化的因子,比如在青藏高原等气候敏感区(Zhang et al, 2019),湖泊水面面积受暖湿气候的影响普遍在增大;而在另一些地区,由于人类对水资源和土地的不断索取,世界上许多大的盐湖以及中国长江中下游湖泊等都出现退化(Ma et al, 2010)。水体在提取过程中,由于其强吸收特性,在近红外及更长波段反射率比陆地植被等明显偏低。因此,通常利用近红外等单波段,或者与可见光波段组合的光谱指数提取水体(Feyisa et al, 2014):

$$\begin{cases} \text{Water, if } SI \leq T_0 \\ \text{Land, if } SI > T_0 \end{cases} \quad (5)$$

式中: T_0 是用户自定义的阈值; SI 是光谱指数。NDVI虽然主要是用于植被信息提取,但发现其也可以用于提取水体,特别是 T_0 为0时可以有效提取周边是干燥土壤或者植被的水体。但是,有研究者指出NDVI<0时,大陆表面也可以指示雪、云或裸露的土地。实际上,不管是NDVI,还是波段比值等指数算法,只是抑制非水特征,但不能将其去除。McFeeters (1996)借鉴NDVI指数,提出了专门的水体提取指数NDWI(normalized difference water index):

$$NDWI = (R_{\text{GREEN}} - R_{\text{NIR}}) / (R_{\text{GREEN}} + R_{\text{NIR}}) \quad (6)$$

当NDWI>0时,被认为是水体。实际上,当水体具有相似的物理和化学条件时,这些指数是有效的;但在跨流域面向更广阔的区域和复杂的自然地理环境时,就会产生新的问题。特别是背景土地覆盖的低反照率地区,比如城市沥青路面,山区、建筑物和云层的阴影区域(Feyisa et al, 2014),以及特殊区域,如青藏高原的冰湖(Li et al, 2012)等,因为太阳方位角和卫星观测几何的影响,青藏高原的冰湖会受到山体阴影的影响而出现水体误判、漏判和错判的问题,这种山体阴影影响下的水分类准确度问题可能尤其突出。幸运的是,随着人工智能AI技术的发展和大数据处理能力的提高,水体的遥感提取问题已经在全球尺度上得到很大程度解决。2016年,Pekel等(2016)在Nature上发表了基于Landsat系列影像的全球地表水体分布论文(1984—2015年),并在网站上进行了数据共享(<https://global-sur->

face-water.appspot.com/)。张国庆等也利用 Landsat 等数据对中国 1960 年代—2015 年湖泊水面面积变化进行了提取和分析(Zhang et al, 2019)。

3 研究展望

3.1 构建专门面向流域水环境的卫星遥感观测体系和系统框架

流域水环境遥感面向的对象复杂,既有大型湖泊,也有小型湖、库,还有连续的河流;观测的参数多,既包括传统的水色和水质参数,还有更多的水环境参数;要求的观测时间频率高,基本 1 天 1 次,甚至 1 天几次最好。这对现有的卫星遥感体系提出了巨大的挑战,亟需发展具备高、中空间分辨率、高重访周期、高光谱和高信噪比等性能,面向流域水环境监测的专门卫星。同时,可以通过构建小卫星群,结合无人机和无人船等,以及在线浮标和岸基视频等更多的观测手段,形成全方位、多尺度的流域遥感信息天-空-地立体获取能力,实现全流域水环境变化动态监测。

随着对地观测技术的发展,人类对流域的综合观测能力显著提高,遥感数据呈现出明显的“大数据”特征,科学范式开始从模型驱动向数据驱动发生转变(郭华东等, 2014)。但是,现有的数据处理能力还停留在针对单一传感器、单要素的水平,对遥感数据的利用率低,处理速度慢,海量的数据得不到有效利用,却占用有限的存储空间,甚至造成某种程度上的“数据灾难”(李德仁等, 2014)。因此,必须有效利用目前出现的智能算法和云计算等先进技术,加强遥感大数据的处理、分析和挖掘能力建设,加快系统集成和应用开发,将遥感大数据转化成流域水环境关键参数信息和产品,为流域地理学发展服务。

3.2 开展全流域统筹的水环境遥感监测和模拟研究

目前湖泊和河流水环境污染严重,但其问题根源出在流域上。通俗地讲,“问题表现在水里,根子是在岸上”。目前中国推行的水环境保护的主要制度“河长制”“湖长制”,其核心思想就是管住污染物的来源问题。但是,要管住污染源,不仅要了解污染源位置和排放量,还要清楚污染物的输移过程。目前的流域水环境遥感工作,实际上主要是针对湖泊、水库等水面面积较大的水体开展,河流水体的遥感监测工作鲜有报道,具有全流域视角的水环境

遥感监测工作更是欠缺。这些都对流域水环境的治理产生了很大的障碍。

随着卫星、无人机、岸基视频和手机摄像头等不同观测手段的快速发展,亟需建立流域尺度河流-湖泊一体化的水环境智能化监控技术体系,结合水质、水动力、水生态等模型,解析不同来源污染物总量,进行基于生态功能分区的污染物分类分区核算,确定基于目标水质和水生态健康的流域环境容量,提出与流域生态系统、水雨情、水文过程相适应的污染物削减空间分配方案,优化土地利用、强化水资源配置、推进产业结构转型升级,实现融水源涵养、水质目标管理、污染削减方案制定、水源地保护和供水安全保障等一体化综合管控。

3.3 加强流域水体碳循环遥感研究

作为气候变化的响应器,湖泊、水库和河流等淡水生态系统碳通量研究,已成为当前全球碳循环研究的前沿和热点问题。虽然内陆湖泊等水体面积远小于海洋,但其生态系统生产力很高,且与陆地生态系统物质、能量和信息交换强烈,是全球碳循环的重要组成部分(宋金明, 2008),相关成果近几年连续发表在 *Science*、*Nature*、*PNAS* 等国际权威杂志上(Bastviken et al, 2011; Raymond et al, 2013; Butman et al, 2016)。但是,目前流域、大洲和全球尺度水体碳通量估算都存在数据不一致等问题(DelSontro et al, 2018);如全球内陆水体碳通量从 $0.63 \text{ Pg} \cdot \text{a}^{-1}$ 变化到 $3.88 \text{ Pg} \cdot \text{a}^{-1}$,差异可达到 5 倍多(Tranvik et al, 2009)。这些不确定性,对于准确评估内陆水体碳收支和预测大气温室气体浓度未来变化趋势产生了较大影响。

数据不一致的一个主要原因就是数据观测的时空尺度不一致,未考虑水体碳的季节、空间等时空差异。卫星遥感快捷、大范围和周期性的特点,为内陆水体碳通量研究提供了更好的研究手段。实际上,内陆水体碳通量与水体面积、富营养化程度、初级生产力以及叶绿素 a、DOC、POC 浓度等紧密相关(Raymond et al, 2013; DelSontro et al, 2018; Lohrenz et al, 2018);这些因子均可通过卫星遥感手段大面积、精确、快捷获取,为水体碳通量由“点”到“面”的尺度上推提供可能,也为准确评估区域乃至全球尺度上水体碳通量提供新途径。因此,未来要加大水体不同形态碳与水环境遥感参数关系和机理研究,为实现更为精确的流域和全球碳通量估算服务。

参考文献(References)

- 房旭, 段洪涛, 曹志刚, 等. 2018. 基于多源卫星数据的小型水体蓝藻水华联合监测研究: 以天津于桥水库为例 [J]. 湖泊科学, 30(4): 967-978. [Fang X, Duan H T, Cao Z G, et al. 2018. Remote monitoring of cyanobacterial blooms using multi-source satellite data: A case of Yuqiao Reservoir, Tianjin. *Journal of Lake Science*, 30(4): 967-978.]
- 郭华东, 王力哲, 陈方, 等. 2014. 科学大数据与数字地球 [J]. 科学通报, 59(12): 1047-1054. [Guo H D, Wang L Z, Chen F, et al. 2014. Scientific big data and digital Earth. *Chinese Science Bulletin*, 59(12): 1047-1054.]
- 何贤强, 唐军武, 白雁, 等. 2009. 2003年春季长江口海域黑水现象研究 [J]. 海洋学报, 31(3): 30-38. [He X Q, Tang J W, Bai Y, et al. 2009. The black water around the Changjiang estuary in China in the spring of 2003. *Acta Oceanologica Sinica*, 31(3): 30-38.]
- 《环境科学大辞典》编委会主编. 2008. 环境科学大辞典 [M]. 北京: 中国环境科学出版社. [Editorial Committee of *Dictionary of Environmental Science*. 2008. *Dictionary of environment science*. Beijing, China: Environmental Science Press.]
- 贾绍凤, 姜文来, 沈大军, 等. 2006. 水资源经济学 [M]. 北京: 中国水利水电出版社. [Jia S F, Jiang E L, Shen D J, et al. 2006. *Science of water resource economic*. Beijing, China: China Water & Power Press.]
- 李德仁, 张良培, 夏桂松. 2014. 遥感大数据自动分析与数据挖掘 [J]. 测绘学报, 43(12): 1211-1216. [Li D R, Zhang L P, Xia G S. 2014. Automatic analysis and mining of remote sensing big data. *Acta Geodactica et Cartographica Sinica*, 43(12): 1211-1216.]
- 李佐琛, 段洪涛, 申秋实, 等. 2015. 藻源性湖泛发生过程CDOM变化对水色的影响 [J]. 湖泊科学, 27(4): 616-622. [Li Z C, Duan H T, Shen Q S, et al. 2015. The changes of water color induced by chromophoric dissolved organic matter (CDOM) during the formation of black blooms. *Journal of Lake Science*, 27(4): 616-622.]
- 刘国锋, 钟继承, 何俊, 等. 2009. 太湖竺山湾藻华黑水团区沉积物中Fe、S、P的含量及其形态变化 [J]. 环境科学, 30(9): 2520-2526. [Liu G F, Zhong J C, He J, et al. 2009. Effects of black spots of dead-cyanobacterial mats on Fe-S-P cycling in sediments of Zhushan Bay, Lake Taihu. *Environment Science*, 30(9): 2520-2526.]
- 马荣华, 杨桂山, 段洪涛, 等. 2011. 中国湖泊的数量、面积与空间分布 [J]. 中国科学(地球科学), 41(3): 394-401. [Ma R H, Yang G H, Duan H T, et al. 2011. China's lakes at present: Number, area and spatial distribution. *Scientia Sinica Terrae*, 41(3): 394-401.]
- 马荣华, 张玉超, 段洪涛. 2016. 非传统湖泊水色遥感的现状与发展 [J]. 湖泊科学, 28(2): 237-245. [Ma R H, Zhang Y C, Duan H T. 2016. The status and development of the non-traditional lake water color remote sensing. *Journal of Lake Science*, 28(2): 237-245.]
- 宋国君. 2008. 环境政策分析 [M]. 北京: 化学工业出版社. [Song G J. 2008. *Environmental Policy Analysis*. Beijing, China: Chemical Industry Press.]
- 宋金明. 2008. 中国近海与湖泊碳的生物地球化学 [M]. 北京: 科学出版社. [Song J M. 2008. *Biogeochemistry of carbon in China's coastal and lakes*. Beijing, China: Science Press.]
- 孙天琳, 赵云升, 梁壬凤, 等. 2012. 水生植物与水体混合像元的反射高光谱特征分析 [J]. 光谱学与光谱分析, 32(2): 449-452. [Sun T L, Zhao Y S, Liang R F, et al. 2012. Study on the reflected and hyperspectral mixed-pixel character of aquatic plants and water. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 32(2): 449-452.]
- 王资峰. 2010. 中国流域水环境管理体制研究 [D]. 北京: 中国人民大学. [Wang Z F. 2010. *Study on river basin water environment management system of China*. Beijing, China: Renmin University of China.]
- 杨桂山, 马荣华, 张路, 等. 2010. 中国湖泊现状及面临的重大问题与保护策略 [J]. 湖泊科学, 22(6): 799-810. [Yang G S, Ma R H, Zhang L, et al. 2010. Lake status, major problems and protection strategy in China. *Journal of Lake Science*, 22(6): 799-810.]
- 邹维娜, 张利权, 袁琳. 2014. 基于光谱特征的沉水植物种类识别研究 [J]. 华东师范大学学报(自然科学版), (4): 132-140. [Zou W N, Zhang L Q, Yuan L. 2014. Study on species identification of submerged aquatic vegetation based on spectral characteristics. *Journal of East China Normal University (Natural Science)*, (4): 132-140.]
- Barillé L, Robin M, Harin N, et al. 2010. Increase in seagrass distribution at Bourgneuf Bay (France) detected by spatial remote sensing [J]. *Aquatic Botany*, 92(3): 185-194.
- Bastviken D, Tranvik L, Downing J A, et al. 2011. Freshwater methane emissions offset the continental carbon sink [J]. *Science*, 331: 50-50.
- Bendig J, Yu K, Aasen H, et al. 2015. Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 39: 79-87.
- Berthon J F, Zibordi G. 2010. Optically black waters in the northern Baltic Sea [J]. *Geophysical Research Letters*, 37(9): 232-256.
- Butman D, Stackpoole S, Stets E, et al. 2016. Aquatic carbon cycling in the conterminous United States and implications

- for terrestrial carbon accounting [J]. PNAS, 113(1): 58-63.
- Cao Z, Duan H, Feng L, et al. 2017. Climate- and human-induced changes in suspended particulate matter over Lake Hongze on short and long timescales [J]. Remote Sensing of Environment, 192: 98-113.
- DelSontro T, Beaulieu J J, Downing J A. 2018. Greenhouse gas emissions from lakes and impoundments: Upscaling in the face of global change [J]. Limnology and Oceanography Letters, 3(3): 64-75.
- Diaz R J, Rosenberg R. 2008. Spreading dead zones and consequences for marine ecosystems [J]. Science, 321: 926-929.
- Duan H, Feng L, Ma R, et al. 2014. Variability of particulate organic carbon in inland waters observed from MODIS Aqua imagery [J]. Environmental Research Letters, 9: 1-10.
- Duan H, Loiselle S A, Li Z, et al. 2016. A new insight into black blooms: Synergies between optical and chemical factors [J]. Estuarine, Coastal and Shelf Science, 175: 118-125.
- Duan H, Ma R, Hu C. 2012. Evaluation of remote sensing algorithms for cyanobacterial pigment retrievals during spring bloom formation in several lakes of East China [J]. Remote Sensing of Environment, 126: 126-135.
- Duan H, Ma R, Xu X, et al. 2009. Two-decade reconstruction of algal blooms in China's Lake Taihu [J]. Environmental Science & Technology, 43(10): 3522-3528.
- Duan H, Tao M, Loiselle S A, et al. 2017. MODIS observations of cyanobacterial risks in a eutrophic lake: Implications for long-term safety evaluation in drinking-water source [J]. Water Research, 122: 455-470.
- Feyisa G L, Meilby H, Fensholt R, et al. 2014. Automated water extraction index: A new technique for surface water mapping using Landsat imagery [J]. Remote Sensing of Environment, 140: 23-35.
- Fichot C, Benner R. 2011. A novel method to estimate DOC concentrations from CDOM absorption coefficients in coastal waters [J]. Geophysical Research Letters, 38: 1-5.
- Frappart F, Papa F, Güntner A, et al. 2011. Satellite-based estimates of groundwater storage variations in large drainage basins with extensive floodplains [J]. Remote Sensing of Environment, 115(6): 1588-1594.
- Giardino C, Bresciani M, Valentini E, et al. 2015. Airborne hyperspectral data to assess suspended particulate matter and aquatic vegetation in a shallow and turbid lake [J]. Remote Sensing of Environment, 157: 48-57.
- Gitelson A A, Dall'Olmo G, Moses W, et al. 2008. A simple semi-analytical model for remote estimation of chlorophyll-a in turbid waters: Validation [J]. Remote Sensing of Environment, 112(9): 3582-3593.
- Gons H J. 1999. Optical teledetection of chlorophyll a in turbid inland waters [J]. Environmental Science & Technology, 33(7): 1127-1132.
- Gons H J, Auer M T, Effler S W. 2008. MERIS satellite chlorophyll mapping of oligotrophic and eutrophic waters in the Laurentian Great Lakes [J]. Remote Sensing of Environment, 112(11): 4098-4106.
- Gordon H R, Brown O B, Evans R H, et al. 1988. A semianalytic radiance model of ocean color [J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 93(D9): 10909-10924.
- Gordon H R, Wang M. 1994. Retrieval of water-leaving radiance and aerosol optical thickness over the oceans with SeaWiFS: A preliminary algorithm [J]. Applied Optics, 33(3): 443-452.
- Griffin C G, McClelland J W, Frey K E, et al. 2018. Quantifying CDOM and DOC in major Arctic rivers during ice-free conditions using Landsat TM and ETM+ data [J]. Remote Sensing of Environment, 209: 395-409.
- Hu C, Feng L, Lee Z, et al. 2012. Dynamic range and sensitivity requirements of satellite ocean color sensors: Learning from the past [J]. Applied Optics, 51(25): 6045-6062.
- Hu C, Lee Z, Franz B. 2012. Chlorophyll algorithms for oligotrophic oceans: A novel approach based on three-band reflectance difference [J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 117: 1-25.
- Hu C, Lee Z, Ma R, et al. 2010. Moderate resolution imaging spectroradiometer (MODIS) observations of cyanobacteria blooms in Taihu Lake, China [J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 115: 1-20.
- Hu C. 2009. A novel ocean color index to detect floating algae in the global oceans [J]. Remote Sensing of Environment, 113(10): 2118-2129.
- Hunter P D, Tyler A N, Gilvear D J, et al. 2009. Using remote sensing to aid the assessment of human health risks from blooms of potentially toxic cyanobacteria [J]. Environmental Science & Technology, 43(7): 2627-2633.
- Janssen A B G, Teurlincx S, An S, et al. 2014. Alternative stable states in large shallow lakes [J]. Journal of Great Lakes Research, 40(4): 813-826.
- Jiang G, Ma R, Loiselle S A, et al. 2015. Remote sensing of particulate organic carbon dynamics in a eutrophic lake (Taihu Lake, China) [J]. Science of the Total Environment, 532: 245-254.
- Knaeps E, Ruddick K G, Doxaran D, et al. 2015. A SWIR based algorithm to retrieve total suspended matter in extremely turbid waters [J]. Remote Sensing of Environment, 168: 66-79.

- Li J, Sheng Y. 2012. An automated scheme for glacial lake dynamics mapping using Landsat imagery and digital elevation models: A case study in the Himalayas [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 33: 5194-5213.
- Li J, Zhang Y, Ma R, et al. 2017. Satellite-based estimation of column-integrated algal biomass in Nongalae bloom conditions: A case study of Lake Chaohu, China [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10: 450-462.
- Liang Q, Zhang Y, Ma R, et al. 2017. A MODIS-based novel method to distinguish surface cyanobacterial scums and aquatic macrophytes in Lake Taihu [J]. *Remote Sensing*, 9 (2): 133. doi: 10.3390/rs9020133.
- Liu X, Zhang Y, Shi K, et al. 2015. Mapping aquatic vegetation in a large, shallow eutrophic lake: A frequency-based approach using multiple years of MODIS data [J]. *Remote Sensing*, 7(8): 10295-10320. doi: 10.3390/rs70810295.
- Lohrenz S E, Cai W J, Chakraborty S, et al. 2018. Satellite estimation of coastal $p\text{CO}_2$ and air-sea flux of carbon dioxide in the northern Gulf of Mexico [J]. *Remote Sensing of Environment*, 207: 71-83.
- Luo J, Duan H, Ma R, et al. 2017. Mapping species of submerged aquatic vegetation with multi-seasonal satellite images and considering life history information [J]. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation*, 57: 154-165.
- Luo J, Li X, Ma R, et al. 2016. Applying remote sensing techniques to monitoring seasonal and interannual changes of aquatic vegetation in Taihu Lake, China [J]. *Ecological Indicators*, 60: 503-513.
- Ma R H, Duan H T, Hu C M, et al. 2010. A half-century of changes in China's lakes: Global warming or human influence? [J]. *Geophysical Research Letters*, doi: 10.1029/2010GL045514.
- McFeeters S K. 1996. The use of the normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 17: 1425-1432.
- Mishra S, Mishra D R. 2012. Normalized difference chlorophyll index: A novel model for remote estimation of chlorophyll-a concentration in turbid productive waters [J]. *Remote Sensing of Environment*, 117: 394-406.
- Mobley C D. 1994. *Light and water: Radiative transfer in natural waters* [M]. Cambridge, USA: Academic Press.
- Morel A, Gentili B. 1991. Diffuse reflectance of oceanic waters: Its dependence on Sun angle as influenced by the molecular scattering contribution [J]. *Applied Optics*, 30(30): 4427-4438.
- Morel A, Prieur L. 1977. Analysis of variations in ocean color [J]. *Limnology and Oceanography*, 22: 709-722.
- Mouw C B, Greb S, Aurin D, et al. 2015. Aquatic color radiometry remote sensing of coastal and inland waters: Challenges and recommendations for future satellite missions [J]. *Remote Sensing of Environment*, 160: 15-30.
- Nechad B, Ruddick K, Park Y. 2010. Calibration and validation of a generic multisensor algorithm for mapping of total suspended matter in turbid waters [J]. *Remote Sensing of Environment*, 114: 854-866.
- Oyama Y, Matsushita B, Fukushima T. 2015. Distinguishing surface cyanobacterial blooms and aquatic macrophytes using Landsat/TM and ETM + shortwave infrared bands [J]. *Remote Sensing of Environment*, 157: 35-47.
- Pekel J F, Cottam A, Gorelick N, et al. 2016. High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes [J]. *Nature*, 540: 418-422.
- Phinn S, Roelfsema C, Dekker A, et al. 2008. Mapping seagrass species, cover and biomass in shallow waters: An assessment of satellite multi-spectral and airborne hyperspectral imaging systems in Moreton Bay (Australia) [J]. *Remote Sensing of Environment*, 112: 3413-3425.
- Pu R, Meyer C, Baggett L, et al. 2012. Mapping and assessing seagrass along the western coast of Florida using Landsat TM and EO-1 ALI/Hyperion imagery [J]. *Estuarine Coastal & Shelf Science*, 115(1): 234-245.
- Qi L, Hu C, Duan H, et al. 2014a. A novel MERIS algorithm to derive cyanobacterial phycocyanin pigment concentrations in a eutrophic lake: Theoretical basis and practical considerations [J]. *Remote Sensing of Environment*, 154: 298-317.
- Qi L, Hu C, Duan H, et al. 2014b. An EOF-based algorithm to estimate chlorophyll a concentrations in Taihu Lake from MODIS land-band measurements: Implications for near real-time applications and forecasting models [J]. *Remote Sensing*, 6(11): 10694-10715. doi: 10.3390/rs61110694.
- Radomski P, Perleberg D. 2012. Application of a versatile aquatic macrophyte integrity index for Minnesota lakes [J]. *Ecological Indicators*, 20(3): 252-268.
- Raymond P A, Hartmann J, Lauerwald R, et al. 2013. Global carbon dioxide emissions from inland waters [J]. *Nature*, 503: 355-359.
- Simis S G H, Peters S W M, Gons H J. 2005. Remote sensing of the cyanobacterial pigment phycocyanin in turbid inland water [J]. *Limnology and Oceanography* 50: 237-245.
- Soana E, Naldi M, Bartoli M. 2012. Effects of increasing organic matter loads on pore water features of vegetated (*Valisneria spiralis* L.) and plant-free sediments [J]. *Ecologi-*

- cal Engineering, 47:141-145.
- Son Y B, Gardner W D, Mishonov A V, et al. 2009. Multispectral remote-sensing algorithms for particulate organic carbon (POC): The Gulf of Mexico [J]. *Remote Sensing of Environment*, 113: 50-61.
- Song K, Li L, Li S, et al. 2013. Using partial least squares-artificial neural network for inversion of inland water chlorophyll-a [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 52(2): 1502-1517.
- Tranvik L J, Downing J A, Cotner J B, et al. 2009. Lakes and reservoirs as regulators of carbon cycling and climate [J]. *Limnology and Oceanography*, 54: 2298-2314.
- Villa P, Bresciani M, Bolpagni R, et al. 2015. A rule-based approach for mapping macrophyte communities using multi-temporal aquatic vegetation indices [J]. *Remote Sensing of Environment*, 171: 218-233.
- Wang M. 2007. Remote sensing of the ocean contributions from ultraviolet to near-infrared using the shortwave infrared bands: Simulations [J]. *Applied Optics*, 46: 1535-1547.
- Xu J P, Zhao D Z. 2014. Review of coral reef ecosystem remote sensing [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 34(1): 19-25.
- Xue K, Zhang Y, Duan H, et al. 2015. A remote sensing approach to estimate vertical profile classes of phytoplankton in a eutrophic lake [J]. *Remote Sensing*, 7(11): 14403-14427. doi: 10.3390/rs71114403.
- Yadav S, Yoneda M, Susaki J, et al. 2017. A satellite-based assessment of the distribution and biomass of submerged aquatic vegetation in the optically shallow basin of Lake Biwa [J]. *Remote Sensing*, 9(9): 966. doi: 10.3390/rs9090966.
- Zhang G, Yao T, Chen W, et al. 2019. Regional differences of lake evolution across China during 1960s-2015 and its natural and anthropogenic causes [J]. *Remote Sensing of Environment*, 221: 386-404.
- Zhang Y, Jeppesen E, Liu X, et al. 2017. Global loss of aquatic vegetation in lakes [J]. *Earth-Science Reviews*, 173: 259-265.
- Zhang Y, Ma R, Duan H, et al. 2014. A novel algorithm to estimate algal bloom coverage to subpixel resolution in Lake Taihu [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7: 3060-3068.
- Zhao D, Lv M, Jiang H, et al. 2013. Spatio-temporal variability of aquatic vegetation in Taihu Lake over the past 30 years [J]. *PLoS One*, 8(6): E66365. doi: 10.1371/journal.pone.0066365.
- Zhou G, Niu C, Xu W, et al. 2015. Canopy modeling of aquatic vegetation: A radiative transfer approach [J]. *Remote Sensing of Environment*, 163:186-205.
- Zou W, Yuan L, Zhang L. 2013. Analyzing the spectral response of submerged aquatic vegetation in a eutrophic lake, Shanghai, China [J]. *Ecological Engineering*, 57: 65-71.

Progress in remote sensing of aquatic environments at the watershed scale

DUAN Hongtao, LUO Juhua, CAO Zhigang, XUE Kun, XIAO Qitao, LIU Dong
(Key Laboratory of Watershed Geographic Sciences, Nanjing Institute of Geography and Limnology,
CAS, Nanjing 210008, China)

Abstract: Since ancient times, humans have lived near water, depending on water for survival and progress. There is a close link between the environmental quality of a lake or river basin and human activity, with the role of their ecological services being of vital importance to local communities. As an advanced technology, satellite remote sensing can monitor the spatial dynamics of the current situation, as well as look back to determine the temporal dynamics of aquatic environments. This allows, when combined with modeling, the possibility to project the future situation in order to improve planning and environmental management. Remote sensing can play an irreplaceable role for humans to understand, monitor, and manage basin environments for the present and future generations. This article focuses on the remote sensing of lake and river basins, exploring different research objectives, addressing the basic theoretical framework, analyzing the state-of-the-art in Chinese and international research programs, and pointing to priorities for future development.

Keywords: water color remote sensing; water quality remote sensing; aquatic remote sensing; watershed geographic sciences; inland water; satellite remote sensing; review