

水体透明度遥感反演算法研究进展

赵春燕¹, 禹定峰¹, 周 燕¹, 杨 雷¹, 高 犒¹, 姚慧平²

(1. 齐鲁工业大学(山东省科学院)山东省科学院海洋仪器仪表研究所, 山东 青岛 266100; 2. 中国石油大学(华东)海洋与空间信息学院, 山东 青岛 266580)

摘要: 水体透明度(Secchi Disk depth, SDD)是水环境监测的重要参数, 遥感技术对于监测水体透明度具有重要的应用前景。本文旨在分类和比较当前用于监测水体透明度的算法, 并提出未来研究的方向, 以推动水环境监测技术的进一步发展。文章对目前检索水体透明度的算法进行分类和比较。其中, 经验算法、半分析算法和机器学习算法是目前研究的主要方向。通过分析算法特性和优缺点, 提出未来研究的重点和方向。经验算法基于透明度与光谱数据、叶绿素 *a* 浓度等的相关性, 半分析算法基于水下能见度理论, 机器学习算法则基于更优的数据特征学习能力。不同算法具有各自的适用范围和限制。未来的研究应该着重于整合多源遥感数据, 改进 QAA(quasi-analytical-algorithm), 深入分析光学参数与水体透明度的关系, 将机器学习算法应用到水体透明度模型的建立中, 以建立具有高精度、适用性广的反演模型。

关键词: 透明度; 遥感技术; 经验算法; 半分析算法; QAA; 机器学习

中图分类号: X87 文献标识码: A 文章编号: 1000-3096(2023)5-0176-10

DOI: 10.11759/hyxx20220902002

透明度 SDD(Secchi Disk depth)是水体能见度的一种量度, 主要受水体光学性质的影响, 能直观反映水体对光的吸收和散射程度^[1]。传统透明度测量为塞克盘法, 将塞克盘^[2]放入水中, 使其下沉到刚好看不清的位置, 此时的水深为透明度, 这种操作方法较简单, 但存在测量范围受限、耗时长等局限性。使用遥感技术实现对水体透明度的测量, 可以快速、有效的覆盖大面积区域, 弥补传统测量方式的不足。如图 1 所示, 用 Web of Science 进行检索, 以 water clarity 为关键词, 对检索结果可视化分析, 发现遥感技术在检索文献中的比例较高, 因此可以得出遥感成为水体透明度的主要研究手段。

实时监测透明度的变化对水环境有重要意义, 透明度可以直观地反映水体污染情况, 衡量水质状况, 评估富营养化状态, 同时, 透明度的变化会严重影响沉水植物的生长以及依靠可见光捕食的鱼类和水鸟等水生动物的生存^[3]。若将透明度卫星观测列为沿海监测计划, 则能更好地保护河口和沿海资源。

1 水色遥感

水色遥感通过遥感系统测量并分析水体吸收、

散射太阳辐射形成的光谱特征来对水体中存在显著光谱特征或光学特性的水体组分参数进行定量反演。太阳辐射经过大气到达水体, 如图 2 所示, 一部分进入水体, 另一部分被水体直接反射。进入水体的部分在水中传播衰减, 一部分被水体各组分吸收, 另一部分被散射。传感器上接收到的总辐亮度由 3 部分组成: (1)太阳辐射经过大气散射进入传感器; (2)太阳辐射通过水表面的方向反射进入传感器; (3)水体后向散射光和水底

收稿日期: 2022-09-02; 修回日期: 2023-01-15

基金项目: 国家自然科学基金项目(42106172); 山东省重点研发计划(2019GHY112017); 山东省自然科学基金(ZR2021QD135); 山东省科学院海洋仪器仪表研究所基金项目(HYPY202107); 教育部产学研合作协同育人项目(202102245036, 202101044002); 科教产融合创新试点工程项目(2022PY041, 2022GH004)

[Foundation: the National Natural Science Foundation of China, No. 42106172; the Key Research and Development Program of Shandong, No. 2019GHY112017; Shandong Provincial Natural Foundation, No. ZR2021QD135; the Foundation of Institute of Oceanographic Instrumentation, Shandong Academy of Sciences, No. HYPY202107; University-Industry Collaborative Education Program, Nos. 202102245036, 202101044002; Fusion Science and Technology Innovation Pilot Project, Nos. 2022PY041, 2022GH004]

作者简介: 赵春燕(1998—), 女, 山东济南人, 硕士, 主要研究方向为海水透明度与遥感, E-mail: ChunyanZhao2021@163.com; 禹定峰(1986—), 通信作者, 博士, 副研究员, 主要研究方向为人工智能与海洋遥感大数据、海洋遥感研究, E-mail: dfyu@qlu.edu.cn

的反射光,这一部分含有水色信息,称为离水辐亮度。由于不同水体的水面性质、水体中悬浮物的性质和含

量以及水深和水底特性等不同,从而形成传感器上接收的反射光谱的差异,为遥感探测水体提供了基础。



图 1 以水体透明度为关键词在 Web of Science 中检索得到的可视化分析图

Fig. 1 Visual analysis graph retrieved from the Web of Science with water transparency as the key word

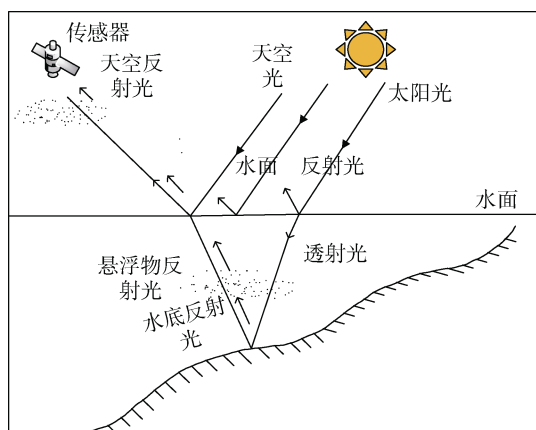


图 2 水中光的组成

Fig. 2 Composition of light in water

遥感数据产品的生产是通过对传感器获取的原始数据进行成像、辐射校正、几何校正等处理,恢复观测地物的位置信息和定量的辐射、散射等信息的过程。反演透明度需要的遥感数据产品是对传感器原始数据预处理的结果,遥感反射率是卫星遥感实现透明度反演的核心参量,因此遥感反射率数据产品的获取是反演透明度的关键。遥感反射率受水体

组分的主要影响,同时也受传感器本身的性能和外界环境因子,如太阳高度角、云量、风速等的影响。

国内外学者利用 AISA(Airborne Imaging Spectrometer for Applications)、TM(Thematic Mapper)、MODIS(Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer)、MERIS(Medium Resolution Imaging Spectrometer Instrument)以及 CZCS(Coastal Zone Color Scanner)、SeaWiFS(Sea-Viewing Wide Field-of-View Sensor)、MSS(Multi-Spectral Scanner)、ETM+(Enhanced Thematic Mapper Plus)等传感器获得卫星遥感数据,并结合实测透明度数据,针对水体本身的特性,开展了许多具体的透明度遥感反演算法研究。目前关于海洋水色参数遥感的研究综述已有很多,如叶绿素、悬浮物等^[4-8],但水体透明度遥感反演算法的综述尚未见报道,因此本文将水体透明度遥感反演算法进行总结归纳和比较,为水体透明度的遥感算法研究提供参考。

2 经验算法反演透明度

经验算法通过在遥感数据与透明度实测值之间进行回归分析来建立遥感反演算法,常用的经验算

法有单波段法和波段组合法。不少研究将卫星遥感提取的 FUI(Forel-Ule Index)水色指数与实测透明度进行相关性分析,建立透明度 FUI 估算模型;也有研究人员利用叶绿素 *a* 的质量浓度与透明度之间的关系建立透明度经验模型。

2.1 波段反射率

根据水体组分含量的差异造成一定波谱范围内遥感反射率的不同,对不同波段遥感反射率与实测透明度进行相关性分析,得到相对较好的透明度遥感反演模型,如线性函数、对数函数、幂指数函数等。Liu 等^[9]基于省时、低成本的 GEE(Google Earth Engine)云平台,测试各波段组合,发现 645 nm 和 555 nm 波段处平均值(红绿波段均值)的幂函数相关度最高,开发了一种快速计算中国湖泊透明度的新算法; Song 等^[10]基于 Landsat OLI(Operational Land Imager)遥感图像数据,对中国湖泊透明度量分析,发现红蓝波段反射率的比值能更好地估算透明度;马建行等^[11]基于 HJ-CCD(Huan Jing-Charge Coupled Device)和 MODIS 进行水体透明度反演对比,通过灰色关联度分析,找出卫星遥感数据与实测透明度关联较高的波段组合,利用这些波段组合与透明度进行多元线性回归分析,从而建立透明度遥感反演模型;禹定峰等^[12]在基于环境一号卫星的四十里湾透明度遥感反演中,分析 HJ-1B CCD 各波段和波段比值与透明度的相关关系,得出红蓝波段比值与透明度存在较高相关性的结论,并建立了透明度反演的指数模型;禹定峰等^[13]在基于实测数据和卫星数据的黄东海透明度估测模型研究中,建立了单波段法、波段比值以及三波段法的透明度反演模型,通过对比决定系数、均方根误差和平均相对误差,得出在该水域中,三波段算法最优。杨雷等^[14]采用哨兵 2 号卫星数据反演透明度,将波段组合与对应的实测数据进行相关性分析,用相关性最大的波段组合建立胶州湾水体透明度反演模型,该模型反演精度较高。

2.2 基于 FUI 的透明度算法

水体颜色属于最古老的时间序列水质数据之一,水中的三种主要光学物质(optically active constituent, OAC)分别为叶绿素,非藻类悬浮物和有溶解有机物,其与水分子本身的吸收和散射作用共同决定了水体呈现出的颜色,Forel-Ule(FUI)指数是将水体的

颜色分为不同的等级,通常用 0~100 的数字来表示,数字越小代表水越清澈,数字越大代表水越混浊。基于卫星遥感提取的 FUI 水色指数较多用于水质监测,可有效分析水体悬浮物浓度等水质参数的变化,同时利用 FUI 水色指数与透明度的显著相关性可建立透明度反演模型。Li 等^[15]利用 MODIS 数据观测中国十大湖泊 2000—2012 年的水色,发现 FUI 水色指数与透明度呈显著负相关,线性相关系数高达 0.91;王胜蕾等^[16]在基于 FUI 水色指数的大范围长时序的水质遥感监测中,基于实测数据集与 Hydrolight 模拟数据集,发现随着 FUI 水色指数的增大,透明度呈幂函数衰减,决定系数 R^2 为 0.95,同时因透明度受色度角 α 的影响,因此建立 SDD 估算模型:

$$F < 8, Z_{sd} = 794\ 630.86 \times a^{-1.66}, \quad (1)$$

$$F \geq 8, Z_{sd} = 30\ 380 \times F^{-2.621}, \quad (2)$$

上式中 F 代表 FUI 指数大小, Z_{sd} 表示水体透明度的大小。水色指数只能用于粗略估计透明度,因此,现在很少有研究用它建立水体透明度遥感反演模型,但仍可以用 FUI 水色指数的变化趋势判断透明度的变化,分析水质变化情况。

2.3 基于叶绿素浓度的透明度模型

很多学者发现叶绿素 *a* 的质量浓度(下文中简称叶绿素 *a* 浓度)与光衰减系数有很大关系,叶绿素 *a* 对可见光的吸收影响光在水下的传播,从而影响水体的透明度。透明度与叶绿素 *a* 浓度的关系可以用指数关系表示:

$$Z_{sd} = m \left([c(\text{Chla})] \right)^n, \quad (3)$$

式中 $c(\text{Chla})$ 指叶绿素 *a* 浓度,常数 m 和 n 是经验参数,根据研究的水域和时间来取不同的值。杨生光等^[17]根据水中的营养成分导致浮游植物繁殖即叶绿素 *a* 浓度的增加使透明度降低的变化模式,并结合实测数据,得到透明度与叶绿素 *a* 浓度有较好的对数线性关系;Carlson^[18]在研究湖泊营养状态指数时,利用已有数据与塞克盘深度作回归分析,得到基于叶绿素 *a* 浓度的透明度估算模型,其相关系数达 0.93,具有较高的反演精度;Megard 等^[19]在研究藻类对地中海透明度的影响时,发现透明度与叶绿素浓度呈反比关系;李宝华等^[20]研究南黄海浮游植物与透明度之间的相关关系,得到叶绿素反演透明度的模型;Morel 等^[21]研究使用不同传感器获得的水色参数是否具有一致性,根据圆盘与周围水的固有初始对比

度, 得到透明度与叶绿素 a 浓度之间的关系式。在式中, $X=\lg[c(\text{Chla})]$, 表 1 中 Morel 等的表达式中 8.7 和 5.5 代表 $\ln\left(\frac{D_0}{D_{\min}}\right)$ 的取值。其中, D_0 是水表面的透明度盘的表观对比度, D_{\min} 是透明度盘的表观对比度下降到肉眼的灵敏度阈值。这种算法大多用于分析一类水体, 对于光学特性复杂的二类水体, 叶绿素 a 浓度反演透明度结果相差较大。同时, 建立的基于叶绿素 a 浓度的透明度经验模型受叶绿素浓度的影响较大, 若用遥感参数反演叶绿素时已产生较大误差, 得到的透明度误差则更大, 不利于提高透明度反演的精度。

表 1 基于叶绿素 a 浓度反演透明度的经验模型
Tab. 1 Empirical model for inversion of transparency based on chlorophyll a concentration

建立者	关系式
杨生光等 ^[17]	$\lg[c(\text{Chla})]=0.65-0.121g(Z_{\text{sd}})$
Carlson ^[18]	$\ln Z_{\text{sd}}=2.04-0.68\ln[c(\text{Chla})]$
李宝华、傅克村 ^[20]	$\ln[c(\text{Chla})]=-1.5533\ln Z_{\text{sd}}+4.777$
Morel ^[21]	$Z_{\text{sd}}(8.7)=13.5-19.6X+12.8X^2-3.8X^3$
	$Z_{\text{sd}}(5.5)=8.50-12.6X+7.36X^2-1.43X^3$

2.4 基于无机悬浮物的透明度模型

在以无机悬浮物质为主要组分的水体, 根据其透明度与透明度的关系, 可建立透明度反演模型。张运林^[3]等在太湖建立悬浮物与透明度的对数模型:

$$T_{\text{SS}}^{1/4}=8.103-5.847\ln(Z_{\text{sd}}), \quad (4)$$

其中, T_{SS} 为悬浮物浓度。得到的对数拟合相关性很好, 即在本区域根据悬浮物反演透明度是可行的; 李晓宇^[22]在分析沙湖透明度影响因素研究时, 根据悬浮物与透明度的关系建立回归模型:

$$Z_{\text{sd}}=-0.3372 \times T_{\text{SS}}+52.841, \quad (5)$$

虽然模型得到的相关系数不高, 但悬浮物对沙湖水体的影响大于叶绿素 a 。

对于不同水体, 如以叶绿素 a 为主, 无机悬浮质为主的水体, 影响水体透明度的主要成分作为算法选择的依据。对于遥感反演经验算法, FUI、叶绿素 a 以及悬浮物都会间接用到遥感反射率, 因此遥感反射率的准确性是影响透明度精度的主要因素。

经验算法在光学特征复杂的水体中能较好反演

水体透明度, 算法简单易用, 精度较高, 但会受到实测数据的影响, 普适性差, 具有不可移植性, 易受区域和时间的限制, 无法建立适用性较强的反演算法。经验算法是由实测数据与遥感图像数据建立回归模型得到, 由于实测数据是在某一具体时刻测得的, 仅适用于当时的条件, 当外界环境发生变化以及水的组分改变时, 此时的实测数据必然会发生变化, 而之前的经验模型自然就会产生误差。随着时间、空间的迁移, 相同水体得到的经验算法的适用性也会产生变化, 因此经验算法的时空适用性表现较差。

3 半分析算法反演透明度

经验算法一般根据有限次的实测数据回归得到, 操作简便, 但模型中的系数受水体和测量时间的影响而变化^[23-25]。而半分析算法基于水下能见度理论, 为透明度估算提供了较好的理论基础。半分析算法反演水体透明度, 是由水体的遥感反射率 $R_{\text{rs}}(\lambda)$ 估算水体的漫衰减系数 $K_d(\lambda)$, 然后根据估算的参数建立水体透明度反演模型。

Chen 等^[26]基于坦帕湾的 SeaWiFS 遥感卫星图像使用半分析算法估计 490 nm 处的垂直漫衰减系数 $K_d(490)$, 根据透明度与 K_d 的经验关系建立模型, 从而得到坦帕湾透明度的变化情况。何贤强等^[27]根据水下光辐射传输理论和对比度传输理论建立水体透明度的定量遥感模型:

$$Z_{\text{sd}}=\frac{1}{4(a+b_b)}\ln\left[\frac{\rho_p\alpha\beta(a+b_b)}{C_e f b_b}\right], \quad (6)$$

式中, a 为水体的吸收系数, b_b 为水体的后向散射系数, ρ_p 为透明度盘表面的反射系数, α 为折射效应, β 为水面反射效应, C_e 为人眼的灵敏度阈值, f 为变量, 其取值范围为 0.32~0.37, 分别对应晴天和阴天太阳天顶位置的取值, 该模型通过实试验证后相关系数达 0.84, 在一类水体中取得了较好的反演结果。

Preisendorfer^[28]和 Tyler^[29]根据可见光在均匀介质中传播的性质, 得到透明度的算法为:

$$Z_{\text{sd}}=\frac{\ln\left(\frac{D_0}{D_{\min}}\right)}{K_d(v)+c(v)}, \quad (7)$$

式中, $c(v)$ 为可见光的光束衰减系数, $K_d(v)$ 为可见光的垂直漫衰减系数。在此基础上, Doron 等^[29]研究发现 $K_d(v)+c(v)$ 与 $K_d(490)+c(490)$ 高度相关, 得到透明度模型:

$$Z_{sd} = \frac{\ln\left(\frac{D_0}{D_{min}}\right)}{P[K_d(490) + c(490)]}, \quad (8)$$

式中, $P(X) = 0.0989X^2 + 0.8879X - 0.0467$, $X = K_d(490) + c(490)$, 根据半分析算法, $c(490)$ 代表 490 nm 处的光束衰减系数, 即 490 nm 处的总吸收系数 $a(490)$ 、纯海水后向散射系数 $b_{bw}(490)$ 和颗粒物后向散射系数 $b_b(490)$ 的函数, 其中, $a(490)$ 和 $b_b(490)$ 可根据遥感反射率反演得到。根据 Doron 等^[30]建立的公式, 用 709 nm 波段的遥感反射率 R_{rs} 计算 $a(490)$ 和 $b_b(490)$ 的值, 由于不同传感器的波段存在差异, 有些传感器 709 nm 波段处的 R_{rs} 无法使用, Doron 等^[31]使用 QAA(quasi-analytical algorithm)算法, 用 560 nm 作为参考波段计算 $a(490)$ 和 $b_b(490)$ 的值, 期望得到更精确的透明度反演值。

魏国妹等^[32]在基于固有光学特性(inherent optical property, IOP)的北部湾透明度遥感反演及检验中, 采用 Doron 等^[30]的透明度算法, 结合 Lee 等^[33]发明的 QAA 算法, 形成基于固有光学量的透明度遥感算法, 并用实测透明度数据检验。基于 IOP 的透明度反演模型与基于叶绿素 a 浓度的模型对比分析, 发现前者的平均百分比误差为 22%, 最大误差 52%, 远小于基于叶绿素 a 浓度

$$K_d(490) = (1 + 0.005\theta_0)a(490) + 4.18\{1 - 0.52\exp[-10.8a(490)]\}b_b(490), \quad (10)$$

式中, θ_0 为太阳高度角。由于 Lee 等^[35]开发的半分析透明度模型是基于全球海洋建立的, 因此在局部的适用性还有待验证。毛颖等^[36]在渤、黄海水域使用 Lee

$$K_{dsemi-analytical} = \frac{f(490)}{R(490)} \left[b_{bw}(490) - \frac{Ba_w(665)R(710)f(665)b_w(665)}{f(710)a(665)R(710)} + \frac{Ba_w(665) + R(710)}{f(710)} \right] e^{i\theta} \\ \left[b_{bw}(490) - \frac{Ba_w(665)R(710)f(665)b_w(555)}{f(710)a_w(665)R(710)} \right] + \frac{Ba_w(665)R(710)}{f(710)}, \quad (11)$$

$$K_{dempirical} = 0.1453 \times \left[\frac{R_{rs}(555)}{R_{rs}(443)} \right]^{-0.6953}, \quad (12)$$

$$K_d = w_1 \times K_{dempirical} + w_2 \times K_{dsemi-analytical}, \quad (13)$$

w_1 和 w_2 为 K_d 联合算法的系数, $w_1 = \frac{1.5-x}{1.5-1.05}$,

$$w_2 = \frac{1.5-x}{1.5-1.05}, \quad x = \frac{R_{rs}(555)}{R_{rs}(443)} \frac{\text{Opposite}}{\text{Hypotenuse}}, \quad K_{dsemi-analytical}$$

和 $K_{dempirical}$ 分别是漫衰减系数 K_d 的半分析算法和经验算法, a_w 、 b_{bw} 分别是纯水的吸收系数和后向散射系数, $R(\lambda)$ 为辐照反射率, $f(\lambda)$ 认作常数 0.335。 $x = \frac{R_{rs}(555)}{R_{rs}(443)}$ 在

的算法误差。即相比叶绿素 a 浓度与透明度的关系, 利用 IOP 与水体透明度的关系建立的半分析反演算法精度更高, 误差更小。秦平等^[34]研究主流的透明度半分析反演算法在渤、黄海的适用性时, 对比 Doron-709、Doron-560、Doron-QAA 三种透明度遥感反演算法, 发现三种算法对于研究区域的适用性均不强, 但 Doron-560 算法的误差最小, 可在其基础上改进。

Lee 等^[35]提出了新的水下能见度理论, 解决经典水下光学理论中不能准确解释人眼观察塞克盘等问题。不同于原有的经典理论, 新理论可以解释 SDD 在一天内的变化, 并且经过验证, 新理论模型具有较强的可信度。利用新的理论得到的透明度遥感半分析反演算法为:

$$Z_{sd} = \frac{1}{2.5\text{Min}[K_d(\lambda)]} \ln\left(\frac{0.14 - R_{rs}^{PC}}{C_t^r}\right), \quad (9)$$

$\text{Min}(K_d(\lambda))$ 代表可见光波段中的最小 K_d 值, R_{rs}^{PC} 是 K_d 最小时所对应的波长处的 R_{rs} 值, C_t^r 表示人眼对比度阈值, C_t^r 是人眼在辐射反射率中的对比度阈值, 数值为 0.013。根据 Lee 等发明的 QAA 算法, 由 R_{rs} 可获得总吸收系数 a 和总后向散射系数 b_b , 再基于 a 和 b_b 估计 K_d 值, 其中各参数估算值的获取方法有经验方法和半分析方法。根据 Lee 等的半分析算法, K_d 的估算如下:

等^[35]的 K_d 全局算法, 发现 $K_d(490)$ 在高值处存在较大误差, 因而, 对 Lee 等开发的半分析算法进行改进, 得到的漫衰减系数 K_d 的半分析算法和经验算法为:

1.05~1.5 之间时, 采用联合算法, 小于 1.05 时采用经验算法, 大于 1.5 时采用半分析算法。毛颖等^[36]仅将联合算法用于渤黄海水域, 得到的反演结果相比改进前并没有明显的提高, 需要进一步验证。Mao 等^[37]在研究基于 GOCI 的渤海和黄海的透明度变化时, 使用 Lee 等^[35]的半分析模型对 K_d 进行了修正, 对黄海和渤海分别使用 Lee 等^[38]以及 Mao 等^[37]的 K_d 算法, 发现修改前决定系数 R^2 为 0.21, 修改后的 K_d 算法明显精度更高, 为 0.86。叶晗等^[39]对 Mao 等^[37]的 K_d 联合算法进行校正, 使其适用于 MODIS 传感器, 并建立透明度遥感反演模型。经验证, 模型在南黄海有较高精度。

由于 QAA_v6 在浑浊水域中反演效果较差, Jiang 等^[40]使用一种混合 QAA 算法 QAA_hybrid[使用 MCI (Maximum Chlorophyll-*a* Index)来区分清澈与浑浊水体]代替 QAA_v6 获取更准确的总吸收系数 $a(\lambda)$ 和总后向散射系数 $b(\lambda)$, 并采用动态 K_T/K_d 值代替固定的比值 1.5:

$$\frac{K_T}{K_d} = 1.04(1 + 5.4\mu)^{0.5} \left(1 - \frac{\sin(\theta)^2}{(I_R)^2} \right)^{0.5}, \quad (14)$$

式中, K_T 和 K_d 分别是上升流和下降流辐射的漫反射衰减系数, $u = b_b/(a + b_b)$, θ 是太阳天顶角, I_R 为水的折射率, 将改进的 SDD 反演算法应用于 2003—2012 年的霞浦湖 MERIS 图像数据中, 发现水体透明度反演精度有较大的提升。

高磊等^[41]在胶州湾区域使用两种半分析反演模型进行对比分析, 发现在此区域 Lee 等的半分析模型比 Jiang 等^[40]的适用性更强, 在不同的透明度范围下, 均方根误差更小。因此可知, 改进的 SDD 模型不具有普遍性。同样用 GOCI 卫星传感器在渤海海水体反演透明度时, 使用 Mao 等^[37]修改的 K_d 联合算法反演得到的 SDD 精度比 Lee 等^[35]的高, 但 Jiang 等的模型在使用 MERIS 图像数据反演霞浦湖的 SDD 精度则要比 Lee 等的好。对于改进的透明度半分析模型, 针对不同的水体特性, 有的模型会得到较好的精度, 有的则适用性较差。Msusa 等^[42]在 Lee 等^[35]的基础上改进了透明度算法, 将水体类型分为 4 种类型, 对每一种水体类型选取合适的参考波长和 QAA 算法, 并限制每种水体中最小 $K_d(\lambda)$ 的波长范围, 解决了大部分的异常值, 有效提高了透明度的精度。该算法对水体类型分类可以量化类别之间的差异, 更准确地估计具有不同光学特性的吸收系数和后向散射系数, 为不同水体提供了更有针对性的算法。

半分析算法的核心是用 QAA 得到 a 和 b_b , 而在 QAA 中需要计算的参数较多, 参数的获取是经验算法结合半分析算法, 因此 QAA 中的经验算法是影响半分析算法精度的主要原因。用 QAA 算法得到 a 和 b_b 时, 根据水体的特点选取参考波长, 比如, 在具有吸收能力强的水体中, 应选取波长较长的参考波长。同时, 改变其中的经验步骤可提高模型性能。相比经验算法, 半分析算法依赖于复杂的辐射传递理论, 需要分离水体的光学成分并准确测量固有的光学特性, 这对于成分复杂、营养状态不同的内陆水体来说

难度更大, 但它用于反演透明度有良好的发展潜力, 值得进一步研究, 以建立更具有普遍适用性的水体透明度半分析反演模型。

4 机器学习算法反演透明度

随着机器学习的发展、深度学习的建立, 水色要素的研究也与之结合, 为提高反演精度提供了更好的方法, 在建立透明度反演模型时, 部分学者将机器学习应用到提高 $K_d(\lambda)$ 的精度上, 然后使用 Lee 等^[35]的透明度反演模型, 这样得到的透明度精度相应提高; 或将遥感影像和实测数据作为神经网络模型的输入, 将透明度作为神经网络的输出, 从而分析相关性与精度变化。

水体透明度由 OAC 控制, Maciel 等^[43]验证发现, 对于 OAC 具有高可变性的水体, 机器学习(machine learning, ML)算法要优于半分析算法(semi-analytical algorithms, SAA), 前者相关系数高于后者, 误差小于后者。之前采用的半分析 $K_d(\lambda)$ 反演模型 SAKM(semi-analytical $K_d(\lambda)$ Retrieval Model), 由于 QAA 不能完全消除总后向散射系数 b_b 的影响, 因此 Chen 等^[43]引入神经网络, 得到神经网络 $K_d(\lambda)$ 检索模型 NNKM(new neural network $K_d(\lambda)$ retrieval model), 将遥感反射率等表观光学特性作为神经网络模型的输入, 这样得到的 $K_d(\lambda)$ 的准确度优于其他模型, 决定系数为 0.94; 李玉翠等^[45]使用 5 种机器学习算法反演东湖透明度, 根据测试误差, 选择 K-近邻算法(K-Nearest Neighbors, KNN)建立透明度的定量反演模型, 但机器学习可能会产生一定的过拟合现象, 从而导致精度降低; 喻臻钰等^[46]将实测数据与 MODIS 遥感影像相结合, 利用长短期记忆神经网络(long-short term memory, LSTM)估算模型输出透明度, 通过调整隐含层节点等方法, 可有效提高输出精度。Zhou 等^[47]在 Lee 等^[35]模型的基础上引入经验关系, 提出基于 GOCI(geostationary ocean color imager)数据的胶州湾区域线性校正 SDD 估算模型, 在该研究中使用机器学习中的留一法交叉验证确定回归模型系数, 模型输出的 SDD 值具有较高的精度。Zhang 等^[48]评估机器学习方法对全球湖泊和水库检索透明度的性能, 发现极端梯度增强(extreme gradient boosting, XGBoost)和随机森林(random forest, RF)比经验和 QAA 算法有更好的性能, 平均相对误差约为 30%, 并且这两种集成模型比单一模型反向传播神经网络(back propagation neural network, BP), 支持向量机(support vector, SVR)更稳健, 用于

全球湖泊透明度的检索精度较好。

相比多项式拟合,机器学习方法对数据特征的学习能力更优,得到的透明度反演模型精度较高,优势较大。但机器学习对数据量的要求较高,大量的训练数据会帮助提高模型的反演精度,比如有些卫星遥感影像数据会受云量等天气的影响,因此会有一些的数据缺失,可有效使用的数据量有限,从而影响机器学习算法模型的精度。而且机器学习本身存在一定的局限性,可能会产生过拟合导致精度降低。目前,机器学习用于反演透明度模型的相关应用较少,得到的反演精度没有达到预期,应更多地结合机器学习算法,提高透明度反演的精度。

5 总结与展望

近年来,更多高分辨率遥感卫星的发射以及水色遥感的发展为水体透明度遥感反演研究提供了更多的数据,很多学者针对不同水域建立了精度较高的反演透明度的经验算法或半分析算法。但受水体复杂光学性质和其他各种因素的影响,半分析算法需要固有光学量的准确测量和分析,因此部分半分析模型的精度不比经验模型高,并且使用 QAA 算法估算 $a(\lambda)$ 和 $b_b(\lambda)$ 存在误差,透明度反演算法的精度受到较大影响。同时,使用卫星遥感监测的问题,大气校正的复杂性和生物光学反演的不准确性,导致最终结果误差较大。

针对同一水域,使用卫星遥感数据建立透明度模型时,使用单一传感器存在信息不足等问题,可以与其他传感器数据结合,以便建立精度更高的透明度遥感算法模型。根据近年来较多学者的研究,今后透明度遥感反演算法的改进可集中于:1)综合多源遥感数据,与实测数据结合,利用多源数据融合分析提高模型精度;2)改进 QAA 算法,选择合适的参考波段对应的 QAA 算法,以此提高 $a(\lambda)$ 和 $b_b(\lambda)$ 的估算精度;3)明确 K_d 与透明度的关系,选择合适的 K_d 计算方法提高透明度的反演精度;4)研究区域生物光学参数与透明度之间的关系,针对光学参数差异大的水体,建立具体的高精度反演模型;5)将机器学习算法应用到透明度研究中,提高反演精度以及分析预测其发展趋势。

参考文献:

[1] PADIAL A A, THOMAZ S M. Prediction of the light attenuation coefficient through the Secchi disk depth:

empirical modeling in two large Neotropical ecosystems[J]. *Limnology*, 2008, 9(2): 143-151.

[2] WERNAND M R. On the history of the Secchi disc[J]. *Journal of the European Optical Society-Rapid Publications*, 2010, 5: 1003s.

[3] 张运林, 秦伯强, 陈伟民, 等. 太湖水体透明度的分析、变化及相关分析[J]. *海洋湖沼通报*, 2003(2): 30-36.
ZHANG Yunlin, QIN Boqiang, CHEN Weimin, et al. Distribution, seasonal variation and correlation analysis of the transparency in Taihu Lake[J]. *Transactions of Oceanology and Limnology*, 2003(2): 30-36.

[4] 邢小罡, 赵冬至, 刘玉光, 等. 叶绿素 a 荧光遥感研究进展[J]. *遥感学报*, 2007, 11(1): 137-144.

XING Xiaogang, ZHAO Dongzhi, LIU Yuguang, et al. Progress in fluorescence remote sensing of Chlorophyll- a [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2007, 11(1): 137-144.

[5] 禹定峰, 邢前国, 施平. 内陆及近岸二类水体透明度的遥感研究进展[J]. *海洋科学*, 2015, 39(7): 136-144.

YU Dingfeng, XING Qianguo, SHI Ping. A review on the estimation of Secchi disk depth by remote sensing in inland and nearshore case 2 waters[J]. *Marine Sciences*, 2015, 39(7): 136-144.

[6] 孟灵, 屈凡柱, 毕晓丽. 二类水体悬浮泥沙遥感反演算法综述[J]. *浙江海洋学院学报(自然科学版)*, 2011, 30(5): 443-449.

MENG Ling, QU Fanzhu, BI Xiaoli. A review of retrieval algorithms for suspended sediment concentration by remote sensing[J]. *Journal of Zhejiang Ocean University (Natural Science)*, 2011, 30(5): 443-449.

[7] 王桂芬, 曹文熙, 殷建平, 等. 海洋颗粒有机碳浓度水色遥感研究进展[J]. *热带海洋学报*, 2012, 31(6): 48-56.

WANG Guifen, CAO Wenxi, YIN Jianping, et al. Progress on ocean-color remote sensing of particulate organic carbon[J]. *Journal of Tropical Oceanography*, 2012, 31(6): 48-56.

[8] 赵燕红, 侯鹏, 蒋金豹, 等. 植被生态遥感参数定量反演研究方法进展[J]. *遥感学报*, 2021, 25(11): 2173-2197.

ZHAO Yanhong, HOU Peng, JIANG Jinbao, et al. Progress in quantitative inversion of vegetation ecological remote sensing parameters[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2021, 25(11): 2173-2197.

[9] LIU D, DUAN H, LOISELLE S, et al. Observations of water transparency in China's lakes from space[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2020, 92: 102187.

[10] SONG K, LIU G, WANG Q, et al. Quantification of lake clarity in China using Landsat OLI imagery data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 243: 111800.

[11] 马建行, 宋开山, 邵田田, 等. 基于 HJ-CCD 和 MODIS 的吉林省中西部湖泊透明度反演对比[J]. *湖泊科学*, 2016, 28(3): 661-668.

- MA Jianhang, SONG Kaishan, SHAO Tiantian, et al. Comparison of water transparency retrieving of lakes in the mid-east part of Jilin Province based on HJ-CCD and MODIS imagery[J]. *Journal of Lake Sciences*, 2016, 28(3): 661-668.
- [12] 禹定峰, 邢前国, 施平. 四十里湾透明度的遥感估测模型研究[J]. *海洋环境科学*, 2013, 32(1): 79-82.
YU Dingfeng, XING Qianguo, SHI Ping. Retrieval of secchi disk depth in Sishili Bay using the HJ-1B CCD image[J]. *Marine Environmental Science*, 2013, 32(1): 79-82.
- [13] 禹定峰, 周燕, 邢前国, 等. 基于实测数据和卫星数据的黄海透明度估测模型研究[J]. *海洋环境科学*, 2016, 35(5): 774-779.
YU Dingfeng, ZHOU Yan, XING Qianguo, et al. Retrieval of Secchi disk depth using MODIS satellite remote sensing and in situ observations in the Yellow Sea and the East China Sea[J]. *Marine Environmental Science*, 2016, 35(5): 774-779.
- [14] 杨雷, 禹定峰, 高皜, 等. Sentinel-2 的胶州湾水体透明度遥感反演[J]. *红外与激光工程*, 2021, 50(12): 515-521.
YANG Lei, YU Dingfeng, GAO Hao, et al. Remote sensing retrieval of secchi disk depth in Jiaozhou Bay using Sentinel-2 MSI image[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2021, 50(12): 515-521.
- [15] LI J, WANG S, WU Y, et al. MODIS observations of water color of the largest 10 lakes in China between 2000 and 2012[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2016, 9(8): 788-805.
- [16] 王胜蕾. 基于水色指数的大范围长时序湖库水质遥感监测研究[D]. 北京: 中国科学院大学(中国科学院遥感与数字地球研究所), 2018.
WANG Shenglei. Large-scale and long-time water quality remote sensing monitoring over lakes based on water color index[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences (Institute of Remote Sensing and Digital Earth Institute), 2018.
- [17] 杨生光, 张坤诚, 吕培顶. 海水相对透明度与叶绿素 *a* 的关系[J]. *黄渤海海洋*, 1987, 5(1): 68-70.
YANG Shengguang, ZHANG Kuncheng, LV Peiding. The relation between relative transparency of seawater and chlorophyll-*a*[J]. *Journal of oceanography of Huanghai & Bohai seas*, 1987, 5(1): 68-70.
- [18] CARLSON R. A trophic state index for lakes[J]. *Limnology and Oceanography*, 1977, 22(2): 361-369.
- [19] MEGARD R O, BERMAN T. Effects of algae on the Secchi transparency of the southeastern Mediterranean Sea[J]. *Limnology and Oceanography*, 1989, 34(8): 1640-1655.
- [20] 李宝华, 傅克村. 南黄海浮游植物与水色透明度之间相关关系的研究[J]. *黄渤海海洋*, 1999, 17(3): 73-79.
- LI Baohua, FU Kecun. The study of correlations between phytoplankton and the transparency, water color in southern Yellow Sea[J]. *Journal of Oceanography of Huanghai & Bohai Seas*, 1999, 17(3): 73-79.
- [21] MOREL A, HUOT Y, GENTILI B, et al. Examining the consistency of products derived from various ocean color sensors in open ocean (Case 1) waters in the perspective of a multi-sensor approach[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 111(1): 69-88.
- [22] 李晓宇. 宁夏沙湖水体透明度时空变化特征与影响因素研究[D]. 银川: 宁夏大学, 2018.
LI Xiaoyu. Spatial and temporal characteristics and Influencing factors of the transparency of Shahu Lake in Ningxia[D]. Yinchuan: Ningxia University, 2018.
- [23] HOLMES R W. The Secchi disk in turbid coastal waters[J]. *Limnology and Oceanography*, 1970, 15(5): 688-694.
- [24] KRATZER S, HÅKANSSON B, SAHLIN C. Assessing Secchi and photic zone depth in the Baltic Sea from satellite data[J]. *Ambio*, 2003, 32(8): 577-585.
- [25] 王晓梅, 唐军武, 丁静, 等. 黄海、东海二类水体漫衰减系数与透明度反演模式研究[J]. *海洋学报*, 2005, 27(5): 38-45.
WANG Xiaomei, TANG Junwu, DING Jing, et al. The retrieval algorithms of diffuse attenuation and transparency for the Case-II waters of the Huanghai Sea and the East China Sea[J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 2005, 27(5): 38-45.
- [26] CHEN Z, MULLER-KARGER F E, HU C. Remote sensing of water clarity in Tampa Bay[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 109(2): 249-259.
- [27] 何贤强, 潘德炉, 毛志华, 等. 利用 Sea WiFS 反演海水透明度的模式研究[J]. *海洋学报(中文版)*, 2004, 26(5): 55-62.
HE Xianqiang, PAN Delu, MAO Zhihua, et al. The study on the inversing model of water transparency using the SeaWiFS data[J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 2004, 26(5): 55-62.
- [28] PREISENDORFER R W. Secchi disk science: Visual optics of natural waters[J]. *Limnology and Oceanography*, 1986, 31(5): 909-926.
- [29] TYLER J E. The secchi disc[J]. *Limnology and Oceanography*, 1968, 13(1): 1-6.
- [30] DORON M, BABIN M, MANGIN A, et al. Estimation of light penetration, and horizontal and vertical visibility in oceanic and coastal waters from surface reflectance[J]. *Journal of Geophysical Research*, 2007, 112: C06003, doi: 10.1029/2006JC004007.
- [31] DORON M, BABIN M, HEMBISE O, et al. Ocean transparency from space: Validation of algorithms esti-

- imating Secchi depth using MERIS, MODIS and SeaWiFS data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(12): 2986-3001.
- [32] 魏国妹, 商少凌, 李忠平, 等. 基于固有光学特性的北部湾透明度遥感反演及其检验[J]. *高技术通讯*, 2009, 19(9): 977-982.
WEI Guomei, SHANG Shaoling, LI Zhongping, et al. An IOP-based remote-sensing algorithm for Secchi depth and its validation for the Gulf of Tonikn[J]. *High Technology Letters*, 2009, 19(9): 977-982.
- [33] LEE Z, CARDER K L, ARNONE R A. Deriving inherent optical properties from water color: a multiband quasi-analytical algorithm for optically deep waters[J]. *Applied Optics*, 2002, 41(27): 5755-5772.
- [34] 秦平, 肖艳芳, 崔廷伟, 等. 主流的透明度半分析反演算法在渤、黄海的适用性评价[J]. *激光生物学报*, 2014, 23(6): 516-522, 546.
QIN Ping, XIAO Yanfang, CUI Tingwei, et al. Validation of main semi-analytical retrieval algorithms of transparency in the Bohai and Yellow Sea[J]. *Acta Laser Biology Sinica*, 2014, 23(6): 516-522, 546.
- [35] LEE Z P, SHANG S L, HU C M, et al. Secchi disk depth: A new theory and mechanistic model for underwater visibility[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 169: 139-149.
- [36] 毛颖, 丘仲锋, 孙德勇, 等. 渤海海水体漫衰减系数的遥感反演[J]. *广西科学*, 2016, 23(6): 513-519.
MAO Ying, QIU Zhongfeng, SUN Deyong, et al. A novel remote sensing algorithm for Estimating diffuse attenuation coefficient in the Bohai Sea and Yellow Sea[J]. *Guangxi Sciences*, 2016, 23(6): 513-519.
- [37] MAO Y, WANG S, QIU Z, et al. Variations of transparency derived from GOCI in the Bohai Sea and the Yellow Sea[J]. *Optics Express*, 2018, 26(9): 12191-12209.
- [38] LEE Z, HU C, SHANG S, et al. Penetration of UV-visible solar radiation in the global oceans: Insights from ocean color remote sensing[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2013, 118(9): 4241-4255.
- [39] 叶晗, 史玥双, 梁涵玮, 等. 南黄海透明度的时空分异特征及影响因素分析[J]. *海洋学报*, 2022, 44(3): 1-9.
YE Han, SHI Yueshunag, LIANG Hanwei, et al. Spatio-temporal characteristics and driving factors of water transparency in the South Yellow Sea[J]. *Haiyang Xuebao*, 2022, 44(3): 128-136.
- [40] JIANG D, MATSUSHITA B, SETIAWAN F, et al. An improved algorithm for estimating the Secchi disk depth from remote sensing data based on the new underwater visibility theory[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 152: 13-23.
- [41] 高磊, 胡鹏, 朱金山. 水体透明度两种半分析反演模型的对比与分析[J]. *海洋科学*, 2021, 45(3): 14-23.
GAO Lei, HU Peng, ZHU Jinshan. Comparison and analysis of two semi-analytical inversion models for water transparency[J]. *Marine Sciences*, 2021, 45(3): 14-23.
- [42] MSUSA A D, JIANG D, MATSUSHITA B. A semi-analytical algorithm for estimating water transparency in different optical water types from MERIS data[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(4): 868.
- [43] MACIEL D A, BARBOSA C C F, NOVO E M L D M, et al. Water clarity in Brazilian water assessed using Sentinel-2 and machine learning methods[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 182: 134-152.
- [44] CHEN J, ZHU Y, WU Y, et al. A neural network model for K(λ) retrieval and application to global K_{par} monitoring[J]. *PLoS One*, 2015, 10(6): e0127514.
- [45] 李玉翠, 周正, 彭漪, 等. 基于机器学习的东湖富营养化研究[J]. *人民长江*, 2018, 49(17): 12-17.
LI Yucui, ZHOU Zheng, PENG Yi, et al. Assessment of eutrophication status in East Lake based on machine learning methods[J]. *Yangtze River*, 2018, 49(17): 12-17.
- [46] 喻臻钰, 杨昆, 罗毅, 等. 基于深度神经网络算法的水体透明度反演方法[J]. *生态学报*, 2021, 41(6): 2515-2524.
YU Zhenyu, YANG Kun, LUO Yi, et al. Secchi depth inversion of Dianchi Lake and its temporal and spatial variation analysis based on deep neural networks[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2021, 41(6): 2515-2524.
- [47] ZHOU Y, YU D F, CHENG W T, et al. Monitoring multi-temporal and spatial variations of water transparency in the Jiaozhou Bay using GOCI data[J]. *Marine Pollution Bulletin*, 2022, 180: 113715.
- [48] ZHANG Y B, SHI K, SUN X, et al. Improving remote sensing estimation of Secchi disk depth for global lakes and reservoirs using machine learning methods[J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2022, 59(1): 1367-1383.

Research progress on the remote sensing inversion algorithm for water transparency

ZHAO Chun-yan¹, YU Ding-feng¹, ZHOU Yan¹, YANG Lei¹, GAO Hao¹,
YAO Hui-ping²

(1. Institute of Oceanographic Instrumentation, Qilu University of Technology (Shandong Academy of Sciences), Qingdao 266100, China; 2. College of Oceanography and Space Informatics, China University of Petroleum, Qingdao 266580, China)

Received: Sep. 2, 2022

Key words: transparency; remote sensing technology; empirical algorithm; semi-analytical algorithm; QAA; machine learning

Abstract: Water transparency (Secchi Disk depth) serves as a crucial parameter in water quality monitoring. Remote sensing technology exhibits immense potential in facilitating such monitoring. This paper aims to categorize and compare the current algorithms used in monitoring the transparency of water bodies and identify prospective directions of future research to further the advancement of water quality monitoring technologies. Three algorithms constitute the main directions of current research in this field: empirical, semianalytical, and machine learning (ML). By analyzing the characteristics, advantages, and disadvantages of these algorithms, the focus and direction of future research in this domain are proposed. The empirical algorithm is based on the correlation between transparency and spectral data, along with other factors such as chlorophyll a concentration; the semianalytical algorithm is based on the underwater visibility theory; and the ML algorithm is based on superior data feature learning capabilities. Each algorithm presents a unique range of applications and limitations. Future research should focus on integrating multisource remote sensing data, improving the quasianalytical algorithm, deeply analyzing the relationship between optical parameters and water transparency, and applying ML algorithms to establish water transparency models, thereby establishing inverse models with high accuracy and wide applicability.

(本文编辑: 丛培秀)