

# 长时序大范围内陆水体光学遥感研究进展

张兵<sup>1,2</sup>, 李俊生<sup>1,3</sup>, 申茜<sup>1</sup>, 吴艳红<sup>1,3</sup>, 张方方<sup>1</sup>, 王胜蕾<sup>1</sup>, 姚月<sup>1</sup>,  
郭立男<sup>1,2</sup>, 殷子瑶<sup>1,2</sup>

1. 中国科学院空天信息创新研究院 数字地球重点实验室, 北京 100094;

2. 中国科学院大学 资源与环境学院, 北京 100049;

3. 中国科学院大学 电子电气与通信工程学院, 北京 100049

**摘要:** 地球表面的江河、湖泊和水库等内陆水体是水资源的主要组成部分, 由气候变化和人类活动所引起的内陆水体分布和水质时空变化等问题已成为各国科学家和政府关注的热点。相比常规实地采样监测手段, 卫星遥感在长时序、大范围内陆水体监测方面具有重要优势。受到海洋水色遥感理论和方法的推动, 同时也得益于内陆水体光学特性数据的不断积累, 近年来内陆水体光学遥感研究取得了很大的进展, 已经从典型研究区的典型算法实验性研究, 拓展到长时序、大范围水体产品生产; 从水色遥感算法的科学研究, 发展到内陆水体参量时空变化分析和水环境监管决策支持方面。尤其是在水体分布提取、水体遥感数据大气校正、叶绿素a浓度反演、水体颜色监测、浑浊程度监测、营养状态评价、黑臭水体监测、湖冰监测等方面都已经取得了重要进展, 形成了一些面向长时序、大范围内陆水体的光学遥感产品。未来, 为了进一步提高内陆水体光学遥感的应用效果, 需要进一步加强不同类型内陆水体光学特性数据获取和分析工作, 完善面向长时序、大范围内陆水体的水色遥感算法。此外, 有必要发射面向内陆水体监测的卫星星座, 或者在通用陆地卫星星座遥感器设计中兼顾内陆水体的应用需求, 从数据源上解决内陆水体光学遥感面临的问题。

**关键词:** 内陆水体, 水色遥感, 长时序, 大范围, 光学遥感

**引用格式:** 张兵, 李俊生, 申茜, 吴艳红, 张方方, 王胜蕾, 姚月, 郭立男, 殷子瑶. 2021. 长时序大范围内陆水体光学遥感研究进展. 遥感学报, 25(1): 37-52

Zhang B, Li J S, Shen Q, Wu Y H, Zhang F F, Wang S L, Yao Y, Guo L N and Yin Z Y. 2021. Recent research progress on long time series and large scale optical remote sensing of inland water. National Remote Sensing Bulletin, 25(1): 37-52 [DOI: 10.11834/jrs.20210570]

## 1 引言

内陆水体, 包括地球表面的江河、湖泊和水库等水体, 是水资源的主要组成部分, 关系到人类生活、生态环境保护以及社会经济可持续发展。由气候变化和人类活动所引起的内陆水体分布和水质时空变化等问题已成为各国科学家和政府关注的热点, 开展大范围内陆水体环境的长期动态监测具有重要意义。相比常规实地采样监测手段, 卫星遥感在长时序、大范围内陆水体监测方面具有重要优势。基于可见光/近红外光谱波段的光学遥感卫星数量众多且历史悠久, 除了可以监测水体表面信息, 还能够穿透水面进而获取水中的物

质信息, 因此光学遥感在内陆水体环境监测中发挥着尤其重要的作用。

光学遥感数据监测内陆水体, 主要是利用水体的颜色信息, 因此又被称为水色遥感。早在1972年陆地卫星(Landsat 1)发射以后, 其搭载的多光谱扫描仪(MSS)就被应用于内陆水体水质监测中(Kritikos等, 1974)。之后, 各种光学卫星遥感数据被不断应用于内陆水体监测。不过, 早期的内陆水体水色遥感大都是简单的试验光学遥感在内陆水体监测中的适用性, 缺乏系统性的理论研究。直到1979年海岸带水色扫描仪CZCS(Coastal Zone Color Scanner)发射以后, 系统性的海洋水色遥感理论和方法体系逐渐发展起来。尤

收稿日期: 2020-12-10; 预印本: 2020-12-28

基金项目: 国家重点研发计划(编号: 2016YFB0501502); 国家自然科学基金(编号: 42030111, 41971318)

第一作者简介: 张兵, 1969年生, 男, 研究员, 研究方向为高光谱遥感技术与应用。E-mail: zb@radi.ac.cn

其是以1997年发射的海洋观测宽视场传感器SeaWiFS (Sea-viewing Wide Field Sensor) 为代表的第二代海洋水色卫星先后发射以后,促进了海洋水色遥感理论和方法体系的日益成熟,面向光学特性相对简单的大洋水体,可以业务化地生产全球大洋水体水色遥感产品(如叶绿素a等)。

相对于光学特性简单的大洋水体,内陆水体光学特性更加复杂,随区域和季节变化较大,而且缺乏专门面向内陆水体的卫星遥感器,所以内陆水体水色遥感的难度更大。尽管如此,由于受到海洋水色遥感理论和方法的推动,同时也得益于内陆水体光学特性数据的不断积累,近年来内陆水体光学遥感得到了很大的发展,已经发展出越来越多的长时序、大范围内陆水体水色遥感算法和产品,初步展现了光学遥感在长时序大范围内陆水体环境监管和全球变化分析方面的潜力。

本文旨在介绍近年来长时序、大范围内陆水体光学遥感方面的研究进展和发展趋势,包括水体分布提取、水体遥感数据大气校正等关键技术,以及叶绿素a、水体颜色、浑浊程度、营养状态、黑臭水体等重要水色参数遥感监测,还包括面向全球变化研究的湖冰监测。

## 2 水体分布遥感提取

利用光学遥感大范围、长时序、动态监测地表水面积的变化,与常规的地面观测相比,有着突出的优势,是获取水量、水质等参数的基础。传统水体分布提取多采用NDWI (McFeeters, 1996)、MNDWI (Xu, 2006)、AWEI (Feyisa等, 2014)等指数进行阈值分割得到。由于卫星观测角度、卫星高度、光照条件、大气条件、环境噪声等的不同,阈值往往变化较大,很难实现大批量数据的自动化提取(Jain等, 2005; Ji等, 2009; Feyisa等, 2014; Zhang等, 2018)。针对这一问题,Zhang等(2018)发展了基于改进双峰法的水体分布自动化提取方法(MHBM),利用初始阈值或大致的水体矢量边界获取目标水体两倍左右的研究区域内的水体指数灰度直方图,在预先统计的限定阈值区间范围内搜索直方图最小值,实现阈值的自动精确计算,再对水体指数图像进行二次分割实现水体分布的自动化提取。该方法是面向每个目标水体进行独立的阈值优化,降低了统一阈值情况下水体被漏提和误提的概率,并

成功运用于Landsat 8卫星搭载的陆地成像仪OLI (Operational Land Imager) 提取全国18个湖库(Zhang等, 2018)和Terra卫星搭载的中分辨率成像光谱仪MODIS (Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer) 提取全球2058个湖库水体分布(Wang等, 2018)。此外,目前常用的基于机器分类的水体提取的方法主要包括最大似然算法(ML) (Frazier等, 2000; Nashait等, 2020), 决策树(Du等, 2001; Baker等, 2006; Tulbure等, 2016; Nashait等, 2020), 人工神经网络(ANN) (Skakun, 2012; Arati等, 2018), 支持向量机(SVM) (Zhang等, 2013; Aung等, 2018; Qin等, 2019)和随机森林(RF) (饶品增等, 2019)等。其中Qin等(2019)和Nashait等(2020)的研究均表明随机森林相比于其他方法在水体提取中具有更好的表现。

近年来,许多机构和学者生产了全球范围的水体分布数据集。Verpoorter等(2014)基于Landsat数据、地形指标及MODIS水面掩膜生产了0.5弧秒分辨率的全球水体数据(GLOWABO)。Feng等(2016)基于Landsat地表反射率,地形指数以及粗分辨率水面掩膜,使用自动算法生成了全球分辨率30 m的内陆地表水数据集(GLCF GIW),该数据集确定了全球365万 $\text{km}^2$ 的内陆水。Yamazaki等(2015)生产的G3WBM数据产品采用Xu(2006)提出的修正归一化差异水指数(MNDWI),处理全球范围内多时相的Landsat GLS数据获取水体,并以3弧秒分辨率计算了水体出现的频次,将永久性水体和暂时被水体覆盖的区域分开。G3WBM在全球内陆地区确定了325万 $\text{km}^2$ 的永久水体,而全球临时性水覆盖区域的总面积为50万 $\text{km}^2$ (约占全球永久水体面积的15%)。Yamazaki等(2015)使用多个指标和阈值生成了1弧秒分辨率的G1WBM产品。欧盟委员会联合研究中心JRC (European Commission's Joint Research Centre) 基于1984年—2018年每月Landsat数据,利用专家系统提取水体分布,生产JRC-GSW水体分布产品(Pekel等, 2016),该产品应用广泛,但存在由Landsat 7故障等原因导致的数据缺失情况。Pickens等(2020)基于Landsat 5, 7, 8数据利用分类决策树方法构建了覆盖全球293 ( $\pm 9$ )万 $\text{km}^2$ 的1999年—2018年内陆水体分布时间序列。

水体分布遥感提取受水中悬浮泥沙、水面浮

冰、水深等水体自身因素影响,以及云阴影和山体阴影等环境因素影响,使得水体分布自动提取算法的普适性依然有待提高。此外,对水体分布遥感提取的精度评估尚未在国际上形成统一的评价标准和体系,也限制了不同水体分布数据集的对比。

### 3 水体影像大气校正

光学遥感卫星接收的信号中大部分是大气散射和水面镜面反射的信号,而包含水体中各种物质吸收和散射作用的离水辐射只占很小的一部分(Wang, 2010)。为了获取离水辐射信息,需要对光学遥感影像进行精确的大气校正,计算离水反射率或者遥感反射率。

传统的水体大气校正算法主要是面向清洁大洋水体的近红外算法(Gordon和Wang, 1994)及其改进算法(Ruddick, 2000; Hu等, 2000),以及后来面向浑浊近岸和内陆水体的短波红外算法(Wang和Shi, 2007; Wang, 2007)。这些大气校正算法被集成到NASA水色遥感处理软件SeaDAS(SeaWiFS Data Analysis System)中,可以用于SeaWiFS、MODIS、VIIRS(Visible Infrared Imaging Radiometer Suite)、GOCI(Geostationary Ocean Color Imager)等海洋水色卫星和Landsat TM/ETM+/OLI、Sentinel-2 MSI(MultiSpectral Instrument)等陆地卫星的水体数据大气校正(Gordon和Wang, 1994; Wang和Shi, 2007)。此外,基于类似原理的算法还被集成到Acolite软件中(Vanhellemont和Ruddick, 2014, 2015, 2016),实现了Landsat TM/ETM+/OLI、Sentinel-2 MSI等陆地卫星的水体数据大气校正。这些大气校正算法及软件已经被应用于一些内陆水体长时序遥感数据大气校正,包括应用于2000年—2008年太湖的Aqua MODIS数据(Wang等, 2011),2000年—2015年太湖的Terra MODIS数据(Li等, 2017),以及1985年—2019年官厅水库的Landsat TM/ETM+/OLI数据(Zhang等, 2020)等。

欧空局发射的面向近岸和内陆水体应用的水色遥感器MERIS(Medium Resolution Imaging Spectrometer)和OLCI(Ocean and Land Colour Instrument)具有丰富的可见光到近红外的波段,但是缺少短波红外波段。欧空局针对其特点开发了基于神经网络的大气校正算法(Schiller和

Doerffer, 1999; Doerffer和Schiller, 2007),集成于SNAP软件的CR2CC模块,并生产了海洋和大型内陆水体的离水辐射产品。这些离水辐射产品已经被应用于一些内陆水体长时序水质参数反演中,包括基于MERIS反演2003年—2011年太湖叶绿素a浓度(Zhang和Pavelsky, 2019),以及基于OLCI反演中国118个湖泊悬浮物浓度(Xue等, 2020)。此外,最初为MERIS遥感器开发的基于光谱匹配的水体影像大气校正算法Polymer也可以用于MERIS、OLCI、MSI、SeaWiFS、MODIS、VIIRS、GOCI等遥感器数据(Steinmetz等, 2011),并且已经在波罗的海、西英吉利海峡和其他几个小湖进行了检验和应用(Warren等, 2019)。

大气中的主要成分包括大气分子(氮气、氧气等)和气溶胶(尘埃、烟雾等),大气校正主要是进行大气分子散射(也称瑞利散射)和气溶胶散射(也称米散射)校正。由于内陆水体光学特性复杂,而且内陆水体上方的气溶胶成分也很复杂,各种水体大气校正算法都有其局限性。一些研究尝试不进行完整的大气校正,只进行相对容易计算的瑞利散射校正。一些研究表明使用波段差值模型的水质监测算法可以降低没有进行气溶胶散射校正的影响。Hu等(2009)使用太湖MODIS瑞利散射校正产品构建漂浮藻类指数(FAI),提取了2000年—2008年太湖蓝藻水华分布(Hu等, 2010);Feng等(2018, 2019)计算MODIS瑞利散射校正产品,并减去1240 nm波段进行气溶胶残余信号校正,进而反演了2003年—2016年长江中下游50个大型湖泊透明度产品;Cao等(2020)使用Landsat OLI瑞利散射校正产品,并减去2201 nm波段进行校正,进而反演了2013年—2018年中国东部605个湖泊叶绿素a浓度产品。

TM/OLI、MSI、MODIS(1—7波段)等陆地遥感器都由官方发布了地表反射率产品,相比离水辐射产品,地表反射率未考虑水面天空光镜面反射的影响,不过经过波段差值等校正处理,也被成功应用于一些长时序大范围内陆水体水质监测中。Zhang等(2011)将MODIS地表反射率产品进行均值—标准差的归一化处理,并应用于反演2006年—2008年太湖水体叶绿素a浓度;Wang等(2016)对MODIS地表反射率产品减去近红外和短波红外波段最小值进行校正,应用于2012年全球

大型湖库水体营养状态评价 (Wang 等, 2018) 和 2000 年—2017 年中国大型湖库透明度反演 (Wang 等, 2020)。

虽然离水反射率、瑞利散射校正反射率和地表反射率在长时序、大范围内陆水体遥感应应用中取得了一些成果,但是在光学特性复杂的内陆水体和气溶胶成分复杂的大气条件下,内陆水体光学遥感数据大气校正算法的精度和稳定性仍然有很大的提升空间,尤其是面向那些只有少数几个可见光/近红外宽波段的陆地卫星(如 GF-1、GF-2 等)的水体影像大气校正。

#### 4 叶绿素 a 浓度遥感反演

叶绿素 a 是水体中浮游植物(藻类)最常见的色素,能够表征藻类生物量,反映水体营养状态,具有重要的指示意义。叶绿素 a 对入射到水体中的光具有显著的吸收作用,是影响水体颜色的三种物质之一(另外两种是非藻类悬浮物 and 有色可溶性有机物),被称为水色 3 要素之一 (Morel 和 Prieur, 1977)。

叶绿素 a 浓度反演一直是水色遥感研究的重点。叶绿素 a 浓度反演算法从海洋遥感兴起,如借鉴海洋叶绿素 a 浓度反演的蓝绿波段比值算法 (Gordon 和 Morel, 1983; O' Reilly 等, 1998), 一些研究发展了适用于浑浊内陆水体的红/近红外波段算法、红/绿波段算法等 (Gurlin, 2011; Mishra 和 Mishra, 2012)。以上算法在特定的区域和时间内取得了较好的效果,但是由于内陆水体光学特性随区域和季节变化较大,因此叶绿素 a 反演算法也具有较弱的区域和季节局限性,成为制约长时序、大范围水体叶绿素 a 浓度遥感产品生产和应用的主要瓶颈 (Bao 等, 2015; Zhang 等, 2015)。为了解决该问题,很多学者尝试了先分类后反演的方法(硬分类方法)。该方法将水体分为不同的类型,每一类型采用不同的波段、不同的模型、不同的参数等 (Le 等, 2011)。硬分类方法在一定程度上提高了算法的普适性,但是同一类型内水体仍然有差别,类别边界线两侧采用了不同的算法模型,导致了数值跳跃问题 (Bao 等, 2015; Jackson 等, 2017)。针对这一问题,在硬分类基础上发展了软分类算法,也叫模糊分类算法 (Moore 等, 2009, 2014; Zhang 等, 2015, 2019)。该算法根据水体光谱相似性计算模型权重,并根据权重将多个类型水体最优模型的反演结果进行加权融合,融合后

不仅提高了反演的精度,而且解决了类别边界的数值跳跃问题 (Nazeer 和 Nichol, 2016; Neil 等, 2019)。

以上算法成果部分应用于大范围、长时序水体叶绿素 a 浓度反演与时空变化分析。首先是单一湖库的长时序叶绿素 a 浓度反演和分析方面, Li 等 (2019) 和 Zhang 等 (2019, 2020) 分别采用 MODIS、MERIS、TM/ETM+/OLI 数据反演和分析了太湖、官厅水库的叶绿素 a 浓度的时空变化。然后是大范围区域性内陆水体的叶绿素 a 反演和分析方面,包括 Kuhn 等 (2019) 针对南北美洲的亚马逊河、哥伦比亚河和密西西比河, Soomets 等 (2020) 针对波罗的海东岸 4 个湖泊, Jiang 等 (2020) 针对中国太湖、鄱阳湖、巢湖、石头口门水库、珠江口、大亚湾 6 个水体, Guan 等 (2020) 针对长江中下游 50 个湖泊, Cao 等 (2020) 针对中国东部 605 个自然湖泊, 都发展了区域性内陆水体的叶绿素 a 浓度反演模型。

全球范围内陆水体叶绿素 a 浓度监测已成为水色遥感的前沿方向,有学者进行了该方面的尝试。Neil 等 (2019) 将全球 17 个水体的 2807 个样本数据分为 13 类,并检验了 19 个常用模型在每一类型水体的精度,推荐了每一类型水体的最优模型。Liu 等 (2020a) 利用全球 36 个水体的 2328 个样本数据发展了改进的准分析算法应用于 OLCI 传感数据。Pahlevan 等 (2020) 利用全球实测的 2943 个样本数据构建了基于混合密度网络的深度学习框架,模拟 OLCI 和 MSI 数据,检验了叶绿素 a 浓度反演效果。在遥感器官方产品方面, MODIS 叶绿素 a 产品主要针对大洋水体,在内陆水体缺失严重,而且精度不高。基于神经网络算法的 MERIS 和 OLCI 产品是针对(近岸和内陆) II 类水体研发的,在一些内陆水体具有较高的叶绿素 a 浓度反演精度,但仍需要更大范围的进一步验证 (Schiller 和 Doerffer, 1999; Doerffer 和 Schiller, 2007; Kyrilyuk 和 Kratzer, 2019)。

由于内陆水体光学特性复杂且随区域和季节变化大,面向全球内陆水体的叶绿素 a 浓度反演主要还处在算法研究层面,缺少真正业务化的高精度的全球内陆水体叶绿素 a 遥感反演产品。软分类反演和深度学习是两个具有潜力的方法,但二者都需要大量实测数据的支撑,进一步应用于遥感器自动化生产全球内陆水体叶绿素 a 浓度产品仍然有一些需要攻克的技术难点。

## 5 水体颜色遥感监测

水体颜色是太阳光与水中物质相互作用的结果,与水色要素—叶绿素、悬浮物、有色可溶性有机物的吸收和散射作用密切相关。水体颜色观测在早于卫星时代的近一百年前已经开始,通过福莱尔水色计(Forel-Ule scale)把全球海洋和内陆水体颜色分为了从深蓝到红棕色的21个级别(Wernand等,2013a)。

近些年,一些研究开始利用卫星遥感数据提取以Forel-Ule Index(FUI)和色度角为代表的水体颜色参量(Wang等,2015;Wernand等,2013b;Van der Woerd和Wernand,2015)。FUI指数和色度角对气溶胶扰动和卫星观测条件变化具有一定抗干扰性,并且通过归一化校正模型可以降低或消除不同遥感器波段差异的影响(Van der Woerd和Wernand,2018;Wang等,2018)。一些研究发现FUI指数和色度角能够指示水体的综合水质状况,Garaba等(2015)发现欧洲Elbe河口FUI指数在指示水体透明度和浊度方面具有较大优势;Wang等(2015)发现MODIS提取的太湖水体FUI指数与无机悬浮浓度具有很高的相关性。

基于卫星遥感提取的FUI指数和色度角也被进一步用于长时序大范围水质监测中。Li等(2016)利用MODIS数据分析了中国十大湖泊2000年—2012年的FUI指数变化,并分析了与湖泊水质参数变化的关系,发现FUI指数在指示湖泊透明度方面具有较大潜力。Pitarch等(2019)基于全球海洋水色月气候平均数据集(ESA-OC-CCI v2.0)中的离水反射率产品,从水体光学分类角度,对全球海洋水体进行了基于FUI指数的分类,分析了每一个FUI类别中的水体光学和水质参数特征,论证了基于FUI的水体光学分类的优势及其在海洋水体水质参数遥感反演中的可用性。Wang等(2020)基于MODIS数据生产发布了首个全球1000余个大型湖库遥感FUI指数月度和年度长时序数据集,在此基础上对全球大型湖库水体颜色变化进行了初步时空变化分析。该数据集填补了全球湖库水质遥感数据集空白,有待在全球尺度探索研究湖库水质对气候变化、人类活动、社会经济发展的响应和相互作用机制中发挥重要作用。

水体颜色参量已经成为长时序大范围光学特性复杂水体变化监测的重要切入点。作为水体表面光学量,水体颜色参量与水体固有光学量、水

体水质参数之间的内在关系仍需进一步的研究,以进一步充分发挥水体颜色参量在长时序大范围水体水质监测中的作用和优势。

## 6 水体浑浊程度遥感监测

水体浑浊程度是描述水体光学特性和污染程度的一个重要参数,与水体营养状态和初级生产力存在密切关系(Lee等,2015)。一般来讲,水体浑浊程度的量化指标包括:透明度、浊度、悬浮物浓度。水体透明度,指光线穿透水体的深度,野外测量一般是在水面上将塞氏盘(Secchi disk)逐渐沉入水中,直到消失在监测者的视线之外,从水面到肉眼看不见塞氏盘时的垂直距离称为透明度,又称为塞氏盘深度 $Z_{SD}$ (Secchi disk depth)。浊度是水体浑浊程度的光学散射指标,通过探测水体散射强度确定浊度,通常用来作为水中细质悬浮物浓度的粗略指标。悬浮物是指悬浮在水中的固体物质,包括不溶于水的无机物、有机物、泥沙及微生物等,一般在实验室中通过过滤称重测量得到。

水体透明度的物理理论模型在六十多年之前就已经开始初步建立(Duntley,1952),并于1986年进行了完善,基于水下可见度理论, $Z_{SD}$ 被解释为人眼响应函数加权下的光束衰减系数( $c$ )和下行漫衰减系数( $K_d$ )之和的倒数函数。Lee等(2015)更新了针对 $Z_{SD}$ 的可见度理论中的对比度降低法则,并改进了 $Z_{SD}$ 物理解释模型,提出了基于最佳穿透窗口 $K_d$ 的 $Z_{SD}$ 计算半分析模型。该半分析模型已经被应用于MODIS数据反演中国渤海和青藏高原湖泊水体长时序透明度,经过系统参数校正后应用于MODIS数据反演长江中下游湖泊长时序透明度;还应用于国产高光谱卫星GF-5 AHSI反演多个湖库透明度等,均取得了较好的反演效果(Feng等,2019;Liu等,2020b;Shang等,2016)。需要注意的是,水体漫衰减系数 $K_d$ 一般需要通过半解析算法QAA(Quasi-Analytical Algorithm)计算(Lee等,2002,2013);但是半解析算法应用于光学特性复杂且差别很大的水体时通常表现出较大不确定性(Ren等,2018),因此在长时序大范围湖库透明度的反演应用仍需进一步的参数标定和检验。

Nechad等(2009)基于水体辐射传输模型构建了利用红或近红外单波段的水体浊度半经验反演模型,应用于全球不同区域的近岸水体浊度反

演中 (Dogliotti 等, 2015), 也被应用于长时序的青藏高原湖泊的浊度反演中 (Mi 等, 2019)。但需要注意的是该模型局限在一定的浊度范围 (Dogliotti 等, 2015), 当浊度范围差异较大时通常需要对半经验模型参数进行标定。

近年来, 在长时序、大范围内陆水体浑浊程度遥感监测中, 经验或半经验遥感反演模型发挥重要作用。Hou 等 (2017) 基于 MODIS 数据的红绿波段比值构建了长江中下游湖泊悬浮物浓度反演模型, 并分析了该区域湖泊悬浮物浓度年际变化和季节变化及其变化驱动因素。Song 等 (2020) 基于实测数据与经瑞利散射校正的 Landsat OLI 遥感数据, 构建了基于红蓝波段比值的透明度遥感

估算模型, 实现了 30 m 分辨率全国湖泊透明度遥感反演。Wang 等 (2020) 基于实测数据和水体光学模拟数据, 构建了基于水色指数 FUI 和色度角的水体透明度遥感反演模型, 利用经过离水反射率二次校正的 MODIS 地表反射率数据, 实现了 2000 年—2017 年全国大型湖库透明度时空变化监测 (图 1, 审图号: GS (2020) 4341 号, 发现中国大型湖库透明度在近 20 年间总体有上升趋势, 西部湖库透明度上升明显。Liu 等 (2020c) 构建了基于红绿波段均值的水体透明度反演模型, 并应用于 MODIS 地表反射率数据分析了全国 412 个大中型湖泊 2000 年—2018 年透明度变化, 发现全国湖泊中超过 70% 的湖泊透明度呈上升趋势。

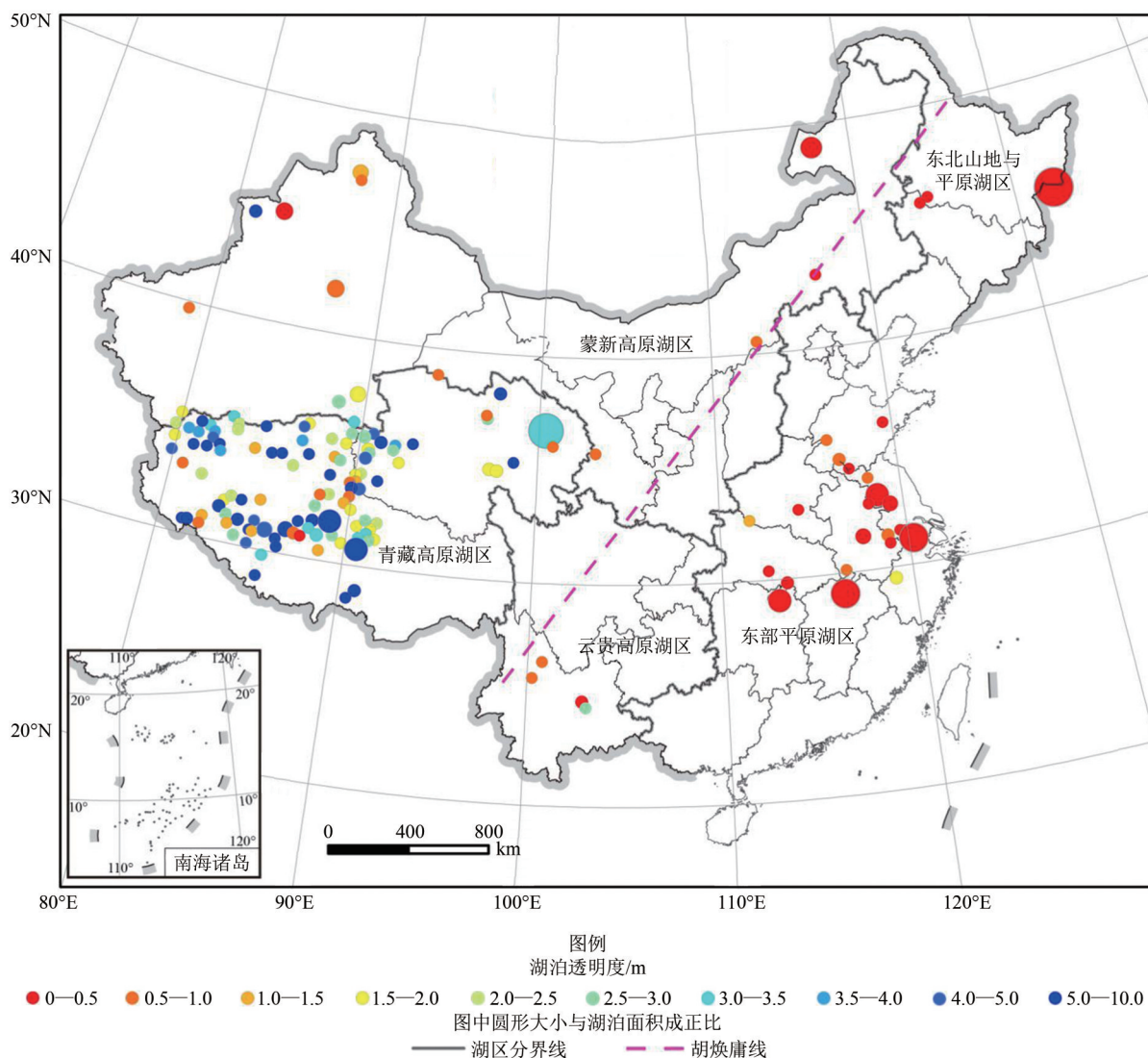


图 1 2000 年—2017 年中国大型湖库夏季平均透明度分布图 (修改自 Wang 等, 2020)

Fig. 1 The climatological mean summer water clarity map of large lakes and reservoirs across China from 2000 to 2017 (Revised from Wang et al., 2020)

内陆水体浑浊程度遥感监测通常只需要利用常用的可见光或近红外波段,对于卫星遥感器波段位置和光谱分辨率的要求相对较低,已经逐步走向业务化应用。目前应用于长时序、大范围水体透明度反演的主要是经验/半经验模型,其反演精度取决于建模样本的分布和精度。未来需要进一步扩展高精度建模样本的范围,进而提高经验/半经验模型的适用性。此外,还需进一步检验半解析算法在长时序、大范围内陆水体透明度反演中的应用效果,并针对遇到的问题进行相应的改进。

## 7 营养状态遥感评价

水体富营养化通常是指随着水中营养物质增多,促使水体中某种或几种藻类以及其它水生生物快速生长和繁殖的现象,湖库水体富营养化已经成为一个全球性环境问题 (Smith, 2003)。水体营养状态评价,是指通过与水体营养状态有关的一系列指标及指标间的相互关系,对水体的营养状态做出判断 (王明翠等, 2002)。常用的评价方法是根据水中某种水质参数含量 (叶绿素 a、透明度、总磷) 计算水体营养状态指数 TSI (Trophic State Index) (Carlson, 1997); 还有综合考虑 5 种水质参数 (叶绿素 a、透明度、总磷、总氮、化学需氧量) 的综合营养状态指数 TLI (comprehensive Trophic Level Index), 已经被中国生态环境部用于评价中国湖库富营养化状况 (金相灿和屠清瑛, 1990)。

基于遥感的水体营养状态评价主要利用叶绿素 a 和透明度遥感反演结果计算营养状态指数 (杨一鹏等, 2007)。近年来随着叶绿素 a 和透明度遥感反演算法的发展, 水体富营养化研究开始扩展到大区域多个湖泊的长时序监测。Olmanson 等 (2008) 基于 Landsat 数据反演的透明度, 评价了明尼苏达州多个湖泊 1985 年—2005 年间的营养状态评价分布和变化情况。Matthews 等 (2014, 2015) 基于 MERIS 数据反演的叶绿素 a 浓度和蓝藻水华, 评价了非洲南部 50 余个湖库 2002 年—2012 年的富营养化及其变化状况 (Matthews, 2014; Matthews 和 Odermatt, 2015)。Guan 等 (2020) 基于 MERIS 和 OLCI 数据利用机器学习算法反演了长江中下游平原地区湖泊叶绿素 a 浓度, 并基于湖泊叶绿素浓度和水华区域对该地区湖泊进行富营养化分类,

结果表明该地区湖泊富营养化发生概率较高,但在近十几年中湖泊富营养化概率总体有下降趋势。

除了利用叶绿素 a 和透明度遥感反演结果, 还有一些研究利用其它水体光学特性评价水体营养状态。Wang 等 (2018) 构建了基于 FUI 水色指数的水体营养状态分级算法, 基于 MODIS 数据首次评价了全球 2000 余个大型湖库水体营养状态。此外, Shi 等 (2019) 基于来自 27 个不同营养状态水体的实测数据, 构建了基于水体吸收系数的营养状态指数 TSI 反演模型, 并应用于 Landsat 8 OLI 图像分析评价了 2013 年—2017 年千岛湖营养状态指数时空变化。

基于光学遥感提取的水色指数或者固有光学量来评价水体营养状态, 实际上还是利用了能够反映水体光学特性和颜色的水质参数, 叶绿素 a 和透明度; 而光学遥感难以直接反演没有明显光学特征、但是可以影响水体营养状态的营养盐等水质参数 (总磷、总氮、化学需氧量)。因此, 如何综合利用多源数据提高水体营养状态的评价精度是未来要解决的问题。

## 8 黑臭水体遥感监测

黑臭水体是指呈现令人不悦的颜色和 (或) 散发令人不适气味的水体黑臭现象 (住房和城乡建设部, 2015)。2015 年中国国务院发布的《水污染防治行动计划》(简称“水十条”) 中提出黑臭水体的治理目标—2030 年城市建成区的黑臭水体总体上得到消除 (国务院, 2015)。2019 年生态环境部印发《农村黑臭水体治理工作指南 (试行)》, 提出农村黑臭水体的排查、治理方案制定和试点示范要求 (生态环境部, 2019)。卫星遥感作为一种大范围的黑臭水体监测手段, 相比传统的地面监测手段具有低成本、覆盖广、速度快等优势, 方便国家从宏观层面客观把握黑臭水体的总体分布和治理效果等情况。

城市黑臭水体遥感监测研究主要集中在某些单个城市, 利用高分卫星影像建立基于可见光光谱特征的黑臭水体识别模型, 包括基于 GF-1 卫星影像数据的水体清洁指数 (WCI) 的太原市黑臭水体模型 (李佳琦等, 2019)、基于实测等效光谱数据色度角—比值指数的上海市黑臭水体模型 (占玲骅, 2019) 等。还有一些研究对比多种黑臭水体监测模型在某个城市的适用性, 例如基于 GF-2

影像对比4种模型在南京市适用性(温爽等, 2018)、基于PlanetScope影像对比5种模型在钦州市适用性(姚焕玫等, 2019)、基于GF-1卫星影像对比4种模型在深圳市适用性(张雪等, 2019)等。

为了开展全国重点城市黑臭水体监测工作, 中国科学院空天信息创新研究院(原遥感与数字地球研究所)及合作团队发展和完善了一些面向多个城市应用的模型, 包括基于水面实测光谱数据CIE-饱和度指数和H指数的北京、长春、沈阳、杭州、无锡、常州市黑臭水体识别模型(曹红业, 2017)、基于GF-1和GF-2卫星影像BOI指数的北京、天津、沈阳、长春、杭州、常州、无锡市黑臭水体识别模型(姚月, 2018)、基于ZY-3、GF-1、GF-2、北京二号和高景一号5种卫星影像BOCI指数的沈阳和北京市黑臭水体分级模型(七珂珂, 2019)等。基于GF-2影像BOI指数模型(姚月等, 2019)和预处理流程(Shen等, 2019)已经应用于全国23个省、直辖市、自治区的63个地级及以上城市的黑臭水体筛查。

基于卫星遥感的黑臭水体监测技术已经在全国黑臭水体筛查和督查中发挥了重要作用, 但是仍然有一些因素限制了在黑臭水体遥感监测的精度和效果。首先, 高分卫星一般只有4个可见光近红外波段, 很难实现面向水体的精确大气校正。为了解决这个问题, 可以考虑未来的高分卫星增加短波红外波段, 方便使用基于短波红外波段的浑浊水体大气校正方法。其次, 农村黑臭水体监测是未来的重点, 农村河流往往更窄, 可以考虑更高空间分辨率的卫星遥感数据。

## 9 湖冰遥感监测

中高纬度和高海拔湖泊表面经常发生湖冰冻结和融化现象, 湖冰隔绝水体与大气之间的能量、动量和物质交换(Vincent, 2009), 影响湖泊水体光学特性、营养物质流动以及湖泊生态系统(Livingstone, 1993)。另外它的变化也影响着运输业、渔业等人类的生产活动。随着过去一个多世纪全球气候变化, 湖泊冻结和融化现象也发生了较大变化(Magnuson等, 2000)。光学遥感数据具有较高的时空分辨率和丰富的光谱信息, 从20世纪70年代开始应用于湖冰监测(陈贤章等, 1995; Duguay等, 2015a), 21世纪后随着数据的不断丰

富, 大范围长时序的湖冰监测逐渐深入(Du等, 2019; Latifovic和Pouliot, 2007), 即使像青藏高原这样过去人类难以到达的地区也可实现湖冰参数的长时序监测(Gou等, 2017; Cai等, 2019)。

光学遥感依赖于冰/雪与水在近红外波段的反射波谱特性差异, 可通过监测湖泊冻结面积(Kropáček等, 2013; U.S. National Ice Center, 2008; Wang等, 2017)获取湖冰物候(魏秋方等, 2010)(湖泊冻结和融化的日期以及结冰期的长短)。美国国家海洋和大气管理局(NOAA)冰雪中心基于目视解译生产了IMS(Ice Mapping System)湖泊冻结面积产品(U.S. National Ice Center, 2008), Duguay等(2015b)利用其4-km产品监测泛北极圈2004年—2014年各地区湖冰物候信息。湖冰物候监测通常对遥感数据的时间分辨率要求较高, 且受云和太阳高度的影响较大。目视解译方法耗时耗力, 自动化的湖冰监测需要解决最优阈值的选择问题。目前自动化的湖冰监测方法主要包括阈值法(Gou等, 2017; Yao等, 2016)和指数法(Cai等, 2019), 常用的数据源主要包括AVHRR(Advanced Very High Resolution Radiometer)(Brown和Duguay, 2010; Chen等, 1995)以及MODIS产品(Chen等, 2018)。Yao等(2016)结合MODIS和Landsat数据利用双波段阈值法发现2000年—2011年可可西里地区湖泊冰期以每年1.91 d的趋势缩短。此外, 湖冰物候作为气候变化的指示剂(Weber等, 2016), 除了通过冻结面积直接获取(Kropáček等, 2013; 王智颖等, 2017), 反射率时间谱(Latifovic和Pouliot, 2007; Weber等, 2016)亦是有效手段之一, 且该方法在一定程度上避开光学遥感中大气条件、云雾等对物候监测的影响, 如Latifovic和Pouliot(2007)基于AVHRR的反射率时间谱监测加拿大湖泊20多年湖冰物候变化的平均误差为4.2 d。

数据源和监测方法的不同, 会为湖冰物候监测结果带来不确定性, Guo等(2018)基于MODIS的3种数据产品, 分别利用冻结面积阈值法、反射率时间谱和表面温度时间谱监测青藏高原2000年—2015年青藏高原湖冰物候, 并分析不同监测结果之间的不确定性, 研究表明利用反射率时间谱监测的湖冰物候不确定性最小。此外根据Guo等(2020)对纳木错湖面的遥感监测和预测, 如果未来气温持续升高2℃, 高原湖泊冻结期可能缩短



60 d以上; Sharma等(2020)研究预测21世纪末北半球会有五千多个湖泊面临不再结冰的可能。

迄今为止,对于遥感监测湖冰物候的定义标准尚未形成统一的共识,在冻结面积阈值法中,以10%为阈值应用最为广泛。在指数法和时间谱中,如何避免单一阈值并充分利用多波段信息是光学遥感监测湖冰的主要发展方向。随着湖冰遥感监测的逐渐深入,单纯利用光学遥感技术监测湖冰参数存在一定局限性,例如云、冬季太阳高度角较低等问题(Drnhfer K和Oppelt N, 2016)。冰厚也是湖冰监测的重要参数(Du等, 2019),但目前对其研究还十分缺乏。考虑到以上两点,光学遥感与主被动微波遥感的融合是未来趋势。另外,现有研究对湖冰监测仍以较大湖泊(>100 km<sup>2</sup>)为主,但小型湖泊对当地气候回馈十分迅速的现象(Zhang和Pavelsky, 2019)在研究中也不可忽略,因此利用更高时空分辨率数据对这些较小湖泊进行遥感监测也是未来要考虑的问题之一。

## 10 结 语

近年来,内陆水体光学遥感研究已经取得了很大的进展,已经从典型研究区的典型算法实验性研究,拓展到长时序、大范围水体产品生产和时空变化分析;已经从水色遥感算法的科学研究,发展到内陆水体参量时空变化地学发现和水环境监管决策支持方面。尤其是在水体分布提取、水体遥感数据大气校正、叶绿素a浓度反演、水体颜色监测、浑浊程度监测、营养状态评价、黑臭水体监测、湖冰监测等方面都已经取得了重要进展,已经产生了一些全球性的内陆水体光学遥感产品。

尽管内陆水体光学遥感已经取得了长足的进展,但是业务化的内陆水体遥感产品生产方面仍然落后于海洋水色遥感。自1997年海洋水色卫星SeaWiFS发射以来,已经形成了业务化的海洋水色遥感产品体系,可以稳定的生产精度较高的海洋水色遥感产品。随着海洋水色卫星的不断发射,进一步发展到多颗海洋水色卫星产品之间的融合处理。而内陆水体水色遥感产品还主要是来源于一些分散的研究,没有形成业务化的高精度的面向全球内陆水体的产品体系。一方面是内陆水体光学特性复杂而且随区域和季节变化大,导致很难构建普适性的高精度的水色遥感模型;另一方

面是缺乏专门面向内陆水体应用的卫星遥感器,目前主要借用海洋水色卫星或陆地卫星。海洋水色卫星空间分辨率低,只能用于大型水体,而且其波段设置也不适用于内陆水体的高精度监测。陆地卫星的波段数量一般较少而且波段宽度一般较宽,不适宜捕捉一些内陆水体光谱特征。

为了进一步提高内陆水体光学遥感的应用效果,需要进一步加强不同类型内陆水体光学特性数据获取和分析工作,在此基础上完善面向长时序、大范围内陆水体的水色遥感算法。此外,未来有必要发射面向内陆水体监测的卫星,或者在陆地卫星中兼顾内陆水体的应用需求。内陆水体中浑浊水体占比很大,有必要包含2个短波红外波段,既可以用于提取水体分布,还可以用于大气校正。红光到红边光谱范围内(625—740 nm)包含一些重要的水色要素的敏感波段,包括藻蓝素的敏感波段(625 nm附近)、悬浮物敏感波段(650 nm附近)、叶绿素a敏感波段(675—705 nm区间)、蓝藻水华敏感波段(740 nm附近)等。有必要在以上光谱范围内(尤其是675—705 nm区间)设置多个光谱比较窄的波段。此外,内陆水体监测一般需要较高的空间分辨率和时间分辨率,遥感影像需要较大的幅宽,考虑到空间分辨率与幅宽互相制约,可以考虑利用多星组网的方式提高时间分辨率。

## 参考文献(References)

- Arati P, Devarati T and Dibyendu D. 2018. Application and comparison of advanced supervised classifiers in extraction of water bodies from remote sensing images. *Sustainable Water Resources Management*, 4(4): 905-919 [DOI: 10.1007/s40899-017-0184-6]
- Aung E M M and Tint T. 2018. Ayeyarwady River Regions detection and extraction system from Google Earth imagery. 2018 IEEE International Conference on Information Communication and Signal Processing (ICICSP). IEEE
- Baker C, Lawrence R, Montagne C and Patten D T. 2006. Mapping wetlands and riparian areas using Landsat ETM+ imagery and decision-tree-based models. *Wetlands*, 26(2): 465-474 [DOI: 10.1672/0277-5212(2006)26[465:MWARAU]2.0.CO;2]
- Bao Y, Tian Q J and Chen M. 2015. A weighted algorithm based on normalized mutual information for estimating the chlorophyll-a concentration in inland waters using Geostationary Ocean Color Imager (GOCI) data. *Remote Sensing*, 7(9): 11731-11752 [DOI: 10.3390/rs70911731]

- Brown L C and Duguay C R. 2010. The response and role of ice cover in lake-climate interactions. *Progress in Physical Geography*, 34(5): 671-704 [DOI: 10.1177/0309133310375653]
- Cai Y, Ke C Q, Li X G, Zhang G Q, Duan Z and Lee H. 2019. Variations of lake ice phenology on the Tibetan Plateau from 2001 to 2017 based on MODIS data. *Journal of Geophysical Research-atmospheres*, 124(2): 825-843 [DOI: 10.1029/2018JD028993]
- Cao H Y. 2017. Study on analysis of optical properties and remote sensing identifiable models of black and malodorous water in typical cities in China. Chengdu: Southwest Jiaotong University (曹红业. 2017. 中国典型城市黑臭水体光学特性分析及遥感识别模型研究. 成都: 西南交通大学)
- Cao Z G, Ma R H, Duan H T, Pahlevan N, Melack J, Shen M and Xue K. 2020. A machine learning approach to estimate chlorophyll-a from Landsat-8 measurements in inland lakes. *Remote Sensing of Environment*, 248:111974 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111974]
- Carlson R E. 1977. A trophic state index for lakes. *Limnology and Oceanography*, 22(2): 361-369 [DOI: 10.4319/lo.1977.22.2.0361]
- Chen J, Wang Y F, Cao L G and Zheng J J. 2018. Variations in the ice phenology and water level of Ayakekumu Lake, Tibetan Plateau, derived from MODIS and satellite altimetry data. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 46(10): 1689-99 [DOI: 10.1007/s12524-018-0824-9]
- Chen X Z, Wang G Y, Li W J, Zeng Q Z, Jin D H and Wang L H. 1995. Lake ice and its remote sensing monitoring in the Tibetan Plateau. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 017(003): 241-246 (陈贤章, 王光宇, 李文君, 曾群柱, 金德洪, 王丽红. 1995. 青藏高原湖冰及其遥感监测. 冰川冻土, 017(003): 241-246)
- Doerffer R and Schiller H. 2007. The MERIS Case 2 water algorithm. *International Journal of Remote Sensing*, 28(3-4): 517-535 [DOI: 10.1080/01431160600821127]
- Dogliotti A I, Ruddick K G, Nechad B, Doxaran D and Knaeps E. 2015. A single algorithm to retrieve turbidity from remotely-sensed data in all coastal and estuarine waters. *Remote Sensing of Environment*, 156: 157-168 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.09.020]
- Drnhofer K and Oppelt N. 2016. Remote sensing for lake research and monitoring-recent advances. *Ecological Indicators*, 64: 105-122 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2015.12.009]
- Du J K, Huang Y S, Feng X Z and Wang Z L. 2001. Study on water bodies extraction and classification from SPOT image. *Journal of Remote Sensing*, 5(3): 214-219 (都金康, 黄永胜, 冯学智, 王周龙. 2001. SPOT 卫星影像的水体提取方法及分类研究. 遥感学报, 5(3): 214-219) [DOI: 10.11834/jrs.20010309]
- Du J Y, Watts J D, Jiang L M, Lu H, Cheng X, Duguay C, Farina M, Qiu Y B, Kim Y, Kimball J S and Tarolli P. 2019. Remote sensing of environmental changes in cold regions: methods, achievements and challenges. *Remote Sensing*, 11(16): 1952 [DOI: 10.3390/rs11161952]
- Duguay C R, Bernier M, Gauthier Y and Kouraev A. 2015a. Remote sensing of lake and river ice. *Remote Sensing of the Cryosphere*, 273-306 [DOI: 10.1002/9781118368909.ch12]
- Duguay C, Brown L, Kang K K and Pour H K. 2015b. [The Arctic] Lake ice [In "State of the Climate in 2014"]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 96(7): S144-S5
- Duntley S Q and Preisendorfer R W. 1952. The visibility of submerged objects. Final Report to Office of Naval Research
- Feng L, Hou X J and Zheng Y. 2019. Monitoring and understanding the water transparency changes of fifty large lakes on the Yangtze plain based on long-term MODIS observations. *Remote Sensing of Environment*, 221: 675-686 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.12.007]
- Feng L, Hou X J, Li J S and Zheng Y. 2018. Exploring the potential of Rayleigh-corrected reflectance in coastal and inland water applications: A simple aerosol correction method and its merits. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 146: 52-64 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.08.020]
- Feng M, Sexton J O, Channan S and Townshend J R. 2016. A global, high-resolution (30 m) inland water body dataset for 2000: first results of a topographic-spectral classification algorithm. *International Journal of Digital Earth*, 9(2): 113-133 [DOI: 10.1080/17538947.2015.1026420]
- Feyisa G L, Meilby H, Fensholt R and Proud S R. 2014. Automated water extraction index: A new technique for surface water mapping using Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 140: 23-35 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.08.029]
- Frazier P S and Page K J. 2000. Water body detection and delineation with Landsat TM data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 66(12): 1461-1467 [DOI: 10.1016/S1361-8415(00)00023-2]
- Garaba S P, Friedrichs A, Voss D and Zielinski O. 2015. Classifying natural waters with the Forel-Ule Colour Index system: results, applications, correlations and crowdsourcing. *International Journal of Environmental Research and Public Health*. 12(12): 16096-16109 [DOI: 10.3390/ijerph121215044]
- Gordon H R and Morel A Y. 1983. Remote assessment of ocean color for interpretation of satellite visible imagery: a review. *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, 37(4):292-292 [DOI: 10.1029/LN004]
- Gordon H R and Wang M. 1994. Retrieval of water-leaving radiance and aerosol optical thickness over the oceans with SeaWiFS: a preliminary algorithm. *Applied Optics*, 33(3): 443-452 [DOI: 10.1364/AO.33.000443]
- Gou P, Ye Q H, Che T, Feng Q, Ding B H, Lin C G and Zong J B. 2017. Lake ice phenology of Nam Co, Central Tibetan Plateau, China, derived from multiple MODIS data products. *Journal of Great Lakes Research*, 43(6): 989-998 [DOI: 10.1016/j.jglr.2017.08.011]
- Guan Q, Feng L, Hou X J, Schurgers G, Zheng Y, and Tang J. 2020. Eutrophication changes in fifty large lakes on the Yangtze Plain of China derived from MERIS and OLCI observations. *Remote Sensing of Environment*, 246: 111890. [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111890]
- Guo L N, Wu Y H, Zheng H X, Zhang B, Li J S, Zhang F F and Shen

- Q. 2018. Uncertainty and variation of remotely sensed lake ice phenology across the Tibetan Plateau. *Remote Sensing*, 10(10) [DOI: 10.3390/rs10101534]
- Guo L N, Zheng H X, Wu Y H, Zhang T Q, Wen M X, Fan L X and Zhang B. 2020. Responses of lake ice phenology to climate change at Tibetan Plateau. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 99 [DOI: 10.1109/JSTARS.2020.3006270]
- Gurlin D, Gitelson A A and Moses W J. 2011. Remote estimation of chl-a concentration in turbid productive waters—return to a simple two-band NIR-red model? *Remote Sensing of Environment*, 115(12): 3479-3490 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.08.011]
- Hou X J, Feng L, Duan H T, Chen X L, Sun D Y and Shi K. 2017. Fifteen-year monitoring of the turbidity dynamics in large lakes and reservoirs in the middle and lower basin of the Yangtze River, China. *Remote Sensing of Environment*, 190: 107-121 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.12.006]
- Hu C M, Carder K L and Muller-Karger F E. 2000. Atmospheric correction of SeaWiFS imagery over turbid coastal waters: a practical method. *Remote Sensing of Environment*, 74: 195-206 [DOI: 10.1016/S0034-4257(00)00080-8]
- Hu C M, Lee Z P, Ma R H, Yu K, Li D Q and Shang S L. 2010. Moderate resolution imaging spectroradiometer (MODIS) observations of cyanobacteria blooms in Taihu Lake, China. *Journal of Geophysical Research* [DOI: 10.1029/2009JC005511]
- Hu C M. 2009. A novel ocean color index to detect floating algae in the global oceans. *Remote Sensing of Environment*, 113(10): 2118-2129 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.05.012]
- Jackson T, Sathyendranath S and Mélin F. 2017. An improved optical classification scheme for the ocean colour essential climate variable and its applications. *Remote Sensing of Environment*, 203: 152-161 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.03.036]
- Jain S K, Singh R D, Jain M K and Lohani A K. 2005. Delineation of flood-prone areas using remote sensing techniques. *Water Resources Management*, 19(4): 333-347 [DOI: 10.1007/s11269-005-3281-5]
- Ji L, Zhang L and Wylie B. 2009. Analysis of dynamic thresholds for the normalized difference water index. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 75(11): 1307-1317 [DOI: 10.14358/PERS.75.11.1307]
- Jiang G J, Loisel S A, Yang D T, Ma R H, Su W and Gao C J. 2020. Remote estimation of chlorophyll a concentrations over a wide range of optical conditions based on water classification from VIIRS observations. *Remote Sensing of Environment*, 241: 111735 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111735]
- Jin X C and Tu Q Y. 1990. The specifications of investigation on the eutrophication of lakes (2nd Edition). Beijing: China Environmental Science Press: 138-142, 239-259 (金相灿, 屠清瑛. 1990. 湖泊富营养化调查规范(第二版). 北京: 中国环境科学出版社: 138-142, 239-259)
- Kritikos H, Yorinks L and Smith H. 1974. Suspended solids analysis using ERTS-A data. *Remote Sensing of Environment*, 3: 69-80 [DOI: 10.1016/0034-4257(74)90039-X]
- Kropáček J, Maussion F, Chen F and Hoerz S. 2013. Analysis of ice phenology of lakes on the Tibetan Plateau from MODIS data. *Cryosphere*, 7(1): 287-301 [DOI: 10.5194/tc-7-287-2013]
- Kuhn C, Aline D M V, Ward N, Loken L, Sawakuchi H O, Kempel M, Richey J, Stadler P, Crawford J, Strieg R, Vermote E, Pahlevan N and Butman D. 2019. Performance of Landsat-8 and Sentinel-2 surface reflectance products for river remote sensing retrievals of chlorophyll-a and turbidity. *Remote Sensing of Environment*, 224: 104-118 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.01.023]
- Kyryliuk D and Kratzer S. 2019. Evaluation of Sentinel-3A OLCI products derived using the Case-2 regional coast colour processor over the Baltic Sea. *Sensors*, 19(16): 3609 [DOI: 10.3390/s19163609]
- Latifovic R and Pouliot D. 2007. Analysis of climate change impacts on lake ice phenology in Canada using the historical satellite data record. *Remote Sensing of Environment*, 106(4): 492-507 [DOI: 10.1016/j.rse.2006.09.015]
- Lee C F, Li Y M, Zha Y, Sun D Y, Huang C C and Zhang H. 2011. Remote estimation of chlorophyll-a in optically complex waters based on optical classification. *Remote Sensing of Environment*, 115: 725-737 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.10.014]
- Lee Z P, Carder K L and Arnone R A. 2002. Deriving inherent optical properties from water color: a multiband quasi-analytical algorithm for optically deep waters. *Applied Optics*, 41(27): 5755-5772 [DOI: 10.1364/AO.41.005755]
- Lee Z P, Hu C M, Shang S L, Du K P, Lewis M, Arnone R and Brewin R. 2013. Penetration of UV-visible solar radiation in the global oceans: Insights from ocean color remote sensing. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 118(9): 4241-4255 [DOI: 10.1002/jgrc.20308]
- Lee Z P, Shang S L, Hu C M, Du K P, Weidemann A, Hou W L, Lin J F and Lin G. 2015. Secchi disk depth: A new theory and mechanistic model for underwater visibility. *Remote Sensing of Environment*, 169: 139-149 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.08.002]
- Li J Q, Li J G, Zhu L, Shen Q, Dai H Y and Zhu Y F. 2019. Remote sensing identification and validation of urban black and odorous water in Taiyuan city. *Journal of Remote Sensing*, 23(4): 773-784 (李佳琦, 李家国, 朱利, 申茜, 戴华阳, 朱云芳. 2019. 太原市黑臭水体遥感识别与地面验证. *遥感学报*, 23(4): 773-784) [DOI: 10.11834/jrs.20197292]
- Li J S, Gao M, Feng L, Zhao H L, Shen Q, Zhang F F, Wang S L and Zhang B. 2019. Estimation of chlorophyll-a concentrations in a highly turbid eutrophic lake using a classification-based MODIS land-band algorithm. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 99: 1-15 [DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2936403]
- Li J S, Hu C M, Shen Q, Barnes B B, Murch B, Feng L, Zhang M W and Zhang B. 2017. Recovering low quality MODIS-Terra data over highly turbid waters through noise reduction and regional vi-

- carious calibration adjustment: a case study in Taihu Lake. *Remote Sensing of Environment*, 197: 72-84 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.05.027]
- Li J S, Wang S L, Wu Y H, Zhang B, Chen X L, Zhang F F, Shen Q, Peng D L and Tian L Q. 2016. MODIS observations of water color of the largest 10 lakes in China between 2000 and 2012. *International Journal of Digital Earth*, 9(8): 788-805 [DOI: 10.1080/17538947.2016.1139637]
- Liu C, Zhu L P, Li J S, Wang J B, Ju J T, Qiao B J, Ma Q F and Wang S L. 2020b. The increasing water clarity of Tibetan lakes over last 20 years according to MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 112199 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112199]
- Liu G, Li L, Song K S, Li Y N, Lyu H, Wen Z D, Fang C, Bi S, Sun X P, Wang Z M, Cao Z G, Shang Y X, Yu G L, Zheng Z B, Huang C C, Xu Y F and Shi K. 2020a. An OLCI-based algorithm for semi-empirically partitioning absorption coefficient and estimating chlorophyll-a concentration in various turbid Case-2 waters. *Remote Sensing of Environment*, 239: 111648 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111648]
- Liu Y, Xiao C, Li J, Zhang F and Wang S. 2020b. Secchi disk depth estimation from China's new generation of GF-5 hyperspectral observations using a semi-analytical scheme. *Remote Sensing*, 12 (11): 1849. [DOI: 10.3390/rs12111849]
- Liu D, Duan H T, Loïsele S, Hu C M, Zhang G Q, Li J L, Yang H, Thompson J R, Cao Z G, Shen M, Ma R H, Zhang M and Han W X. 2020c. Observations of water transparency in China's lakes from space. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 92: 102187 [DOI: 10.1016/j.jag.2020.10.2187]
- Livingstone D M. 1993. Lake oxygenation: Application of a one-box model with ice cover. *Internationale Revue der gesamten Hydrobiologie und Hydrographie*, 78(4): 465-480 [DOI: 10.1002/iroh.19930780402]
- Magnuson J J, Robertson D M, Benson B J, Wynne R H, Livingstone D M, Arai T, Assel R A, Barry R G, Card V, Kuusisto E, Granin N G, Prowse T D, Stewart K M and Vuglinski V S. 2000. Historical trends in lake and river ice cover in the Northern Hemisphere. *Science* 289(5485): 1743-1746 [DOI: 10.1126/science.289.5485.1743]
- Matthews M W and Odermatt D. 2015. Improved algorithm for routine monitoring of cyanobacteria and eutrophication in inland and near-coastal waters. *Remote Sensing of Environment*, 156: 374-382 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.10.010]
- Matthews M W. 2014. Eutrophication and cyanobacterial blooms in South African inland waters: 10 years of MERIS observations. *Remote Sensing of Environment*, 155: 161-177 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.08.010]
- McFeeters S K. 1996. The use of the normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*, 17(7): 1425-1432 [DOI: 10.1080/01431169608948714]
- Mi H, Fagherzzi S, Qiao G, Hong Y and Fichot C G. 2019. Climate change leads to a doubling of turbidity in a rapidly expanding Tibetan lake. *Science of the Total Environment*, 688: 952-959 [DOI: https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.06.339]
- Ministry of Ecology and Environment of the People's Republic of China. 2019. Guidelines for treatment of black and odorous water bodies in rural areas (Trial). (中华人民共和国生态环境部. 2019. 农村黑臭水体治理工作指南(试行). [2019-11-07]. <http://www.h2o-china.com/news/299403.html>)
- Ministry of Housing and Urban-Rural Development. 2015. Urban black odor water remediation work guide. (住房和城乡建设部. 2015. 环境保护部关于印发城市黑臭水体整治工作指南的通知. [2017-04-25]. [http://www.mohurd.gov.cn/wjfb/201509/t20150911\\_224828.html](http://www.mohurd.gov.cn/wjfb/201509/t20150911_224828.html))
- Mishra S and Mishra D R. 2012. Normalized difference chlorophyll index: A novel model for remote estimation of chlorophyll-a concentration in turbid productive waters. *Remote Sensing of Environment*, 117: 394-406 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.10.016]
- Moore T S, Campbell J W and Dowell M D. 2009. A class-based approach to characterizing and mapping the uncertainty of the MODIS ocean chlorophyll product. *Remote Sensing of Environment*, 113: 2424-2430 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.07.016]
- Moore T S, Dowell M D, Bradt S and Verdu A R. 2014. An optical water type framework for selecting and blending retrievals from bio-optical algorithms in lakes and coastal waters. *Remote Sensing of Environment*, 143: 97-111 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.11.021]
- Morel A and Prieur L. 1977. Analysis of variations in ocean color. *Limnology and Oceanography*, 22: 709-722 [DOI: 10.4319/lo.1977.22.4.0709]
- Nashait A F, Jasim O Z, Ismail M M and Saad F H. 2020. Integrating various satellite images for identification of the water bodies through using machine learning: A case study of Salah Adin, Iraq. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 737 (1): 012223 [DOI: 10.1088/1757-899X/737/1/012223]
- Nazeer M and Nichol J E. 2016. Improved water quality retrieval by identifying optically unique water classes. *Journal of Hydrology*, 541: 1119-1132 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2016.08.020]
- Nechad B, Ruddick K G and Neukermans G. 2009. Calibration and validation of a generic multisensor algorithm for mapping of turbidity in coastal waters. *Remote Sensing of the Ocean, Sea Ice, and Large Water Regions 2009*, SPIE 7473: 74730H [DOI: 10.1117/12.830700]
- Neil C, Spyarakos E, Hunter P D and Tyler A N. 2019. A global approach for chlorophyll-a retrieval across optically complex inland waters based on optical water types. *Remote Sensing of Environment*, 229: 159-178 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.04.027]
- Olmanson L G, Bauer M E and Brezonik P L. 2008. A 20-year Landsat water clarity census of Minnesota's 10,000 lakes. *Remote Sensing of Environment*, 112(11): 4086-4097 [DOI: 10.1016/j.rse.2007.12.013]
- O'Reilly J E, Stéphane Maritorena, Mitchell G, Siegel D A and McClain C R. 1998. Ocean color algorithms for SeaWiFS. *Journal*

- of Geophysical Research Atmospheres, 103(C11): 24937-24950 [DOI: 10.1029/98JC02160]
- Pahlevan N, Smith B, Schalles J, Binding C E and Stumpf R. 2020. Seamless retrievals of chlorophyll-a from Sentinel-2 (MSI) and Sentinel-3 (OLCI) in inland and coastal waters: a machine-learning approach. *Remote Sensing of Environment*, 240: 111604 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111604]
- Pekel J F, Cottam A, Gorelick N and Belward A S. 2016. High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes. *Nature*, 540: 418-422. [DOI: 10.1038/nature20584]
- Pickens A H, Hansen M C, Hancher M, Stehman S V and Sherani Z. 2020. Mapping and sampling to characterize global inland water dynamics from 1999 to 2018 with full Landsat time-series. *Remote Sensing of Environment*, 243: 111792 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111792]
- Pitarch J, van der Woerd H J, Brewin R J W and Zielinski O. 2019. Optical properties of Forel-Ule water types deduced from 15 years of global satellite ocean color observations. *Remote Sensing of Environment*, 231: 111249 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111249]
- Qi K K. 2019. Remote sensing classification and recognition of urban black and odorous water based on multi-source high-resolution images. Southwest Jiaotong University (七珂珂). 2019. 基于多源高分影像的城市黑臭水体遥感分级识别. 西南交通大学
- Qin X L, Yang J, Li P X and Sun W D. 2019. Research on water body extraction from GF-3 imagery based on polarimetric decomposition and machine learning. IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE.
- Rao P Z, Jiang W G, Wang X Y and Chen K. 2019. Flood disaster analysis based on MODIS data——taking the flood in Dongting Lake area in 2017 as an example. *Journal of Catastrophology*, 34(1), 203-207 (饶品增, 蒋卫国, 王晓雅, 陈坤). 2019. 基于MODIS数据的洪涝灾害分析研究——以2017年洞庭湖区洪水为例. *灾害学*, 34(1): 203-207 [DOI: 10.3969/j.issn.1000-811X.2019.01.037]
- Ren J L, Zheng Z B, Li Y M, Lv G N, Wang Q, Lyu H, Huang C C, Liu G, Du C G, Mu M, Lei S H and Bi S. 2018. Remote observation of water clarity patterns in Three Gorges Reservoir and Dongting Lake of China and their probable linkage to the Three Gorges Dam based on Landsat 8 imagery. *Science of the Total Environment*, 625: 1554-1566 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2018.01.036]
- Ruddick K G, Ovidio F and Rijkeboer M. 2000. Atmospheric correction of SeaWiFS imagery for turbid coastal and inland waters. *Applied Optics*, 39(6): 897-912 [DOI: 10.1364/AO.39.000897]
- Schiller H and Doerffer R. 1999. Neural network for emulation of an inverse model-operational derivation of Case II water properties from MERIS data. *International Journal of Remote Sensing*, 20: 1735-1746 [DOI: 10.1080/014311699212443]
- Shang S L, Lee Z P, Shi L H, Lin G, Wei G M and Li X D. 2016. Changes in water clarity of the Bohai Sea: observations from MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 186: 22-31 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.08.020]
- Sharma S, Blagrove K, Filazzola A, Imrit M A and Franssen H H. 2020. Forecasting the permanent loss of lake ice in the Northern Hemisphere within the 21st century. *Geophysical Research Letters*, 06 [DOI:10.1029/2020GL091108]
- Shen Q, Yao Y, Li J S, Zhang F F, Wang S L, Wu Y H, Ye H P and Zhang B. 2019. A CIE color purity algorithm to detect black and odorous water in urban rivers using high-resolution multispectral remote sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(9): 6577-6590 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2907283]
- Shi K, Zhang Y L, Song K S, Liu M L, Zhou Y Q, Zhang Y B, Li Y, Zhu G W and Qin B Q. 2019. A semi-analytical approach for remote sensing of trophic state in inland waters: bio-optical mechanism and application. *Remote Sensing of Environment*, 232: 111323 [DOI:10.1016/j.rse.2019.111323]
- Skakun S. 2012. A neural network approach to flood mapping using satellite imagery. *Computing and Informatics*, 29(6): 1013-1024 [DOI: 10.1007/978-3-642-11840-1\_26]
- Smith V H. 2003. Eutrophication of freshwater and coastal marine ecosystems—a global problem. *Environmental Science and Pollution Research*, 10(2): 126-139 [DOI: 10.1065/espr2002.12.142]
- Song K S, Liu G, Wang Q, Wen Z D, Lyu L L, Du Y X, Sha L W and Fang C. 2020. Quantification of lake clarity in China using Landsat OLI imagery data. *Remote Sensing of Environment*, 243: 111800 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111800]
- Soomets T, Uudeberg K, Jakovels D, Brauns A, Zagars M and Kutser T. 2020. Validation and comparison of water quality products in Baltic lakes using sentinel-2 MSI and sentinel-3 OLCI data. *Sensors*, 20(3): 742 [DOI: 10.3390/s20030742]
- Steinmetz F, Deschamps P Y and Ramon D. 2011. Atmospheric correction in presence of sun glint: application to MERIS. *Optics Express* 19: 9783-9800 [DOI: 10.1364/OE.19.009783]
- The State Council. 2015. Action plan of water pollution prevention. (国务院). 2015. 水污染防治行动计划的通知. [2017-09-28]. [http://www.gov.cn/zhengce/content/2015-04/16/content\\_9613.htm](http://www.gov.cn/zhengce/content/2015-04/16/content_9613.htm)
- Tulbure M G, Broich M, Stehman S V and Kommareddy A. 2016. Surface water extent dynamics from three decades of seasonally continuous Landsat time series at subcontinental scale in a semi-arid region. *Remote Sensing of Environment*, 178: 142-157 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.02.034]
- U.S. National Ice Center. 2008. IMS daily northern hemisphere snow and ice analysis at 1 km, 4 km, and 24 km resolutions, Version 1. USA; NSIDC: National Snow and Ice Data Center
- Van der Woerd H J and Wernand M R. 2015. True colour classification of natural waters with medium-spectral resolution satellites: SeaWiFS, MODIS, MERIS and OLCI. *Sensors*, 15(10): 25663-25680 [DOI: 10.3390/s151025663]
- Van der Woerd H J and Wernand M R. 2018. Hue-angle product for low to medium spatial resolution optical satellite sensors. *Remote Sensing*, 10(2): 180 [DOI: 10.3390/rs10020180]

- Vanhellemont Q and Ruddick K. 2014. Turbid wakes associated with offshore wind turbines observed with Landsat 8. *Remote Sensing of Environment*, 145: 105-115 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.01.009]
- Vanhellemont Q and Ruddick K. 2015. Advantages of high quality SWIR bands for ocean colour processing: Examples from Landsat-8. *Remote Sensing of Environment*, 161: 89-106 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.02.007]
- Vanhellemont Q and Ruddick K. 2016. Acolite for Sentinel-2: aquatic applications of MSI imagery. *Proceedings of the 2016 ESA Living Planet Symposium, Prague, Czech Republic*, 9-13
- Verpoorter C, Kutser T, Seekell D A and Tranvik L J. 2014. A global inventory of lakes based on high-resolution satellite imagery, *Geophysical Research Letters*, 41(18): 6396-6402 [DOI: 10.1002/2014GL060641]
- Vincent W F. 2009. Effects of climate change on lakes. *Encyclopedia of Inland Waters*, (14): 55-60 [DOI: 10.1016/B978-012370626-3.00233-7]
- Wang M C, Liu X Q and Zhang J H. 2002. Evaluate method and classification standard on lake eutrophication. *Environmental Monitoring in China*, 18(5): 47-49 (王明翠, 刘雪芹, 张建辉. 2002. 湖泊富营养化评价方法及分级标准. *中国环境监测*, 18(5): 47-49) [DOI: 10.19316/j.issn.1002-6002.2002.05.023]
- Wang M H and Shi W. 2007. The NIR-SWIR combined atmospheric correction approach for MODIS ocean color data processing. *Optics Express*, 15: 15722-15733 [DOI: 10.1364/OE.15.015722]
- Wang M H, Shi W and Tang, J W. 2011. Water property monitoring and assessment for china's inland Lake Taihu from MODIS-Aqua measurements. *Remote Sensing of Environment*, 115(3): 841-854 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.11.012]
- Wang M H. 2007. Remote sensing of the ocean contributions from ultraviolet to near-infrared using the shortwave infrared bands: simulations. *Applied Optics*, 46(9): 1535-1547 [DOI: 10.1364/AO.46.001535]
- Wang M H. 2010. Atmospheric correction for remotely-sensed ocean-colour products. In: *Reports and Monographs of the International Ocean-Colour Coordinating Group (IOCCG)*
- Wang S L, Li J S, Shen Q, Zhang B, Zhang F F and Lu Z Y. 2015. MODIS-based radiometric color extraction and classification of inland water with the Forel-Ule scale: A case study of Lake Taihu. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(2): 907-918 [DOI: 10.1109/JSTARS.2014.2360564]
- Wang S L, Li J S, Zhang B, Lee Z P, Spyarakos E, Feng L, Liu C, Zhao H L, Wu Y H, Zhu L P, Jia L M, Wan W, Zhang F F, Shen Q, Tyler A N and Zhang X F. 2020. Changes of water clarity in large lakes and reservoirs across China observed from long-term MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 247: 111949 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111949]
- Wang S L, Li J S, Zhang B, Shen Q, Zhang F F, Lu Z Y. 2016. A simple correction method for the MODIS surface reflectance product over typical inland waters in China. *Internal Journal Remote Sensing*, 37 (24): 6076-6096 [DOI: 10.1080/01431161.2016.1256508]
- Wang S L, Li J S, Zhang B, Spyarakos E, Tyler A N, Shen Q, Zhang F F, Kuster T, Lehmann M K, Wu Y H and Peng D L. 2018. Trophic state assessment of global inland waters using a MODIS-derived Forel-Ule index. *Remote Sensing of Environment*, 217: 444-460 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.08.026]
- Wang S, Li J, Zhang W, Cao C, Zhang F, Shen Q, Zhang X, and Zhang B. A dataset of remote-sensed Forel-Ule Index for global inland waters during 2000-2018. *Scientific Data* (In press).
- Wang Z Y, Wu Y H, Chang J, Zhang X, Peng D L. 2017. Temporal and spatial variation of lake ice phenology and its influencing factors in the Tibetan Plateau. *Journal of Beijing University of Technology*, 43(5):701-709 (王智颖, 吴艳红, 常军, 张鑫, 彭代亮. 2017. 青藏高原湖冰物候的时空变化及其影响因素. *北京工业大学学报*, 43(5): 701-709) [DOI: 10.11936/bjtxb2016110002]
- Warren M A, Simis S G H, Martinez-Vicente V, Poser K, Bresciani M, Alikas K, Spyarakos E, Giardino C and Anspér A. 2019. Assessment of atmospheric correction algorithms for the sentinel-2a multispectral imager over coastal and inland waters. *Remote Sensing of Environment*, 225: 267-289 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.03.018]
- Weber H, Riffler M, Nöges T and Wunderle S. 2016. Lake ice phenology from AVHRR data for European lakes: An automated two-step extraction method. *Remote Sensing of Environment*, 174: 329-340 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.12.014]
- Wei Q F and Ye Q H. 2010. Review of lake ice monitoring by remote sensing. *Progress in geography*, 29(7): 803-810 (魏秋方, 叶庆华. 2010. 湖冰遥感监测方法综述. *地理科学进展*, 29(7): 803-810) [DOI: CNKI:SUN:DLKJ.0.2010-07-005]
- Wen S, Wang Q, Li Y M, Zhu L, Lü H, Lei S H, Ding X L and Miao S. 2018. Remote sensing identification of urban black-odor water bodies based on high-resolution images: a case study in Nanjing. *Environmental Science*, 39(1): 57-67 (温爽, 王桥, 李云梅, 朱利, 吕恒, 雷少华, 丁潇蕾, 苗松. 2018. 基于高分影像的城市黑臭水体遥感识别: 以南京为例. *环境科学*, 39(1): 57-67) [DOI: 10.13227/j.hjck.201703264]
- Wernand M R, van der Woerd H J and Gieskes W W. 2013a. Trends in ocean colour and chlorophyll concentration from 1889 to 2000, worldwide. *Plos One*, 8(6): e63766 [DOI: 10.1371/journal.pone.0063766]
- Wernand M R, Hommersom A and van der Woerd H J. 2013b. MERIS-based ocean colour classification with the discrete Forel-Ule scale. *Ocean Science*, 9(3): 477-487 [DOI: 10.5194/os-9-477-2013]
- Xu H. 2006. Modification of normalized difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 27 (14): 3025-3033 [DOI: 10.1080/01431160600589179]
- Xue K, Ma R H, Shen M, Li Y, Duan H T, Cao Z G, Wang D and Xiong J F. 2020. Variations of suspended particulate concentration and composition in Chinese lakes observed from Sentinel-3A OLCI images. *Science of the Total Environment*, 137774 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2020.137774]

- Yamazaki D, Trigg M A and Ikeshima D. 2015. Development of a global ~90 m water body map using multi-temporal Landsat images. *Remote Sensing of Environment*, 171: 337-351 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.10.014]
- Yang Y P, Wang Q and Xiao Q. 2007. Eutrophication evaluation of Taihu Lake based on quantitative remote sensing inversion. *Geography and Geo-Information Science*, 23(3): 33-37 (杨一鹏, 王桥, 肖青. 2007. 太湖富营养化遥感评价研究. *地理与地理信息科学*, 23(3): 33-37) [DOI: 10.3969/j.issn.1672-0504.2007.03.008]
- Yang H M, Lu Y N and Gong Z Q. 2019. Remote sensing identification of urban black and odorous water body based on PlanetScope images: A case study in Qingzhou, Guangxi province. *Environmental Engineering*, 37(10), 35-43 (姚焕玫, 卢燕南, 龚祝清. 2019. 基于PlanetScope影像的广西钦州市黑臭水体识别方法研究. *环境工程*, 37(10): 35-43) [DOI: 10.13205/j.hjgc.201910006]
- Yao X J, Li L, Zhao J, Sun M P, Li J, Gong P and An L. 2016. Spatial-temporal variations of lake ice phenology in the Hoh Xil region from 2000 to 2011. *Journal of Geographical Sciences*, 26(1): 70-82 [DOI: 10.1007/s11442-016-1255-6]
- Yao Y, Shen Q, Zhu L, Gao H J, Cao H Y, Han H, Sun J G and Li J S. 2019. Remote sensing identification of urban black-odor water bodies in Shenyang city based on GF-2 image. *Journal of Remote Sensing*, 23(2): 230-242 (姚月, 申茜, 朱利, 高红杰, 曹红业, 韩惠, 孙建国, 李俊生. 2019. 高分二号的沈阳市黑臭水体遥感识别. *遥感学报*, 23(2): 230-242) [DOI: 10.11834/jrs.20197482]
- Yao Y. 2018. Study on urban black-odor water identification model based on Gaofen multispectral images. Lanzhou Jiaotong University (姚月. 2018. 基于GF多光谱影像的城市黑臭水体识别模型研究. 兰州交通大学)
- Zhan L H. 2019. Study on recognition models of urban black and odorous water bodies based on optical characteristics. East China Normal University (占玲晔. 2019. 基于光学特性的城市黑臭水体识别模型研究. 华东师范大学)
- Zhang F F, Li J S, Shen Q, Zhang B, Tian L Q, Ye H P, Wang S L and Lu Z Y. 2019. A soft-classification-based chlorophyll-a estimation method using MERIS data in the highly turbid and eutrophic Taihu Lake. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 74: 138-149 [DOI: 10.1016/j.jag.2018.07.018]
- Zhang F F, Li J S, Shen Q, Zhang B, Wu C Q, Wu Y F, Wang G L, Wang S L and Lu Z Y. 2015. Algorithms and schemes for chlorophyll a estimation by remote sensing and optical classification for turbid Lake Taihu, China. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8: 350-364 [DOI: 10.1109/JSTARS.2014.2333540]
- Zhang F F, Li J S, Yan B K, Yu J C, Wang C, Wang S L, Shen Q, Wu Y H and Zhang B. 2020. Tracking historical chlorophyll-a change in the Guanting Reservoir, northern China, based on Landsat series inter-sensor normalization. *International Journal of Remote Sensing*. (In press)
- Zhang F F, Li J S, Zhang B, Shen Q, Ye H P, Wang S L and Lu Z Y. 2018. A simple automated dynamic threshold extraction method for the classification of large water bodies from landsat-8 OLI water index images. *International Journal of Remote Sensing*, 39 (11): 3429-3451 [DOI: 10.1080/01431161.2018.1444292]
- Zhang H N, Jiang Q G and Xu J. 2013. Coastline extraction using support vector machine from remote sensing image. *Journal of Multimedia*, 8, 2 (2013-04-01), 8(2) [DOI: 10.4304/jmm.8.2.175-182]
- Zhang S and Pavelsky T M. 2019. Remote sensing of lake ice phenology across a range of lakes sizes, ME, USA. *Remote Sensing*, 11 (14) [DOI: 10.3390/rs11141718]
- Zhang X, Lai J B, Li J G, Wang L, Zhu L and Cheng Y J. 2019. Remote sensing recognition of black-odor water bodies in Shenzhen City based on GF-1 satellite. *Science Technology and Engineering*, 19(04): 268-274 (张雪, 赖积保, 李家国, 王力, 朱利, 陈宜金. 2019. 基于高分一号影像的深圳市黑臭水体遥感识别. *科学技术与工程*, 19(04): 268-274) [DOI: CNKI:SUN:KXJS.0.2019-04-044]

## Recent research progress on long time series and large scale optical remote sensing of inland water

ZHANG Bing<sup>1,2</sup>, LI Junsheng<sup>1,3</sup>, SHEN Qian<sup>1</sup>, WU Yanhong<sup>1,3</sup>, ZHANG Fangfang<sup>1</sup>, WANG Shenglei<sup>1</sup>, YAO Yue<sup>1</sup>, GUO Linan<sup>1,2</sup>, YIN Ziyao<sup>1,2</sup>

1. Key Laboratory of Digital Earth Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

2. College of Resources and Environment, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3. School of Electronic, Electrical and Communication Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China.

**Abstract:** Inland water, including rivers, lakes and reservoirs on the earth's surface, is the main component of water resources. It is related

to human life, ecological environment construction and protection, and social and economic sustainable development. The temporal and spatial distribution and variation of inland water body and water quality triggered by climate change and human activities have caused attention of scientists and governments all around the world. Compared with conventional field sampling monitoring methods, remote sensing monitoring has the advantages of long time series and large-scale coverage. There are series of optical remote sensing satellites which mainly based on visible/near-infrared bands and have a long history. In addition to monitor water surface information, they can also obtain water substances information within water. Therefore, optical remote sensing plays a particularly important role in inland water environment monitoring. Compared with the ocean water with simple optical properties, the optical properties of inland water body are more complex and vary greatly with region and season. Moreover, there is a lack of satellite specially designed for inland water, so the water color remote sensing of inland water is more difficult. However, due to the promotion of ocean color remote sensing theory and methods, as well as the continuous accumulation of inland water optical property data, the research of optical remote sensing of inland water has made great progress in recent years. It has developed from the experimental research of typical algorithms in typical study areas to the production of long time series and large-scale water products, and from the scientific research of water color remote sensing algorithm to the geological discovery of spatio-temporal variation of inland water body parameters and finally to provide enhanced decision support to water environment supervision sectors. In particular, important progress has been made in water distribution extraction, atmospheric correction for water body, chlorophyll-a concentration inversion, water color monitoring, water clarity inversion, trophic state evaluation, black and odorous water monitoring, lake ice monitoring, etc., and some water color remote sensing products for long time series and large-scale inland water bodies have been produced. In the future, in order to further improve the application of optical remote sensing of inland water, it is necessary to further strengthen the acquisition and analysis of optical property data from different types of inland water, and also improve the water color remote sensing algorithms for long time series and large-scale inland water. In addition, to solve the problem of the lack of useful satellite data source, it is necessary to launch satellite constellation specially designed for inland water monitoring, or to consider the needs for inland water monitoring in the sensor design in general land satellite constellation.

**Key words:** inland water, water color remote sensing, long time series, large-scale, optical remote sensing

**Supported by** National Key Research and Development Program (No. 2016YFB0501502); National Natural Science Foundation of China (No. 42030111, 41971318)