

基于水体光学分类的二类水体水环境参数 遥感监测进展

李云梅¹, 赵焕², 毕顺¹, 吕恒¹

1. 南京师范大学 地理科学学院, 南京 210023;

2. 生态环境部卫星环境应用中心, 北京 100094

摘要: 二类水体主要包括内陆及近岸水体, 受浮游植物、悬浮颗粒、有色可溶性有机物等多种因素影响, 光学特性复杂多变, 难以建立统一的水环境参数遥感定量估算模型。针对水体的光学特征, 进行水体光学分类, 进而反演水环境参数的方法, 不仅能够提高参数估算精度, 而且便于模型在同类水体中推广应用。水体光学分类方法主要包括基于固有光学特征的光学分类、基于遥感反射率波形特征的光学分类和以参数反演为目标的光学分类等方法。在分类反演的策略中, 包括分类与模型算法融合、基于水体光学类型优选算法、优选多模型混合计算等方法。具体应用时, 需要根据研究区水体光学特征的复杂程度和研究目的, 选取不同的分类方法及参数遥感估算策略。

关键词: 水体光学分类, 二类水体, 水环境参数, 遥感监测, 遥感定量估算模型

引用格式: 李云梅, 赵焕, 毕顺, 吕恒. 2022. 基于水体光学分类的二类水体水环境参数遥感监测进展. 遥感学报, 26(1): 19-31

Li Y M, Zhao H, Bi S and Lyu H. 2022. Research progress of remote sensing monitoring of case II water environmental parameters based on water optical classification. National Remote Sensing Bulletin, 26(1): 19-31 [DOI: 10.11834/jrs.20221212]

1 引言

水环境遥感利用遥感传感器采集水体反射光谱数据, 进而构建水环境参数遥感反演模型, 定量提取叶绿素浓度、悬浮物浓度、透明度、水华等信息 (Shi等, 2015; Zeng等, 2020; Lei等, 2020; Mu等, 2019)。太阳入射辐射经气-水界面, 一部分被反射, 另一部分则进入水体, 这部分入射辐射在水体内与水体组分的粒子发生碰撞, 部分被粒子吸收, 部分可能到达水体底部再经水体底部介质反射或吸收, 部分经粒子单次或多次散射再逸出水面, 形成水体反射光谱信息并被遥感传感器探测和接收 (Mobley和Sundman, 2003)。太阳辐射在水体中的吸收、散射、衰减, 主要受水体组分如纯水、浮游植物 (叶绿素为主要色素成分)、悬浮颗粒、有色可溶性有机物的影响, 因此, 叶绿素、悬浮物、有色可溶性有机物也被称

为水体光学活性物质。内陆及近岸水体由于其成因、构造、陆域环境等差异, 导致水体中光学活性物质组成及浓度具有很强的时空分异性, 使得区域水体之间和水体内部的光学特性都存在较大差异 (Sun等, 2012; Shi等, 2013)。如图1所示为中国6个典型水体的水面遥感反射率 R_{rs} (Remote sensing reflectance) 光谱曲线, 虽然不同水体普遍具有反射率低, 并且从红光到近红外波段反射率逐渐降低并接近于零的特点, 但是, 水体组分的不同使得这些水体反射率在波形特征上存在显著的差异, 如太湖、巢湖等富营养化水体, 反射光谱曲线波峰、波谷变化显著, 存在两个明显的反射峰, 第一个反射峰位于550—580 nm范围内, 该反射峰是由于叶绿素a和胡萝卜素的弱吸收以及细胞的散射作用形成, 第二个反射峰位于700 nm附近, 由叶绿素a的荧光作用以及水体组分的吸收散射作用共同导致, 在675 nm附近存在着一个由

收稿日期: 2021-04-15; 预印本: 2021-06-09

基金项目: 国家自然科学基金(编号:U2102207, 42071299); 国家高分辨率对地观测重大科技专项(编号:05-Y30B01-9001-19/20-2)

第一作者简介: 李云梅, 1966年生, 女, 教授, 研究方向为水环境遥感。E-mail: liyunmei@njnu.edu.cn

通信作者简介: 赵焕, 1990年生, 女, 工程师, 研究方向为水环境遥感。E-mail: zhaohuan900817@163.com

于叶绿素a吸收作用所导致的吸收谷(刘忠华等, 2011; 黄昌春等, 2011); 相对清洁的千岛湖、青海湖等水体, 其整体反射率最低, 700 nm附近的反射峰不明显, 在560 nm附近达到反射峰后, 反射率迅速降低并逐渐接近于0; 洞庭湖、三峡库区等悬浮泥沙含量较高的水体, 遥感反射率相对较高, 而且在560—700 nm波形平缓, 峰谷变化不明

显(徐祎凡等, 2011; Zheng等, 2016)。水体遥感反射率的这些差异, 主要由于水体光学特征的主导水体组分不同而导致, 同时, 遥感反射率与水环境参数之间的相关关系也同步发生了变化, 这也是水环境参数遥感反演模型往往具有区域性特征, 某时某地建立的模型难以推广到其他区域和时相的主要原因(乐成峰等, 2007)。

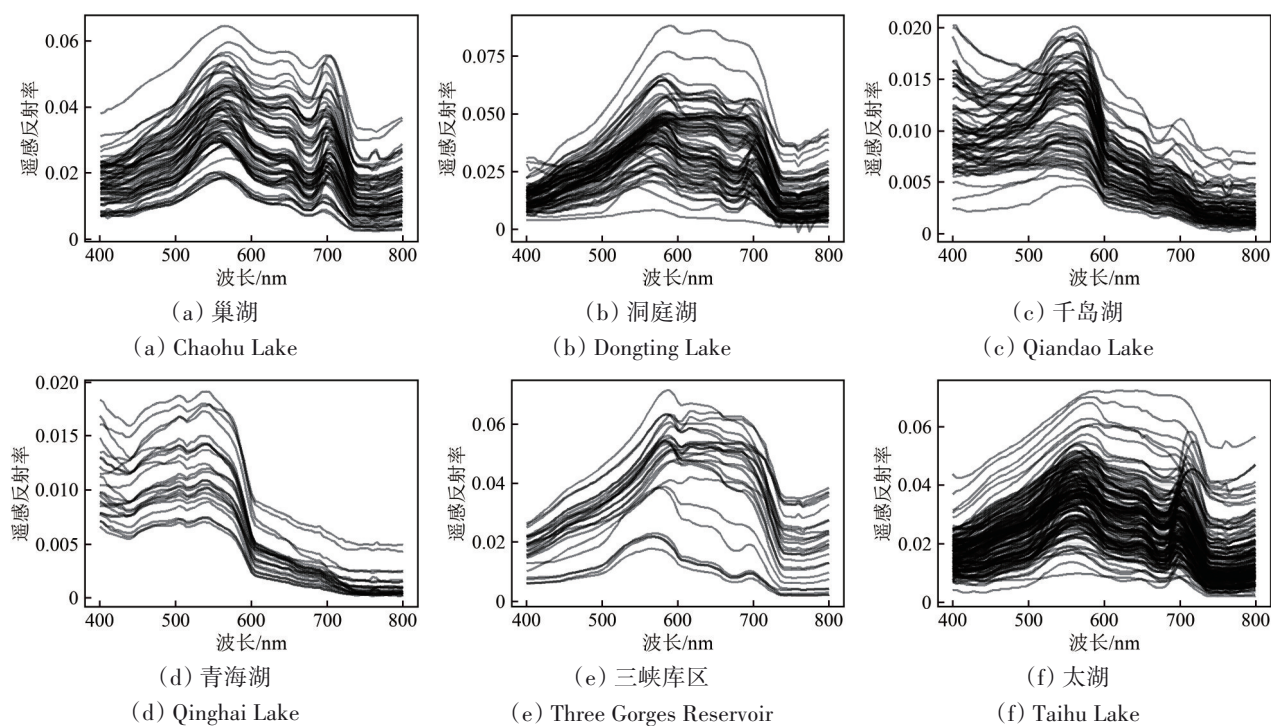


图1 不同水体遥感反射率

Fig. 1 Remote sensing reflectance of different water bodies

一般而言, 缺少悬浮物或可溶性物质的水体往往呈现深蓝色或绿色(如远洋水体); 含高浓度悬浮物质的水体在整个可见光—近红外波段呈现较高的反射率; 含高浓度可溶性有机物质的水体呈现深色; 含有大量浮游植物的水体往往表现为绿色。相比于大洋水体, 内陆及近岸水体的物质来源丰富、组成复杂, 水面遥感反射率受多种水体组分共同影响, 与水环境参数的映射关系更加复杂, 并且受到水域形态、地形、区位、环境等因素的影响, 使得水环境参数遥感反演模型具有较强的区域特征, 严重地阻碍了模型的推广应用。根据水体的光学特征建立水体光学分类方法, 进而针对不同水体光学类型分别构建水环境参数反演模型, 不但能够提高同类型水体模型反演精度, 而且便于在相似水体推广应用, 是解决内陆及近岸水体环境时空差异显著、模型普适性不高的一

种有效途径。

2 水体光学分类方法

水体光学分类可追溯到1951年, Jerlov和Koczy(1951)收集了全球大量航次的观测数据, 发现不同海区水体的光学指标(主要指漫衰减系数)存在较大的不同, 这主要与各水体中悬浮物质和有色可溶性有机物CDOM(Colored Dissolved Organic Matter)的空间差异有关。这一发现表明基于光学的水体区分能直接体现水体质量的差异, 以此为依据, Jerlov等将全球水体分为8类, 包括大洋3类和近岸5类。随后, Morel和Prieur(1977)又将大洋水体划分为一类(Case I)和二类(Case II)水体。Case I水体定义为: 水体的吸收和散射特性主要由浮游植物及其降解产物(无机悬浮物质和CDOM)决定。与之相对的, Case II

水体则是光学特性主要受无机悬浮物质与 CDOM 的影响且不与浮游植物浓度协变的水体。尽管 Case I 和 Case II 水体光学分类的概念最初是针对大洋水体提出的, 由于内陆及近岸水体的光学特征通常由多种水体光学物质决定, 因此, 内陆及近岸水体常常被归类为二类水体。相比于一类水体, 二类水体的光学特性和影响因素要复杂得多。二类水体中, 水体光谱的主要影响因素包括浮游植物、悬浮物质和 CDOM, 由于这 3 种参数以及水体

底部的反射彼此独立变化同时又相互影响, 导致二类水体的组分与区域环境、季节气候等都有直接的关系, 呈现出多样化的光学特征 (Mobley 等, 2004)。根据研究目标的不同, 内陆及近岸水体被划分出多种光学类型 (Spyrakos 等, 2018; Li 等, 2012)。一般而言, 内陆及近岸水体光学分类方法主要包括以下 3 类 (表 1): 基于固有光学特征的光学分类、基于遥感反射率波形特征的光学分类、以参数反演为目标的光学分类。

表 1 水体光学分类方法汇总表

Table 1 Methodological summary of water optical classification

方法	优点	缺点	代表性分类方法
基于固有光学特征	能够直观地表征水体光学属性—水环境参数的关联关系	由表观光学量推算到固有光学量存在误差累积, 限制了遥感反演的应用	Morel 和 Prieur (1977)、Shi 等 (2013)、Le 等 (2009)、孙德勇等 (2007)
基于遥感反射率波形特征	仅利用传感器采集的光学信息作为输入, 便于后续的参数反演与应用	所获得的水体类型并不一定适用于某些特定参数的模型构建	Li 等 (2012)、Spyrakos 等 (2018)、毕顺 (2021)、Zhang 等 (2019)、Li 等 (2019)
以参数反演为目标	分类后强化了特定水环境参数与水体光学特征的关联关系, 能够提高特定参数的反演精度	分类方法与特定反演参数有关, 扩展性较弱	Liu 等 (2020)、Yu 等 (2019)、Xu 等 (2020)、Du 等 (2018)

2.1 基于固有光学特征的光学分类

水体的固有光学特性包括浮游植物、非色素颗粒物、CDOM、纯水等水体组分的吸收、散射系数、水体衰减系数等, 水体固有光学特性只与水体成分有关, 不随光照条件而变化, 是连接水色参数和水体遥感反射率的中间环节, 水体光学组分及其浓度变化, 导致辐射传输过程中的衰减和后向散射变化, 并最终影响水面遥感反射率 (李云梅 等, 2006; Zhang 等, 2007; 陆超平等, 2012)。水体固有光学特征参数是与水环境参数联系最为紧密的一类光学变量, 因此, 许多研究以此为依据进行水体光学属性分类。Prieur 和 Sathyendranath (1981) 基于浮游植物、非色素颗粒物和黄色物质在特定波段对总吸收量的贡献, 将水体划分为 Case I 和 Case II 类型。Le 等 (2009) 基于归一化的浮游植物单位吸收系数 $a_{ph}^*(\lambda)$, 归类了 4 种类型的吸收光谱, 研究表明 $a_{ph}^*(\lambda)$ 主要由藻类附着色素和包裹效应决定, 此外, 太湖水体 $a_{ph}^*(440)/a_{ph}^*(675)$ 变化较大, 说明色素与叶绿素 a 浓度的变化范围较大。姜广甲等 (2016) 根据 IOCCG 规则, 以非色素颗粒物吸收系数 ($a_d(\lambda)$)、色素颗粒物吸收系数 ($a_{ph}(\lambda)$)、CDOM 吸收系数 ($a_g(\lambda)$) 为指标对珠江口海域水体进行分类, 结

果表明, 珠江口海域水体光学主导因子时空差异显著。整体上, a_g 、 a_d 共同主导类型控制了珠江口海域水体的光学特性, 陆源物质 (腐殖质和悬浮泥沙) 对其贡献较大。其次是 a_g 主导类型, 珠江口中南部至西南部海域 a_g 类型占主导地位, 特别是降雨量较大的夏季, 地表径流携带大量腐殖质进入河口海域, 在水动力条件下由中部向西南部海域扩散, 形成了“半月湾”的形状。 a_d 类型主要在珠江口海域东南部占优势, 可能是受潮流的影响, 将河口内的悬浮泥沙搬运至东南部海域而导致。孙德勇等 (2007) 比较前人的研究成果发现, 太湖水体的后向散射率变化范围较大, 说明影响各样点水体光学特性的颗粒物主导因子复杂多变, 以颗粒物折射系数 n_p 为指标, 可将水中颗粒物主导因子分为 3 种类型: (1) 浮游植物主导 ($n_p < 1.09$); (2) 无机颗粒物主导 ($n_p > 1.15$); (3) 两者共同主导 ($1.09 < n_p < 1.15$)。在 2006 年秋季的观测结果中, 64% 的站点水中颗粒物由浮游植物和无机颗粒物共同主导, 共同影响水体光学特性, 25% 的站点由浮游植物主导, 11% 的站点由无机颗粒物主导 (孙德勇等, 2007)。基于水体固有光学特征的分类, 虽然能够直观地表征水体光学属性—水环境参数的关联关系, 但是, 由遥感传感器观

测到的表观光学参数,推算到固有光学特征参数,其中涉及一系列复杂的光学过程,计算过程容易造成误差累积,限制了该类分类方法在水环境参数遥感反演中的应用。

2.2 基于遥感反射率波形特征的光学分类

图1呈现出不同水体遥感反射率绝对值大小、光谱曲线的峰谷高度和深度差异特征,这些特征蕴含了水环境参数组分及浓度信息,因此,许多研究基于遥感反射率曲线特征,建立水体光学分类方法,进而构建水环境参数反演模型。其中一类方法通过对光谱曲线特征的相对比较进行分类,如Li等(2012)针对MERIS的波段设置,利用5—9波段(555—713.75 nm)的遥感反射率的相对大

小对比,建立了水体类型的分类方法将太湖水体分为Type A、Type B、Type C、Type D等类型(图2),其中,A类水体在近红外波段具有较高的反射率,由于含有浮游藻类和水生植物,所以其光谱具有绿色植被信息;B类水体从波段5—波段9具有较平缓的曲线。这类水体较其他类型的水体具有较高的悬浮物浓度和较低的叶绿素a浓度;C类水体在波段5和波段9具有两个光谱峰值,波段5(555—565 nm)处的峰值是由于低的叶绿素吸收率所造成,而波段9(703.75—713.75 nm)处的峰值则是由于低的叶绿素a吸收率和高水体吸收率以及藻类散射综合作用的结果(Gitelson, 1992; Candiani等, 2007);D类水体从波段5—波段9逐渐下降,没有明显的反射峰值。

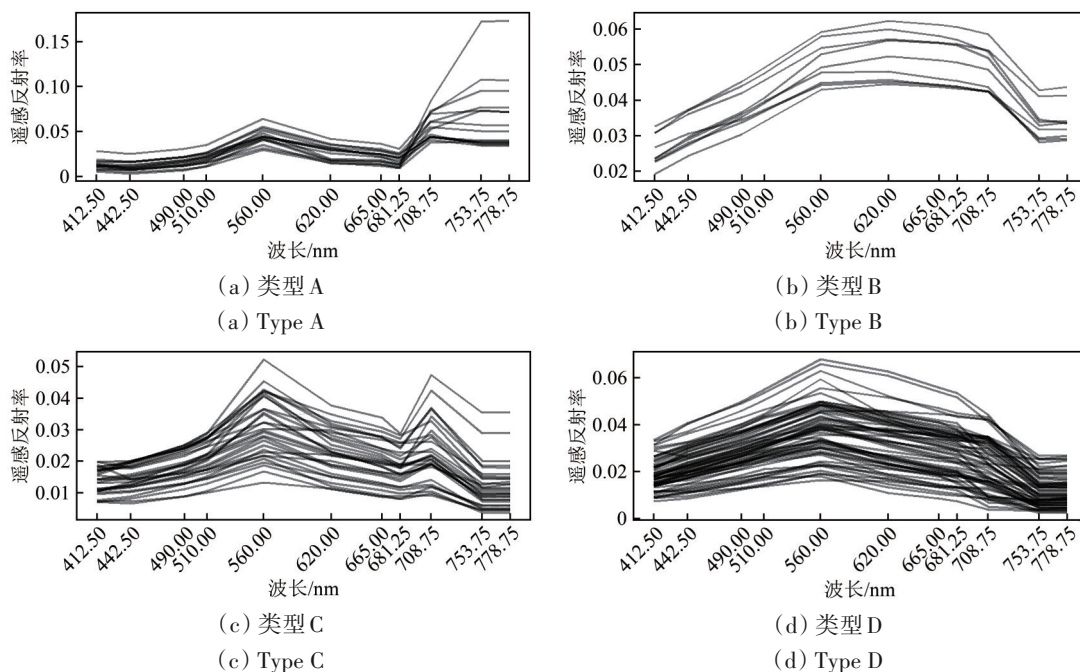


图2 基于MERIS波段设置的太湖水体光学类型

Fig. 2 Optical types of Taihu Lake based on MERIS bands

在水体光学分类中,聚类分析的方法也被大量应用。水体光学聚类的过程是将光谱数据划成群组(簇)的过程。根据水面光谱的自然分布性质,光谱变量之间存在着程度不同的相似性(亲疏关系),按照一定的准则将相似的数据聚集成簇,确定水体光学类型。根据不同聚类准则,又可分为层次聚类(Shi等, 2014)、K均值(K-means)聚类(Palacios等, 2012; Spyrakos等, 2018)、模糊聚类(González Vilas等, 2011; Moore等, 2014)等方法。此外,根据水体光学类型的归属定义,又

可以分为“硬分类”和“软分类”,两者最大的差异在于,硬分类认为参与训练的光谱必须被严格地划分为某一个类(即便它与当前的任何一个聚类中心距离都较远),而软分类则通过隶属度(或理解为权重)的方式将光谱分配给所有类别,并按照隶属度值的大小确定其与哪些聚类中心存在更强的联系(Smith等, 2018; Zhang等, 2019),其中,模糊C均值聚类FCM(Fuzzy C-Means)是一种常用的软分类方法。不同研究在数据预处理方面存在细微的差异(Moore等, 2014; Melin等,

2011; Jackson 等, 2017; Vantrepotte 等, 2012; 毕顺, 2021), 包括距离范式、是否归一化、聚类数量的确定等。以 FCM 为例, 软分类的基本原理与实现方法如下 (Bezdek 等, 1984):

假设数据集中观测数为 N 且光谱维度数为 D , 则软分类的目标就是将数据集中 $N \times D$ 个样本按其相似性划分为 K 个簇, 并通过最小化以下目标函数 $J(U, V)$ 实现:

$$J(U, V) = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^K u_{ij}^m \|x_j - v_i\|_A^2 \quad (1)$$

式中, $U = [u_{ij}]_{K \times N}$ 表示由第 j 条观测数据 (D 维) 对每一个质心 i 的隶属度 u_{ij} 构成的隶属度矩阵, $\|x_j - v_i\|_A$ 表示观测数据的向量 x_j 与聚类质心的向量 v_i 之间的特征距离。矩阵范数 A 是计算特征距离的准则, 可以是欧氏距离、马氏距离、曼哈顿距离等。 $m \in (1, \infty)$ 是权重指数, 控制着 FCM 的模糊程度, 其值越高则分配的隶属度值越相近 (即更模糊), 越接近于 1 则分类效果越接近硬分类 (Dembélé 和 Kastner, 2003)。该目标函数的求解需要满足以下两个限制条件:

$$\sum_{i=1}^K u_{ij} = 1 \text{ 且 } 0 \leq \sum_{j=1}^N u_{ij} \leq N \quad (2)$$

基于式 (2) 中的限定条件, 用拉格朗日法求解式 (1) 后, 可得 v_i 和 u_{ij} 分别为

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m} \quad (3)$$

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{s=1}^K \left(\frac{\|x_j - v_i\|_A^2}{\|x_j - v_s\|_A^2} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad (4)$$

从式 (3) 与 (4) 中可以看出, 聚类中心 v_i 是所有数据向量 x_j 基于 u_{ij} 的加权平均, 而 u_{ij} 则是每个数据向量 x_j 距离所有质心向量 v_i 的反距离权重。 v_i 与 u_{ij} 在计算公式中互为变量, 因此初始化时可以生成随机的 u_{ij} 矩阵, 并计算新的质心矩阵 v_i , 最后代入式 (1) 计算目标函数值 J 。

权重指数 m 值的引入使得 FCM 区别于如 k-means 等硬聚类, 某个数据点并不直接分配给某一簇, 而是经隶属度分配给所有的簇, 但其分配合理与否十分依赖于 m 值的恰当选择 (Xue 等, 2019; Bi 等, 2018; Vantrepotte 等, 2012; Brewin 等, 2015)。以往的研究中常将 m 取值为 2, 这是基于某些特定数据集的先验知识 (如低维度低噪

声的数据集) 与减少计算时间 (如式 (2)–(4) 中可以省略指数项) 的考虑 (Bezdek, 1973)。但后续关于高维度数据的聚类研究发现 $m=2$ 并不能得到合适的隶属度分布 (Bi 等, 2019; Schwämmle 和 Jensen, 2010; Futschik 和 Carlisle, 2005), m 值应当尽可能小于 2。基于此, 毕顺 (2021) 设计了一种新的迭代优化方法计算更加合理的 m 值, 并利用全球 35 个研究区内共计 2306 条光谱数据, 以 Sentinel-3 OLCI (Ocean and Land Colour Instrument) 传感器波段 (412 nm、442 nm、510 nm、560 nm、620 nm、666 nm、681 nm、708 nm、754 nm 和 866 nm, 共 10 个波段) 的归一化光谱值作为聚类输入, 优化 m 值为 1.5, 获得了 17 种内陆典型的水体光谱类型。

基于遥感反射率波形特征的水体光学分类, 不考虑水环境参数的影响, 仅依靠传感器采集的光学信息进行分类, 使得具有类似波谱特征的水体聚集为同一类型, 便于后续进行水环境参数反演建模和应用。在实际应用中, 有时可能更关注某个特定水环境指标的反演结果, 但是, 利用该方法获得的水体类型不一定适用于特定参数的模型构建, 因此, 也有学者以具体参数反演为目标, 建立水体光学分类的方法。

2.3 以参数反演为目标的光学分类

有些水环境参数如总磷、COD 等, 本身没有光学特征, 难以直接利用遥感反射率构建其反演模型, 这类参数往往需要通过叶绿素、悬浮物等进行间接反演, 而其水体光学分类方法则可能需要依据水质参数的统计规律进行构建。例如, 磷浓度是评价水体富营养化的重要指标, 然而, 水体中各形态磷的转化途径、数量变化受浮游植物、沉积物悬浮等多种因素影响, 存在较大的时空差异。在重度富营养化水体, 磷被藻颗粒吸附并吸收转化为颗粒磷, 同时藻在生长及死亡过程中都会与水体发生磷元素交换, 因此总磷浓度与叶绿素 a 浓度有较好的相关性 (陈俊 等, 2016); 而在非藻类颗粒物占主导的河口地区, 由于入湖河流的输入, 颗粒磷更容易吸附在悬浮物上, 同时此类区域由于水流的剧烈搅动也会导致水中磷含量的增加, 因此总磷含量与无机悬浮物浓度具有更好的相关性。杜成功 (2018) 考察了太湖、滇池、洞庭湖、洪泽湖等 7 个内陆水体中叶绿素浓度 (Chla) 与无机悬浮颗粒物浓度 (ISM) 的比值, 以 Chla/ISM 的大小确定水体为非藻类颗粒物占主

导还是浮游植物占主导,并通过遥感反射率 $\ln(Rrs700/Rrs675)$ 与 $\ln(Chla/ISM)$ 的关系,确定水体类型划分的阈值,将水体划分为浮游植物或非藻类颗粒物占主导两种类型,分类结果突出了不同类型水体中磷浓度与叶绿素或悬浮物的相关关系。Sun等(2011)针对内陆浑浊水体,提出了TD680指数计算680 nm附近的遥感反射谷深度,结合ISM/TSM(总悬浮物浓度)阈值构建分类准则,将水体分为3种类型,提高了叶绿素a浓度、悬浮物浓度估算模型精度。Gower等(2005, 2008)以681 nm和753 nm为基线,计算709 nm峰高,构建了MCI(Maximum chlorophyll index)指数用于检测705 nm附近离水辐射的峰值,该指数可用于区分水华、水生植物等覆盖的水体。

以参数反演为目标的水体光学分类,其目的是强化分类后特定水环境参数与水体光学特征的关联关系,对于提高具体指标的遥感反演精度具有重要的意义。

3 基于水体光学分类的水环境参数反演方法

水体光学分类在一定程度上实现了光谱纯化,有利于对同类型水体构建水环境参数反演模型,也有利于在同类水体中进行模型推广应用。水体光学分类建模在大洋水体中已经取得了很好的效果,由于海洋一类水体具有明确的光学主导因素,其遥感反射率与叶绿素浓度等水环境参数的相关关系比较稳定,因此,针对大洋一类水体已有很多成熟的算法,例如基于暗像元的大气校正方法,以OC(Ocean Color)系列为代表的叶绿素浓度估算经验模型OC4、OC5、OC6等(O'Reilly等, 2000, 2019)以及以QAA(Quasi-analytical Algorithm)为代表的半分析模型(O'Reilly等, 1998; Morel和Maritorena, 2001; Lee等, 2002; Maritorena等, 2002)。然而,二类水体具有复杂的光学特性(尤其是藻类与非藻类颗粒物光学信号的非协同变化),导致难以建立较为普适的高精度模型,通常针对具体的海岸或湖库等研究区域,需构建本地化算法(Gilerson等, 2010; Gitelson等, 2011; Gurlin等, 2011),以叶绿素浓度遥感估算为例,Matthews和Odermatt(2015)针对富营养化程度较高的水体开发了波峰基线模型和比值模型,Gitelson等(2008)针对浑浊的富营养化水体建立

了三波段模型,Liu等(2020)针对高浑浊的Case II水体建立了TC2(Turbid Case-2)模型,Shen等(2010)针对河口高悬浮泥沙含量低叶绿素浓度水体,基于620 nm附近的基线特征构建了SCI指数(Synthetic Chlorophyll Index)算法。这些模型在局部研究区域通常能得到精度较高的估算结果,但跨区域使用时却普遍难以适用,其原因在于各研究区的水体类型之间存在差异,导致模型率定的参数不适用,甚至由于一些生物光学的基本假设不成立,导致模型产生较大的误差。因此,针对光学属性复杂的内陆及近岸水体,将二类水体进一步划分为不同类型,在水体光学分类的基础上,进行水环境参数遥感反演模型构建和应用,是进行大范围、大区域水环境监测的必由之路(Matthews等, 2012)。先分类、再反演的方法大体上可以划分为3种类型:分类与模型算法融合、基于水体光学类型优选算法,以及优选多模型混合计算方法。

3.1 分类与模型算法融合的方法

该类方法将模型融合于分类之中,结合分类确定不同的参数取值或参数计算方法,实现水环境参数的分类反演。Liu等(2020)提出的TC2模型,通过不同类型水体在近红外波段处黄色物质吸收(非藻类颗粒物与CDOM吸收之和)的比例差异,选择不同的近红外波段计算浮游植物吸收系数,削弱了黄色物质吸收对叶绿素a浓度估算的影响,提高了叶绿素a浓度反演的精度,并且将模型推广应用于不同类型水体,模型具有较强的普适性;Yu等(2019)通过671 nm、745 nm和862 nm遥感反射率的分类与加权建立了GAA(Globally Applicable Algorithm)算法用于无缝地估算从近海岸到远洋水体的悬浮物浓度,同时避免了高浊度的“过饱和”效应以及低浓度值的低估效应。Xu等(2020)利用MCI指数,将水体区分为高度浑浊、中度浑浊和清洁水体,以此为依据确定665 nm处浮游植物吸收系数遥感估算模型,进而反演颗粒有机碳及其内外源浓度。Matsushita等(2015)依据MCI与叶绿素浓度的关系,建立MCI阈值,将滇池等亚洲5个湖泊水体分为清洁型、浑浊性、高度浑浊型3类水体,并分别采用蓝—绿波段算法、三波段算法、红—近红外波段算法进行叶绿素浓度估算,说明多类型算法模型更加适用于大范围水环

境参数估算。Jiang等(2020)基于443 nm处水体浮游植物吸收系数与非色素颗粒物吸收系数比值,将水体划分为色素主导、非色素主导以及介于二者之间的类型,并进一步构建了叶绿素指数CI(Chla-Index),基于672 nm的叶绿素a吸收,以及555 nm的颗粒物后向散射特征实现基于VIIRS(Visible infrared imaging radiometer)数据的3类水体分类,针对每类水体采用的最优模型,提高了每类水体遥感反演的精度,并且使得模型可同时应用于不同水体。李玲玲等(2020)基于蓝绿波段差值指数、光谱曲线在542 nm、631 nm、813 nm处围成的三角形面积大小、绿光波段遥感反射率、归一化黑臭水体指数等划分城市水体类型,用于对黑臭水体进行识别和分级。

该类方法本质上是在水体光学分类的基础上,确定不同类型水体所采用的模型算法,将光学特征与模型方法融合在一起,实现水环境参数的遥感定量估算。

3.2 基于水体光学类型优选算法

该类方法在水体光学分类的基础上,对每类水体构建或优选最佳模型,并将最优模型应用于每个水体光学类型中(Le等,2011;Zhang等,2019;Cui等,2020)。Du等(2018)利用构建的光学分类方法分类后,两种水体中水质参数与总磷的关系有了大幅提升,在非藻类颗粒占优势的类型1中,总磷和无机悬浮物具有良好的相关性, R^2 为0.731,在该类水体中,总磷浓度和叶绿素a之间相关性较弱,说明总磷主要受非藻类颗粒物的影响,这种现象常常出现在非藻类颗粒占优势的湖泊和河流交汇的河口地区,水体组分主要受陆源径流影响。在类型2中,总磷与叶绿素a呈正相关(R^2 为0.65),总磷和无机悬浮物浓度之间的关系很弱。在这种水体中,以浮游植物为主,藻类的生长衰退过程对磷含量有重要影响。总磷浓度随着叶绿素a含量的增加而增加。依据两类水体分别构建的总磷浓度最优估算模型精度比未分类的模型有了大幅提高。Cui等(2020)在渤海湾的研究中,首先参考Wei等(2016)建立的QA系统(Quality Assurance system),将水体分为23个水体光学类型,其次,在23类水体光学类型中匹配并参数化最优算法,最终应用于MODIS(Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer)数据中得到Chla估算结果。

针对每种水体类型,分别使用不同模型的方法,提高了同类模型的使用效率,但是这种算法存在两方面的问题,一方面,如果分类错误,则会直接导致模型算法错误;另一方面,相邻像元由于水体类型不同,模型估算的水质参数可能产生较大差异,使得影像估算结果在空间上存在类与类之间的明显边界,这是大部分基于硬分类计算普遍存在的问题(Liu等,2020;Matthews等,2012;Matthews和Odermatt,2015;Zhang等,2019;Xue等,2019),采用软分类方法则能够有效软化类到类之间的过渡区域,生成更为平滑的影像产品(Moore等,2014;Li等,2019)。此外,通过优选现有计算模型,进行加权混合计算的方法,也被许多学者成功应用于多个研究区域。

3.3 优选多模型混合计算的方法

该类算法基于如下假设:已有的算法模型,都适用于特定区域水体,但是,推广应用于其他区域时,往往存在一定误差,或者需要重新进行参数率定。因此,在模型应用中,需要反复进行“数据收集—模型构建(或重新参数化)—模型应用”的工作,在缺少地面实测数据或者观测数据较少的情况下,模型构建或者重新率定参数的效果并不能得到保证。因此,基于已有研究成果的模型,通过加权混合的方式进行计算,不失为一种提高模型适用性、在全局范围提高遥感估算精度的有效方法。Moore等(2014)收集了美国大量的湖泊与近海岸水体的表观光谱与同步测量的水质参数数据,首先建立了7种异质性较强的水体光学类型,并根据隶属度系数混合了OC4和三波段模型,使得模型误差从各自的-0.194和0.115降低至0.023,并最终应用于Lake Erie的MODIS影像数据上,估算结果兼顾了极度富营养化的西部湖区和较为清洁的中部和东部湖区。Jackson等(2017)对Moore的分类框架进行了完善,基于OC-CCI(Ocean Colour-Climate Change Initiative)提供的Rrs影像产品,将水体类型扩充到14类(新增了7类大洋水体类型),丰富之后的分类框架极大地提高了后续应用于全球Chla估算的精度,该方法已用于生产OC-CCI全球水色项目中的Chla产品。

该类方法一般以隶属度(或隶属度重分配后的权重系数)作为权值,将各类型最优算法的估算结果进行混合。该类方法的计算流程如图3所示。其中,各研究对候选算法的评估方法存在显

著差异, 主要表现为候选算法评估指标和算法之间的相对比较方式的差异。Moore 等 (2014) 的研究中仅包括了 OC4 (O'Reilly 等, 2019) 与三波段算法 (Gitelson 等, 2011) 两个候选算法, 对比时仅使用了均方根误差 RMSE (Root Mean Squared Error)、绝对百分比中值误差 MAPE (Median Absolute Percentage Error) 以及偏差中值 BIAS 这 3 个误差指标, 通过对所属类的验证集计算精度, 最终确定各类最优化的候选算法。Smith 等 (2018) 采用了同样的评价方法比较并混合了 OCI (Hu 等, 2012) 与三波段模型 (Gitelson 等, 2010) 的估算结果。当候选算法增加时, Brewin 等 (2015) 的研究中基于自举式 (一种有放回的多次随机抽样) 的方法使用了近 13 种误差指标对 15 个候选算法进行相对评比打分, 并最终确定适用于 OC-CCI 中的 Chla 估算方法。采用类似的模型评估方法, Neil 等 (2019) 在 13 种水体光学类别的基础上 (Spyrakos 等, 2018), 对 19 个候选算法进行打分评估, 建立了针对不同水体类别的 Chla 算法查找表。Jackson 等 (2017) 基于 OCI、OC5 和 OC4 共 3 个算法为全球 14 种水体光学类型匹配了各自合适的最优算法。该方法的软分类方法与 Moore 等 (2014) 相似, 但其在计算误差指标时充分考虑了各类之间的隶属度, 减弱了算法最终混合时其他类误差引入的影响。毕顺 (2021) 改进 FCM 分类方法, 建立了 FCMm 方法, 将二类水体划分为 17 个光学类型, 建立了基于准确度、精确度、有效性的模型评分排序方法, 对 15 种叶绿素 a 浓度估算模型进行评分排序, 进而以分类求算的隶属度为参数调节不同模型权重, 建立了二类水体的叶绿素 a 浓度混合估算模型, 叶绿素浓度估算结果优于单一模型计算结果。

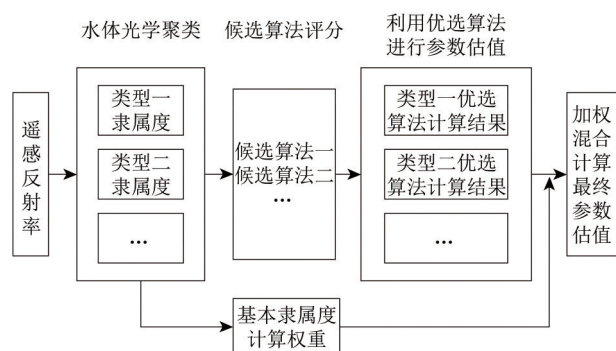


图3 优选多模型混合计算方法流程

Fig. 3 Work flow of hybrid calculation by optimizing multiple models

4 方法的局限性

水体光学分类, 将具有相似光学特征的水体归集为相同类型, 增强了同类型水体中遥感反射率与水环境参数相关关系的一致性, 不但可以提高模型的精度, 而且, 在类似水体中推广应用也具有较好的稳定性。此外, 一些看似关联不密切的内在联系, 通过水体光学分类后也突显出来, 为参数反演模型构建提供了条件 (Xu 等, 2021)。然而, 在实际应用中, 水体光学分类也面临一些问题: (1) 水体光学分类应该分为多少类? 无限细分, 使得模型算法更加复杂, 不利于模型推广应用, 类型太少, 又不能涵盖一些重要的水体类型, 导致模型难以应用, 因此, 需要在数据不断积累的基础上, 确定合理的分类数量和类型, 才能促进方法的应用和推广。(2) 基于水体固有光学特征的分类方法, 需要首先计算出固有光学量参数。然而, 从卫星影像数据计算固有光学参数的过程中, 大气校正误差、固有光学参数计算误差, 都会累积到分类结果, 进而影响水环境参数反演的精度。基于反射率光谱特征的分类方法, 往往需要使用水色敏感波段如 709 nm 波段, 目前, 内陆水环境遥感多采用多光谱传感器获取数据如 OLI (Operational Land Imager) 数据、国产高分多光谱数据等, 其波段宽度以及中心波长的位置设置, 弱化了不同水体光学特征的差异, 对水体光学分类准确性产生影响。随着高光谱数据的使用和水色遥感传感器空间分辨率的进一步提高, 必将获得更多精细波段的遥感反射率数据, 提高固有光学参数反演的精度, 促进水体光学分类方法的进一步发展和应用。

5 结语

内陆及近岸水体组分复杂, 并且随着季节、区域的变化呈现出高度的动态性, 与之相应的, 由于受多种因素影响, 水体光学特征从固有光学特性到表观光学特性都表现出显著的时空差异。为了更加准确地监测水环境状况, 依据水体光学分类建模是提高内陆及近岸复杂水体水环境参数遥感反演精度的一种有效途径, 在长时间序列、大区域范围水环境遥感监测中具有广泛的应用前景。具体应用中, 对于水体光学特征主导影响因素相对单一的水体, 可以采用对该类水体建立最

优模型的方式, 进行水环境参数反演; 对于水体光学特征主导影响因素时空异质性大的水体, 需要在分类的基础上, 采用多模型优选混合计算的方法, 提高参数反演精度并平滑不同类型水环境参数的边界值; 对于大区域范围的水环境遥感监测, 需要在划分水体光学类型的基础上, 再考虑对单个水体采用单一最优模型还是混合计算的方式进行参数反演; 对于特定的水环境参数遥感监测, 可根据其光学特性或与之密切相关的水体光学活性物质的光学特性, 选取不同的光学分类方法, 确定分类数量, 以提高参数反演精度为目标构建遥感反演模型。

参考文献 (References)

- Bezdek J C. 1973. Cluster validity with fuzzy sets. *Journal of Cybernetics*, 3(3): 58-73 [DOI: 10.1080/01969727308546047]
- Bezdek J C, Ehrlich R and Full W. 1984. FCM: the fuzzy *c*-means clustering algorithm. *Computers and Geosciences*, 10(2/3): 191-203 [DOI: 10.1016/0098-3004(84)90020-7]
- Bi S. 2021. Remote Sensing of Algal Column-Integrated Biomass for Inland Waters based on Soft Classification. Nanjing: Nanjing Normal University (毕顺. 2021. 基于软分类的湖泊藻类柱生物量遥感估算研究. 南京: 南京师范大学)
- Bi S, Li Y M, Li Y M, Xu J, Liu G, Song K S, Mu M, Lyu H, Miao S and Xu J F. 2019. Optical classification of inland waters based on an improved Fuzzy C-Means method. *Optics Express*, 27(24): 34838-34856
- Bi S, Li Y M, Wang Q, Lyu H, Liu G, Zheng Z B, Du C G, Mu M, Xu J, Lei S H and Miao S. 2018. Inland water atmospheric correction based on turbidity classification using OLCI and SLSTR synergistic observations. *Remote Sensing*, 10(7): 1002 [DOI: 10.3390/rs10071002]
- Brewin R J W, Sathyendranath S, Müller D, Brockmann C, Deschamps P Y, Devred E, Doerffer R, Fomferra N, Franz B, Grant M, Groom S, Horseman A, Hu C M, Krasemann H, Lee Z, Maritorena S, Mélin F, Peters M, Platt T, Regner P, Smyth T, Steinmetz F, Swinton J, Werdell J and White G N III. 2015. The ocean colour climate change initiative: III. A round-robin comparison on in-water bio-optical algorithms. *Remote Sensing of Environment*, 162: 271-294 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.09.016]
- Candiani G, Giardino C and Brando V E. 2007. Adjacency effects and bio-optical model regionalisation: MERIS data to assess lake water quality in the Subalpine ecoregion//Proceedings of the ENVISAT Symposium. Montreux, Switzerland: [s.n.]
- Chen J, Li Y, Li D P, Huang Y and Zhu P Y. 2016. Distribution of phosphorus forms in the overlying water under disturbance with the addition of algae. *Environmental Science*, 37(4): 1413-1421 (陈俊, 李勇, 李大鹏, 黄勇, 朱培颖. 2016. 藻类与扰动共存下水体中不同形态磷的数量分布规律. *环境科学*, 37(4): 1413-1421 [DOI: 10.13227/j.hjxx.2016.04.028])
- Cui T W, Zhang J, Wang K, Wei J W, Mu B, Ma Y, Zhu J H, Liu R J and Chen X Y. 2020. Remote sensing of chlorophyll a concentration in turbid coastal waters based on a global optical water classification system. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 163: 187-201 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.02.017]
- Dembélé D and Kastner P. 2003. Fuzzy C-means method for clustering microarray data. *Bioinformatics*, 19(8): 973-980 [DOI: 10.1093/bioinformatics/btg119]
- Du C G. 2018. Temporal and Spatial Variation of Total Phosphorus Concentration and its Influencing Factors in Taihu Lake. Nanjing: Nanjing Normal University (杜成功. 2018. 太湖总磷浓度时空变化及其影响因素研究. 南京: 南京师范大学)
- Du C G, Wang Q, Li Y M, Lyu H, Zhu L, Zheng Z B, Wen S, Liu G and Guo Y L. 2018. Estimation of total phosphorus concentration using a water classification method in inland water. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 71: 29-42 [DOI: 10.1016/j.jag.2018.05.007]
- Futschik M E and Carlisle B. 2005. Noise-robust soft clustering of gene expression time-course data. *Journal of Bioinformatics and Computational Biology*, 3(4): 965-988 [DOI: 10.1142/S0219720005001375]
- Gitelson A. 1992. The peak near 700 nm on radiance spectra of algae and water: relationships of its magnitude and position with chlorophyll concentration. *International Journal of Remote Sensing*, 13(17): 3367-3373 [DOI: 10.1080/01431169208904125]
- Gitelson A A, Dall'Olmo G, Moses W, Rundquist D C, Barrow T, Fisher T R, Gurlin D and Holz J. 2008. A simple semi-analytical model for remote estimation of chlorophyll-*a* in turbid waters: validation. *Remote Sensing of Environment*, 112(9): 3582-3593 [DOI: 10.1016/j.rse.2008.04.015]
- Gitelson A A, Gao B C, Li R R, Berdnikov S and Saprygin V. 2011. Estimation of chlorophyll-*a* concentration in productive turbid waters using a Hyperspectral Imager for the Coastal Ocean—the Azov Sea case study. *Environmental Research Letters*, 6(2): 024023 [DOI: 10.1088/1748-9326/6/2/024023]
- Gilerson A A, Gitelson A A, Zhou J, Gurlin D, Moses W, Ioannou I and Ahmed S A. 2010. Algorithms for remote estimation of chlorophyll-*a* in coastal and inland waters using red and near infrared bands. *Optics Express*, 18(23): 24109-24125 [DOI: 10.1364/OE.18.024109]
- González Vilas L, Spyarakos E and Torres Palenzuela J M. 2011. Neural network estimation of chlorophyll *a* from MERIS full resolution data for the coastal waters of Galician *rias* (NW Spain). *Remote Sensing of Environment*, 115(2): 524-535 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.09.021]
- Gower J, King S, Borstad G and Brown L. 2005. Detection of intense plankton blooms using the 709 nm band of the MERIS imaging

- spectrometer. *International Journal of Remote Sensing*, 26(9): 2005-2012 [DOI: 10.1080/01431160500075857]
- Gower J, King S and Goncalves P. 2008. Global monitoring of plankton blooms using MERIS MCI. *International Journal of Remote Sensing*, 29(21): 6209-6216 [DOI: 10.1080/01431160802178110]
- 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]
- Hu C M, Lee Z and Franz B. 2012. Chlorophyll *a* algorithms for oligotrophic oceans: a novel approach based on three-band reflectance difference. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 117: C01011 [DOI: 10.1029/2011JC007395]
- Huang C C, Li Y M, Sun D Y, Le C F and Jin X. 2011. Research of scattering spectrum characteristic and formative mechanism of Taihu Lake waters. *Acta Optica Sinica*, 31(5): 0501003 (黄昌春, 李云梅, 孙德勇, 乐成峰, 金鑫. 2011. 太湖水体散射光谱特性及其形成机理研究. *光学学报*, 31(5): 0501003) [DOI: 10.3788/AOS201131.0501003]
- 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]
- Jerlov N G and Koczy F F. 1951. Photographic measurements of daylight in deep water. *Elanders Boktryckeri Aktiebolag, Stockholm*
- Jiang G J, Duan G Q, Huang Z X, Cai W S, Lu C Q, Su W, Yang J and Zhang C C. 2016. Remote sensing classification of the dominant optically active components and its variations in the Pearl River estuary. *Haiyang Xuebao*, 38(9): 64-75 (姜广甲, 段国钦, 黄志雄, 蔡伟叙, 卢楚谦, 苏文, 阳杰, 张纯超. 2016. 珠江口海域主导光学因子的遥感分类及其变化特征. *海洋学报*, 38(9): 64-75) [DOI: 10.3969/j.issn.0253-4193.2016.09.007]
- 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]
- Le C F, Li Y M, Sun D Y and Wang H J. 2007. Research on chlorophyll concentration retrieval models of Taihu Lake based on seasonal difference. *Journal of Remote Sensing*, 11(4): 473-480 (乐成峰, 李云梅, 孙德勇, 王海君. 2007. 基于季节分异的太湖叶绿素浓度反演模型研究. *遥感学报*, 11(4): 473-480)
- Le C F, Li Y M, Zha Y and Sun D Y. 2009. Specific absorption coefficient and the phytoplankton package effect in Lake Taihu, China. *Hydrobiologia*, 619: 27-37 [DOI: 10.1007/s10750-008-9579-6]
- Le 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(2): 725-737 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.10.014]
- Lee Z, 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]
- Lei S H, Xu J, Li Y M, Lyu H, Liu G, Zheng Z B, Xu Y F, Du C G, Zeng S, Wang H J, Dong X Z, Cai X L and Li J D. 2020. Temporal and spatial distribution of $K_d(490)$ and its response to precipitation and wind in lake Hongze based on MODIS data. *Ecological Indicators*, 108: 105684 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2019.105684]
- 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*, 12(10): 3769-3783 [DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2936403]
- Li L L, Li Y M, Lü H, Xu J, Yang Z Q, Bi S and Xu J F. 2020. Remote sensing classification of urban black-odor water based on decision tree. *Environmental Science*, 41(11): 5060-5072 (李玲玲, 李云梅, 吕恒, 徐杰, 杨子谦, 毕顺, 许佳峰. 2020. 基于决策树的城市黑臭水体遥感分级. *环境科学*, 41(11): 5060-5072) [DOI: 10.13227/j.hjlx.202003266]
- Li Y M, Huang J Z, Wei Y C and Lu W N. 2006. Inversing chlorophyll concentration of Taihu Lake by analytic model. *Journal of Remote Sensing*, 10(2): 169-175 (李云梅, 黄家柱, 韦玉春, 陆皖宁. 2006. 用分析模型方法反演水体叶绿素的浓度. *遥感学报*, 10(2): 169-175)
- Li Y M, Wang Q, Wu C Q, Zhao S H, Xu X, Wang Y F and Huang C C. 2012. Estimation of Chlorophyll *a* concentration using NIR/Red bands of MERIS and classification procedure in inland turbid water. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(3): 988-997 [DOI: 10.1109/TGRS.2011.2163199]
- Liu G, Li L, Song K S, Li Y M, 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. 2020. 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 Z H, Li Y M, Lü H, Xu Y F, Xu X and Huang J Z. 2011. Estimating of backscattering rate in Lake Chaohu based on bio-optical model. *Environmental Science*, 32(2): 464-471 (刘忠华, 李云梅, 吕恒, 徐伟凡, 徐昕, 黄家柱. 2011. 基于生物光学模型的巢湖后向散射概率估算. *环境科学*, 32(2): 464-471)
- Lu C P, Lü H and Li Y M. 2012. Backscattering properties and parametric model of Taihu Lake based on spectral classification. *Journal of Remote Sensing*, 16(2): 417-434 (陆超平, 吕恒, 李云梅. 2012. 基于光谱分类的太湖水体后向散射研究. *遥感学报*, 16(2): 417-434)
- Maritorena S, Siegel D A and Peterson A R. 2002. Optimization of a semianalytical ocean color model for global-scale applications. *Applied Optics*, 41(15): 2705-2714 [DOI: 10.1364/AO.41.002705]

- Matsushita B, Yang W, Yu G L, Oyama Y, Yoshimura K and Fukushima T. 2015. A hybrid algorithm for estimating the chlorophyll-a concentration across different trophic states in Asian inland waters. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 102: 28-37 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2014.12.022]
- Matthews M W, Bernard S and Robertson L. 2012. An algorithm for detecting trophic status (chlorophyll-a), cyanobacterial-dominance, surface scums and floating vegetation in inland and coastal waters. *Remote Sensing of Environment*, 124: 637-652 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.05.032]
- 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]
- Mélin F, Vantrepotte V, Clerici M, D'Alimonte D, Zibordi G, Berthon J F and Canuti E. 2011. Multi-sensor satellite time series of optical properties and chlorophyll-a concentration in the Adriatic Sea. *Progress in Oceanography*, 91(3): 229-244 [DOI: 10.1016/j.pocean.2010.12.001]
- Mobley C D, Stramski D, Bissett W P and Boss E. 2004. Optical modeling of ocean waters: is the case 1-case 2 classification still useful?. *Oceanography*, 17(2): 60-67 [DOI: 10.5670/oceanog.2004.48]
- Mobley C D and Sundman L K. 2003. Effects of optically shallow bottoms on upwelling radiances: inhomogeneous and sloping bottoms. *Limnology and Oceanography*, 48: 329-336 [DOI: 10.4319/lo.2003.48.1_part_2.0329]
- 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 Maritorena S. 2001. Bio-optical properties of oceanic waters: a reappraisal. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 106 (C4): 7163-7180 [DOI: 10.1029/2000JC000319]
- Morel A and Prieur L. 1977. Analysis of variations in ocean color. *Limnology and Oceanography*, 22(4): 709-722 [DOI: 10.4319/lo.1977.22.4.0709]
- Mu M, Wu C Q, Li Y M, Lyu H, Fang S Z, Yan X, Liu G, Zheng Z B, Du C G and Bi S. 2019. Long-term observation of cyanobacteria blooms using multi-source satellite images: a case study on a cloudy and rainy lake. *Environmental Science and Pollution Research*, 26(11): 11012-11028 [DOI: 10.1007/s11356-019-04522-6]
- 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]
- O'Reilly J E, Maritorena S, Mitchell B G, Siegel D A, Carder K L, Garver S A, Kahru M and McClain C. 1998. Ocean color chlorophyll algorithms for SeaWiFS. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 103(C11): 24937-24953 [DOI: 10.1029/98JC02160]
- O'Reilly J E, Maritorena S, Siegel D A, O'Brien M C, Toole D, Mitchell B G, Kahru M, Ghavez F P, Strutton P, Cota G F, Hooker S B, McClain C R, Carder K L, Müller-Karger F, Harding L, Magnuson A, Phinney D, Moore G F, Aiken J, Arrigo K R, Letelier R and Culver M. 2000. Ocean Color Chlorophyll A Algorithms for SeaWiFS, OC2, and OC4: version 4//SeaWiFS Postlaunch Calibration and Validation Analyses, Part 3. [s.l.]: [s.n.]: 9-23
- O'Reilly J E and Werdell P J. 2019. Chlorophyll algorithms for ocean color sensors-OC4, OC5 and OC6. *Remote Sensing of Environment*, 229: 32-47 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.04.021]
- Palacios S L, Peterson T D and Kudela R M. 2012. Optical characterization of water masses within the Columbia River plume. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 117: C11020 [DOI: 10.1029/2012JC008005]
- Prieur L and Sathyendranath S. 1981. An optical classification of coastal and oceanic waters based on the specific spectral absorption curves of phytoplankton pigments, dissolved organic matter, and other particulate materials. *Limnology and Oceanography*, 26(4): 671-689 [DOI: 10.4319/lo.1981.26.4.0671]
- Schwämmle V and Jensen O N. 2010. A simple and fast method to determine the parameters for fuzzy c-means cluster analysis. *Bioinformatics*, 26(22): 2841-2848 [DOI: 10.1093/bioinformatics/btq534]
- Shen F, Zhou Y X, Li D J, Zhu W J and Suhyb Salama M. 2010. Medium resolution imaging spectrometer (MERIS) estimation of chlorophyll-a concentration in the turbid sediment-laden waters of the Changjiang (Yangtze) Estuary. *International Journal of Remote Sensing*, 31(17/18): 4635-4650 [DOI: 10.1080/01431161.2010.485216]
- Shi K, Li Y M, Li L and Lu H. 2013. Absorption characteristics of optically complex inland waters: implications for water optical classification. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 118 (2): 860-874 [DOI: 10.1002/jgrg.20071]
- Shi K, Li Y M, Zhang Y L, Li L, Lv H and Song K S. 2014. Classification of inland waters based on bio-optical properties. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(2): 543-561 [DOI: 10.1109/JSTARS.2013.2290744]
- Shi K, Zhang Y L, Zhu G W, Liu X H, Zhou Y Q, Xu H, Qin B Q, Liu G and Li Y M. 2015. Long-term remote monitoring of total suspended matter concentration in Lake Taihu using 250m MODIS-Aqua data. *Remote Sensing of Environment*, 164: 43-56 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.02.029]
- Smith M E, Lain L R and Bernard S. 2018. An optimized chlorophyll a switching algorithm for MERIS and OLCI in phytoplankton-dominated waters. *Remote Sensing of Environment*, 215: 217-227 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.06.002]
- Spyrakos E, O'Donnell R, Hunter P D, Miller C, Scott M, Simis S G H, Neil C, Barbosa C C F, Binding C E, Bradt S, Bresciani M, Dall'Olmo G, Giardino C, Gitelson A A, Kutser T, Li L, Matsushita B, Martinez-Vicente V, Matthews M W, Ogashawara I, Ruiz-Verdú A, Schalles J F, Tebbs E, Zhang Y L and Tyler A N. 2018. Optical types of inland and coastal waters. *Limnology and Ocean-*

- ography, 63(2): 846-870 [DOI: 10.1002/Ino.10674]
- Sun D Y, Li Y M, Le C F, Gong S Q, Wang H J, Wu L and Huang C C. 2007. Scattering characteristics of Taihu Lake and its relationship models with suspended particle concentration. *Environmental Science*, 28(12): 2688-2694 (孙德勇, 李云梅, 乐成峰, 龚绍琦, 王海军, 伍蓝, 黄昌春. 2007. 太湖水体散射特性及其与悬浮物浓度关系模型. *环境科学*, 28(12): 2688-2694) [DOI: 10.3321/j.issn:0250-3301.2007.12.004]
- Sun D Y, Li Y M, Wang Q, Le C F, Huang C C and Shi K. 2011. Development of optical criteria to discriminate various types of highly turbid lake waters. *Hydrobiologia*, 669(1): 83-104 [DOI: 10.1007/s10750-011-0652-1]
- Sun D Y, Li Y M, Wang Q, Le C F, Lv H, Huang C C and Gong S Q. 2012. Specific inherent optical quantities of complex turbid inland waters, from the perspective of water classification. *Photochemical and Photobiological Sciences*, 11(8): 1299-1312 [DOI: 10.1039/c2pp25061f]
- Vantrepotte V, Loisel H, Dessailly D and Mériaux X. 2012. Optical classification of contrasted coastal waters. *Remote Sensing of Environment*, 123: 306-323 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.03.004]
- Wei J W, Lee Z and Shang S L. 2016. A system to measure the data quality of spectral remote-sensing reflectance of aquatic environments. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 121(11): 8189-8207 [DOI: 10.1002/2016JC012126]
- Xu J, Lei S H, Bi S, Li Y M, Lyu H, Xu J F, Xu X G, Mu M, Miao S, Zeng S and Zheng Z B. 2020. Tracking spatio-temporal dynamics of POC sources in eutrophic lakes by remote sensing. *Water Research*, 168: 115162 [DOI: 10.1016/j.watres.2019.115162]
- Xu J, Li Y M, Lyu H, Lei S H, Mu M, Bi S, Xu J F, Xu X G, Miao S, Li L L and Yan X C. 2021. Simultaneous inversion of concentrations of POC and its endmembers in lakes: a novel remote sensing strategy. *Science of the Total Environment*, 770: 145249 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2021.145249]
- Xu Y F, Li Y M, Wang Q, Lü H, Liu Z H, Xu X, Tan J, Guo Y L and Wu C Q. 2011. Optical properties and retrieving of diffuse attenuation coefficient of the Three Gorges Reservoir by remote sensing. *Journal of Lake Sciences*, 23(1): 95-103 (徐祎凡, 李云梅, 王桥, 吕恒, 刘忠华, 徐昕, 檀静, 郭宇龙, 吴传庆. 2011. 三峡水库水体漫衰减系数光学特性及其遥感反演. *湖泊科学*, 23(1): 95-103)
- Xue K, Ma R H, Wang D and Shen M. 2019. Optical classification of the remote sensing reflectance and its application in deriving the specific phytoplankton absorption in optically complex lakes. *Remote Sensing*, 11(2): 184 [DOI: 10.3390/rs11020184]
- Yu X L, Lee Z, Shen F, Wang M H, Wei J W, Jiang L D and Shang Z H. 2019. An empirical algorithm to seamlessly retrieve the concentration of suspended particulate matter from water color across ocean to turbid river mouths. *Remote Sensing of Environment*, 235: 111491 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111491]
- Zeng S, Li Y M, Lyu H, Xu J F, Dong X Z, Wang R, Yang Z Q and Li J C. 2020. Mapping spatio-temporal dynamics of main water parameters and understanding their relationships with driving factors using GF-1 images in a clear reservoir. *Environmental Science and Pollution Research*, 27: 33929-33950 [DOI: 10.1007/s11356-020-09687-z]
- 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 Y L, Zhang B, Ma R H, Feng S and Le C F. 2007. Optically active substances and their contributions to the underwater light climate in Lake Taihu, a large shallow lake in China. *Fundamental and Applied Limnology*, 170(1): 11-19 [DOI: 10.1127/1863-9135/2007/0170-0011]
- Zheng Z B, Ren J L, Li Y M, Huang C C, Liu G, Du C G and Lyu H. 2016. Remote sensing of diffuse attenuation coefficient patterns from Landsat 8 OLI imagery of turbid inland waters: a case study of Dongting Lake. *Science of the Total Environment*, 573: 39-54 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2016.08.019]

Research progress of remote sensing monitoring of case II water environmental parameters based on water optical classification

LI Yunmei¹, ZHAO Huan², BI Shun¹, LYU Heng¹

1. Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China;

2. Ministry of Environment Center for Satellite Application on Ecology and Environment, Beijing 100094, China

Abstract: Case II waters, including inland and inshore waters, are affected by many factors, such as phytoplankton, suspended particles, and colored dissolved organic matter, leading to complex and changeable optical characteristics of the water body. Hence, establishing a unified remote sensing quantitative estimation model for retrieving water environmental parameters is difficult. According to the optical characteristics of water, the method of water optical classification and water environmental parameter inversion can not only improve the

accuracy of parameter estimation but also facilitate the model to be popularized in similar waters. This study aims to review the state-of-the-art concepts and methods of water optical classification on remote sensing technology for case II water monitoring. The classification-based applications on retrieving environmental parameters as well as the limitations and prospects are discussed.

The criteria for considering studies for this review are based on the general development of water optical classification technology and ongoing studies from authors and their collaborators. The selection of studies is classified by different methods and applications for parameter retrieval. The main concept and advantages of water optical classification are illustrated with several examples presented in this study.

According to the optical characteristics of water, the method of water optical classification and water environmental parameter inversion can not only improve the accuracy of parameter estimation but also facilitate the model to be popularized in similar waters. Water optical classification methods mainly include optical classification based on inherent optical characteristics, remote sensing reflectance waveform characteristics, and parameter inversion. The classification inversion strategy includes the fusion of classification and model algorithm, the optimization algorithm based on water optical type, and the hybrid calculation based on optimization of multi-model.

Water optical classification is an effective tool for remotely recording the water quality and improving the estimation of the parameters especially in optically complex case II waters. The water retrieval of one predominated optical type should be based on its optimal model. However, accurate estimation of water composed of various types with spatiotemporal dynamics requires the determination of optimal models for each type and the blending strategy. The fuzzy-logic-based blending supports the production of seamless contiguities by considering weight factors. However, different classification methods and parameter estimation strategies should be reconsidered according to the complexity of water optical characteristics and research purposes.

Key words: water optical classification, case II water, water environmental parameters, remote sensing monitoring, remote sensing quantitative estimation model

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. U2102207, 42071299); Major Projects of High Resolution Earth Observation Systems of National Science and Technology (No. 05-Y30B01-9001-19/20-2)