光学学报

从传统算法到智能反演算法：AI水色遥感发展综述（特邀）

李旭[1*]，李忠平[1,2]，余小龙[1]

[1]厦门大学海洋生物地球化学全国重点实验室，海洋与地球学院，福建 厦门 361102；

[2]鹭江创新实验室，福建 厦门 361102

摘要 水色遥感正经历从“传统经验统计与半解析反演”向“数据驱动与机理约束融合”的智能化阶段跃迁。系统梳理这一演化路径，遵循水色遥感“观测-反演-应用”链路，详细总结智能算法的关键进展。首先，回顾了人工智能在大气校正这一关键环节的突破；其次，阐述了人工智能在海洋光学参数、生物地球化学参数及光学浅水环境定量反演中的技术范式，归纳了人工智能在有害藻华智能识别、水色基础大模型构建以及水色数据时空重构与预测等主要衍生应用中的创新实践；最后，探讨了数据驱动面临的瓶颈，并展望了“物理-数据”双驱动的未来发展方向，以期为构建新一代高精度、全覆盖的水色遥感监测体系提供参考。

关键词 水色遥感；人工智能；大气校正；生物地球化学参数反演；光学浅水环境；时空重构与预测

中图分类号 P229　　**文献标志码** A　　**DOI**：10.3788/AOS260714

1 引　　言

水色遥感是地球观测系统的重要组成部分，其核心在于有效获取水体离水辐射信号，解析光学活性物质（如浮游植物色素、悬浮颗粒物、有色溶解有机物（CDOM）等）的含量及其固有光学特性（IOPs）等，进而实现对水体生物地球化学过程的定量反演与长期演变规律解析（图 1）[1-4]。过去 40 年间，以经验模型和半解析模型为代表的传统方法取得了广泛成功，推动水色遥感逐步发展为一门支持全球化、长时间序列水体研究的成熟学科[5-7]。然而，随着全球沿海环境变化加剧和近岸生态监测需求的持续增长，传统方法在应对复杂近岸水体、高浑浊度水体、大气校正不稳定性、多源卫星一致性以及非光学活性物质定量反演等挑战和新目标时，面临模型普适性受限、计算复杂度高、精度不足等一系列瓶颈[8-9]。

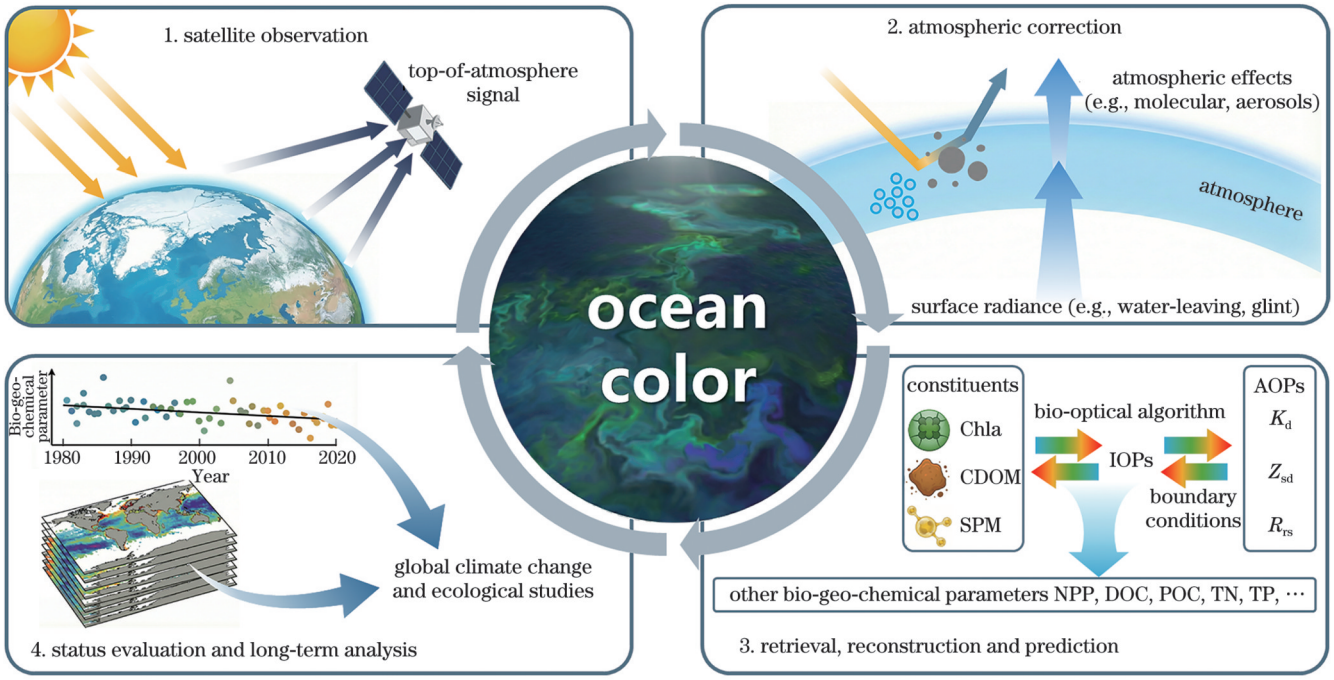
近年来，随着海洋观测与数值模式产品的爆发式增长，人工智能在海洋科学中逐渐形成了面向海洋系统的智能海洋学框架[10-13]。Li 等[14]将人工智能在卫星海洋遥感中的应用归纳为参数反演[15]、数据重建[16]与海洋现象智能识别[17]三条主线，并指出物理知识引导、多源协同观测与近实时智能处理是推动海洋遥感与地球系统科学深度融合的重要发展方向；董昌明等[18]从海洋动力过程与海洋信息科学交叉融合的视角出发，总结了人工智能在海洋现象识别、海洋要素预测及动力方程求解中的应用进展[19-21]，并提出数据与机理融合驱动的海洋数字孪生发展构想；马荣华等[22]系统梳理了我国湖泊水色遥感智能反演的技术路径，强调深度学习在复杂光学水体参数反演与多源数据融合中的关键作用[23-24]；李晓峰等[25]则从任务导向出发，系统总结了海洋参数反演、次表层信息重构、影像超分辨率与遥感信息提取等主要方向的研究进展[26]，揭示了人工智能对传统遥感处理模式的重构作用，并指出跨尺度、多模态数据融合是未来智能海洋遥感的重要发展方向。在人工智能海洋学的总体框架下，水色遥感因其观测链条长、误差传播复杂且机理模型与经验方法长期并存，成为人工智能应用中最为典型的方向之一。

人工智能技术正在深刻改变水色遥感的应用逻辑，即从“模型驱动”向“模型-数据融合驱动”转变，形成“数据-知识-反演-预测”的新范式。深度学习、注意力机制、物理约束神经网络和多任务学习等方法为处理水色遥感中的高度非线性映射关系提供了新的技术路径。人工智能贯穿水色遥感全流程，使各处理环节从单向传递转向数据驱动的反馈闭环，从而实现模型与反演产品精度的持续迭代提升。得益于水色遥感领

收稿日期：2026-02-28；**修回日期**：2026-04-14；**录用日期**：2026-04-29；**网络首发日期**：2026-05-12

基金项目：国家自然科学基金（42430107，42376173）、中央高校基本科研业务费专项资金资助（20720240102）、科技部重点研发项目（2024YFF0808900，2023YFC3107603）

通信作者：*lixuxmu@stu.xmu.edu.cn



Chla: chlorophyll-a; CDOM: colored dissolved organic matter; SPM: suspended particulate matter; NPP: net primary production; DOC: dissolved organic carbon; POC: particulate organic carbon; TN: total nitrogen; TP: total phosphorus; AOPs: apparent optical properties

图 1　水色遥感流程示意图

Fig. 1　Schematic diagram of ocean color remote sensing workflow

域长时间序列、多源与多尺度观测数据的持续积累，人工智能在水色遥感中具备天然的发展条件。自 1978 年美国首颗搭载海岸带水色扫描仪（CZCS）的卫星发射以来，全球已形成由多代海洋水色观测卫星构成的序列化观测体系（已退役或在轨的可用于水色研究的卫星数量超过 20 颗），累计形成了覆盖 40 余年的大规模、多源、多分辨率数据库，数据量呈爆发式增长（图 2）。同时，随着中国新一代海洋水色观测卫星科研星 HY-1E 和美国浮游生物、气溶胶、云、海洋生态系统卫星（PACE）等具有高光谱观测能力的卫星的相继应用，观测数据实现了实质性升维，进一步拓展了人工智能技术在水色遥感中的应用前景。

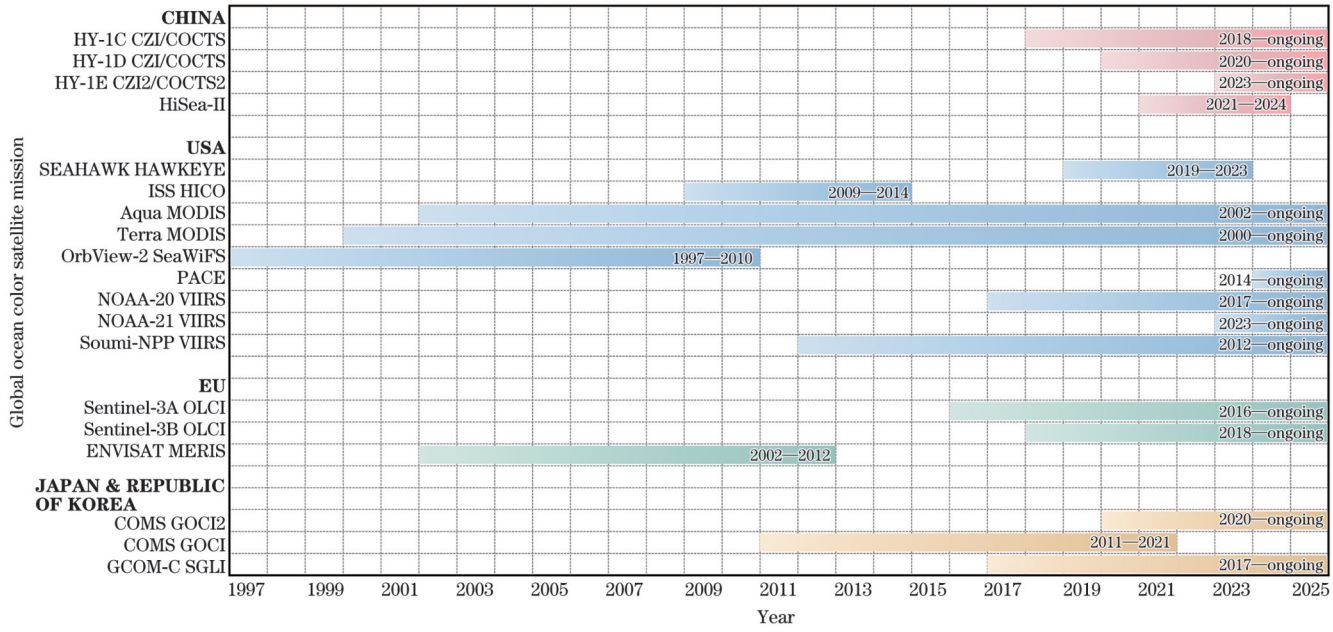


图 2　近几十年来全球主要水色卫星任务时间线

Fig. 2　Timeline of major global ocean color satellite missions in recent decades

基于上述背景，本文聚焦水色遥感领域，旨在系统梳理该领域各研究方向从传统算法向智能反演的演化路径。遵循水色遥感的数据处理和应用流程，本文首先重点回顾了人工智能在大气校正中的发展历程；继而详细阐述了其在海洋光学参数、生物地球化学参数定量反演以及光学浅水环境探测等方面的核心进展；随后，归纳了人工智能在有害藻华（HAB）识别、水色大模型构建及水色数据时空重构与预测等方面的主要衍生应用；最后，对人工智能驱动的水色遥感未来发展方向进行了展望和讨论，以期为水色遥感研究提供参考。

2　人工智能在水色遥感大气校正中的应用

2.1　大气校正基本概念与传统模型方法

大气校正（AC）旨在从大气层顶（TOA）卫星传感器测量的总辐亮度（L_t）中消除大气路径辐射和海面反射等的影响（图 3，E_d为下行辐照度，L_{ra}为分子-气溶胶相互作用下的辐射亮度，L_{sky}为海表面反射天空光辐亮度，L_g为太阳镜面反射辐亮度），从而准确提取表征水体性质的遥感反射比（R_{rs}）。R_{rs}是叶绿素 a 含量（Chla，C_{Chla}）、悬浮颗粒物（SPM）含量、净初级生产力（NPP）等生物光学水色产品的主要输入参数。水体信号在大气层顶总辐射信号中的占比一般低于 20%，远小于大气路径辐射与海表面反射的贡献，因此大气校正算法的精度直接决定了水体生物光学数据的可靠性。大气-海洋耦合的辐射方程可表示为

$$L_t = L_r + L_a + L_x + tL_w \tag{1}$$

式中：L_r和L_a分别为瑞利散射和大气气溶胶散射（包括瑞利-气溶胶多次散射）等大气路径贡献；L_t为总辐亮度；L_x为太阳耀斑、白帽等海表面贡献；L_w为离水辐亮度，包含水体成分信息；t为大气漫透射率。R_{rs}可由L_w转换得到，定义为

$$R_{rs}(\lambda) = \frac{L_w}{E_d^{0+}} \tag{2}$$

式中：E_d^{0+}为水面之上的下行辐照度。由于L_r和L_x可根据观测几何、大气压强或风速等参数进行精确计算，大气校正算法的主要误差来源为L_a的估算。传统算法（如美国国家航空航天局（NASA）标准大气校正算法）通常基于“暗像元假设”推断气溶胶贡献[27-28]，即认为在近红外（NIR）波段，由于水体的强吸收特性，L_w几乎为零。在此假设下，从L_t中扣除L_r和L_x后所余信号即可视为纯气溶胶贡献，据此匹配气溶胶模型，并利用气溶胶光谱斜率将其外推至可见光波段。然而，在近岸水域，该假设面临两方面挑战：1）在高度浑浊水体中，悬浮颗粒物的后向散射显著增强，导致 NIR 波段的L_w不可忽略，从而使“暗像元”假设失效；2）当存在强吸收性气溶胶时，仅凭 NIR 波段难以识别其强吸收特性，因此无法获取准确的气溶胶光学特征[29]。上述因素往往导致气溶胶贡献被高估、离水辐亮度信号被低估，甚至可能在可见光（VIS）波段，尤其是蓝波段，造成L_w为负值的不合理反演结果[30]。此外，近岸邻近效应[31]、高分辨率影像的尺度效应[32]以及传感器噪声等因素也在不同程度上影响了大气校正的精度。

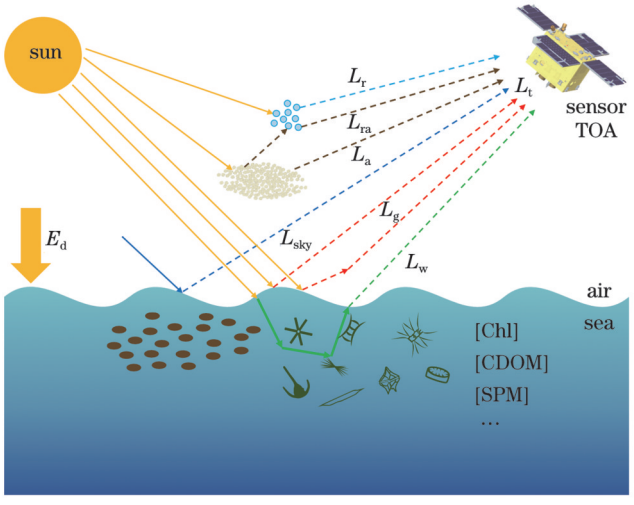


图 3　定性描述大气层顶卫星传感器测量的总辐亮度L_t的构成

Fig. 3　Qualitative description of composition of total radiance L_t measured by top-of-atmosphere satellite sensor

为提高大气校正算法的精度，国内外学者陆续提出了多种改进策略或新的算法。其中一类方法的核心思想是通过建立 NIR 或短波红外（SWIR）波段的水体贡献模型，将其从信号中剔除，从而获得更准确的气溶胶项[33-35]。例如，Bailey 等[33]提出了一种迭代方法，利用 VIS 波段信息估算 NIR 波段的遥感反射比，随后将其重新引入大气校正流程进行迭代计算。也有研究尝试将“暗像元”假设进一步拓展至 SWIR 波段，利用其更强的水体吸收特性来消除浑浊水体贡献[36-38]。然而，由于卫星传感器在 SWIR 波段的信噪比普遍过低，此类方法的适用范围受到限制。此外，He 等[39]利用高含量有机物水体在紫外（UV）波段的强吸收特性，以 UV 波段替代 NIR 波段实现“暗像元”假设，在河口等高度浑浊水体中显著提升了大气校正的精度。Vanhellemont[40]假设一定空间范围内的大气路径辐射近似不变，利用“最暗像元”光谱确定子区域的最优气溶胶模型。Zhao 等[41]则利用全球气溶胶自动观测网络（AERONET）的站位数据，建立了气候态月度空间网格化气溶胶模型，以更准确地表征内陆与近岸区域的复杂吸收性气溶胶特性。也有一部分方法使用光谱优化等数学手段求解耦合的多项贡献。例如：丁静等[42]针对中高浑浊水体，采用光谱优化方法求解近红外气溶胶贡献及其波长依赖指数；Karthick 等[43]则使用多项式表征非离水贡献，通过生物光学模型对$R_{rs}(\lambda)$进行建模，并利用光谱优化方法求解多项式系数，从而实现大气校正。

2.2 人工智能在大气校正中的方法发展

在复杂多变的近岸水域，影响大气校正的因素众多且相互耦合，传统算法往往难以同时处理这些高度非线性的过程。相比之下，人工智能方法在处理此类复杂系统问题上展现出显著优势（图 4、表 1）[44-47]，作为一种典型的数据驱动型方法，其性能在很大程度上取决于训练数据集的构建策略。

一类广泛采用的方法是基于辐射传输模型生成模拟数据。Schiller 等[48]较早地开展了这方面的工作，利用两流模型和单次散射大气模型构建模拟数据集，用于训练多层感知机（MLP）。该方法首次实现了Ⅱ类水体[49]大气校正与水色参数反演的一体化快速处理。在此基础上发展起来的 C2RCC（Case 2 Regional CoastColour）算法进一步使用五组分 IOP 模型（Hydrolight）与 SOS（Successive Order of Scattering）大气模型生成训练数据，通过 5 个神经网络子模型，实现了大气校正、不确定度估计等任务。该算法现已成为中分辨率成像光谱仪（MERIS）、Sentinel-3 海洋与陆地颜色仪器（OLCI）等欧洲航天局（ESA）系列水色卫星的官方近岸水体反演算法[50]。Fan 等[51-52]基于海气耦合辐射传输模型 AccuRT（Accurate Radiative Transfer）构建训练数据，并引入了更为复杂的气溶胶条件，其所构建的 OC-SMART（Ocean Color-Simultaneous Marine and Aerosol Retrieval Tool）算法能够较好地应对近岸浑浊水体和强吸收性气溶胶带来的挑战。Song 等[45]使用海气耦合的矢量辐射传输模型 OSOAA（Ocean Successive Orders with Atmosphere-Advanced），并进一步显式地纳入气溶胶垂直分布信息，以获得更接近真实大气光学过程的训练数据。在此基础上，采用表达能力更强的 XGBoost（eXtreme Gradient Boosting）模型，构建了二级结构大气校正算法 OC-XGBRT。研究结果表明，该算法相较于 OC-SMART，精度进一步提升，在更多复杂场景中实现了稳定且可靠的大气校正效果。

另一类方法则通过筛选传统大气校正算法输出的高质量产品来构建训练数据集。高质量样本能够有效地约束人工智能模型学习传统算法中合理的物理推算过程，从而借助其更强的泛化能力，将这些规律推广至传统大气校正失败或质量较低的情景或像元[53]。因此，该类方法的关键在于如何不断构建“更高质量”的训练样本，以最大限度地减小系统性误差并优化模型的物理一致性。Men 等[54-55]提出了一种面向寡营养开阔大洋的深度学习算法，其训练数据基于经 Level-2 flags 像元质量标识[56]和光谱质量打分（QA score）算法[57]严格筛选的高质量 R_{rs} 光谱构建。该算法显著降低了红绿波段的不确定性，大幅提升了有效观测数量和时空一致性。Li 等[47,58]使用考虑地球曲率影响的海气耦合矢量辐射传输模型（PCOART-SA）提高了大太阳天顶角条件下瑞利散射的计算精度。他们利用晨昏时段的瑞利校正后反射率 ρ_{rc} 与正午时段的 R_{rs} 构建高质量跨时相训练数据集，发展了适用于地球静止海色成像仪（GOCI）的晨昏大气校正体系。该方法突破了大天顶角条件下系统性失效的限制，显著拓展了静止卫星的日变化覆盖能力。Lee 等[59]和 Wang 等[60]在 Level-2 flags 像元质量标识和 QA score 的基础上，进一步引入基于吸收系数的质量控制算法[61]，筛选出代表性更强的“最高质量”R_{rs} 训练数据集，提出了跨卫星大气校正算法（CSAC）。该算法将多源传感器的总反射率（ρ_t）直接转换为中分辨率成像光谱仪-Aqua（MODIS-Aqua）等效 R_{rs}，从而显著提升了多源卫星间 R_{rs} 的光谱一致性和精度。此外，Li 等[44]直接使用全球逾 20 年的高质量气溶胶自动观测网络-海洋（AERONET-OC）数据，提出了基于星地匹配与人工智能的全球近岸水域大气校正算法——ACA-SIM（Atmospheric Correction based on Satellite-*In situ* Matchup data）。得益于卫星传感器测量的 ρ_t 与现场实测 R_{rs} 之间的真实对应关系，该算法不仅显著提升了近岸水域各波段的反演精度，同时在抑制噪声与提高反演稳定性方面表现出明显优势（图 4）。

3 人工智能在水色参数反演中的应用

水色参数反演是水色遥感的核心任务，涵盖从光学性质到生态环境状态刻画的多种参数，直接支撑水体光场结构分析、生态过程评估与水环境监测等重要应用。然而，由于水体光学组分高度耦合、观测信息有限且误差来源复杂，传统经验与半解析方法在复杂水体和多尺度应用中往往存在精度不足、稳健性差和跨区域适用性有限等问题。人工智能方法凭借对复杂非线性关系的自适应表征能力，为提升水色参数反演的精度、泛化能力与业务化应用水平开辟了新路径。本章基于不同参数的物理属性与反演机理，以递进关系将相关研究组织为三个层次：首先讨论海洋光学参数反演，其次聚焦生物地球化学与水质参数估算，最后扩展至光学浅水等复杂环境下的反演问题及方法演进。

3.1 海洋光学参数

3.1.1 吸收系数

水体总吸收系数 $a(\lambda)$ 由纯水吸收与各光学组分吸收共同构成，是表征光在水体中衰减的基本物理量，其变化本质上反映了 CDOM、浮游植物色素以及非藻类颗粒物对入射辐射能量的吸收特性，因此通常可进一步分解为浮游植物吸收 $a_{ph}(\lambda)$、碎屑吸收 $a_d(\lambda)$ 与 CDOM 吸收 $a_g(\lambda)$ 等分量。由于不同组分的吸收光谱具有明确的物理意义和光学特征，吸收光谱及其分量成为基于物理解析进行生物地球化学过程定量反演与初级生产力估算的重要基础参数，长期以来一直是水色反演算法的核心输出之一[62]。

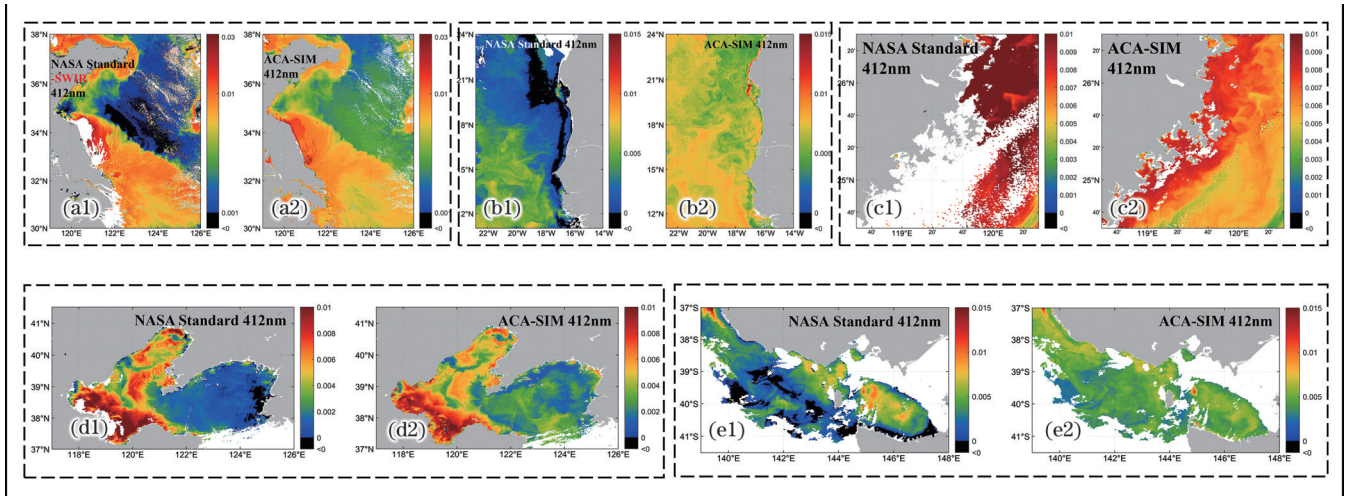


图 4　人工智能方法显著提升大气校正精度并恢复有效数据[44]。(a1) NASA 标准大气校正算法在苏北浅滩-长江口的 $R_{rs}(412)$ 反演结果；(b1) NASA 标准大气校正算法在福建近海的 $R_{rs}(412)$ 反演结果；(c1) NASA 标准大气校正算法在北非西海岸的 $R_{rs}(412)$ 反演结果；(d1) NASA 标准大气校正算法在渤海-黄海的 $R_{rs}(412)$ 反演结果；(e1) NASA 标准大气校正算法在澳大利亚山火事件的 $R_{rs}(412)$ 反演结果；(a2) 人工智能算法 ACA-SIM 在苏北浅滩-长江口的 $R_{rs}(412)$ 反演结果；(b2) 人工智能算法 ACA-SIM 在福建近海的 $R_{rs}(412)$ 反演结果；(c2) 人工智能算法 ACA-SIM 在北非西海岸的 $R_{rs}(412)$ 反演结果；(d2) 人工智能算法 ACA-SIM 在渤海-黄海的 $R_{rs}(412)$ 反演结果；(e2) 人工智能算法 ACA-SIM 在澳大利亚山火事件的 $R_{rs}(412)$ 反演结果

Fig. 4　Artificial intelligence methods significantly improve atmospheric correction accuracy and restore valid data[44]. (a1) Inversion results of $R_{rs}(412)$ from NASA standard atmospheric correction algorithm over the Subei Shoal-Yangtze River Estuary; (b1) inversion results of $R_{rs}(412)$ from NASA standard atmospheric correction algorithm over coastal Fujian; (c1) inversion results of $R_{rs}(412)$ from NASA standard atmospheric correction algorithm over west coast of North Africa; (d1) inversion results of $R_{rs}(412)$ from NASA standard atmospheric correction algorithm over the Bohai and Yellow Seas; (e1) inversion results of $R_{rs}(412)$ from NASA standard atmospheric correction algorithm over Australian bushfire event; (a2) inversion results of $R_{rs}(412)$ from artificial intelligence algorithm ACA-SIM over the Subei Shoal-Yangtze River Estuary; (b2) inversion results of $R_{rs}(412)$ from artificial intelligence algorithm ACA-SIM over coastal Fujian; (c2) inversion results of $R_{rs}(412)$ from artificial intelligence algorithm ACA-SIM over west coast of North Africa; (d2) inversion results of $R_{rs}(412)$ from artificial intelligence algorithm ACA-SIM over the Bohai and Yellow Seas; (e2) inversion results of $R_{rs}(412)$ from artificial intelligence algorithm ACA-SIM for Australian bushfire event

传统吸收系数反演方法普遍建立在半解析光学模型基础之上，即基于辐射传输理论建立 R_{rs} 与 IOPs 之间的物理解析关系，并通过少量经验参数约束实现 IOPs 反演，具有较好的物理一致性和可解释性。根据求解策略的不同，半解析算法可分为两类。一类为代数求解型半解析算法，如准分析算法(QAA)[63]。该类算法在参考波段处锚定吸收与后向散射参数，通过分级求解和逐步外推获得全光谱后向散射系数 $b_b(\lambda)$ 和总吸收系数 $a(\lambda)$，并在此基础上进一步分解得到浮游植物吸收 $a_{ph}(\lambda)$ 及 CDOM 与碎屑吸收 $a_{dg}(\lambda)$[63]。该类方法的计算效率高、精度高、物理可解释性强，是目前使用最广泛的 IOPs 反演算法之一[64]。但该算法高度依赖 R_{rs} 光谱质量，对于大气或水体条件复杂导致大气校正精度较低的水体，易引入较高不确定性。另一类为光谱优化型半解析方法，例如 GSM(the Garver-Siegel-Maritorena model)[65]、HOPE(Hyperspectral Optimization Processing Exemplar)[66] 和 GIOP(Generalized Inherent Optical Property model)[67] 等。该类方法通过构建水体(必要时包含底部贡献)吸收系数与后向散射系数之间的约束关系，以最小化观测光谱与模拟光谱差异为目标，联合反演相关参数。此类方法通常采用规划求解等数值优化手段，对不同类型水体具有较好的灵活性，但对初始值和参数约束敏感，计算量较大，求解过程易陷入局部最优，且在噪声条件下稳定性仍然受限。此外，在缺乏先验知识的情况下，半解析模型不可避免地引入若干经验参数，通常需要针对特定应用或区域进行调整以提升性能。尽管优化调参后的半解析算法凭借其坚实的物理机制在藻华水体[68-69]、近岸浑浊水体[70-71]、内陆湖泊[72-74]以及极地海洋[75-77]等复杂水体中表现出较高的准确性，但这也在一定程度上限制了算法的适用范围。

人工智能方法被引入吸收系数反演，旨在改善半解析算法对固定参数化与经验假设的依赖，进一步提高反演精度与适用性(表 1)。早期人工智能驱动的 IOPs 反演算法通常直接建立水色辐射量与 IOPs 之间的映射关系，以替代传统算法[78-82]。例如前文所述的 Sentinel-3 OLCI 业务化算法 C2RCC，验证了数据驱动方法在复杂水体 IOPs 反演中的应用潜力[50]。随后，Ioannou 等[79]将 IOPs 反演步骤进行拆分，采用两个神经网络(NN)结构推导 IOPs 以控制误差积累。首先，

NN-1 反演精度相对更高的非藻类吸收组分（即 $a_d(\lambda)+a_g(\lambda)$），NN-2 并行反演藻类吸收与非藻类吸收比值，之后通过代数关系计算浮游植物吸收 $a_{ph}(\lambda)$。近期研究进一步向物理一致性方向发展。Chen 等[78]提出了神经网络-半解析混合反演框架 NNSAA（the Neural Network-based Semi-Analytical Algorithm），该模型将半解析模型中的中间变量 $S(\lambda)$（$b_b(\lambda)$ 与 $a(\lambda)$ 之比）显式引入网络结构，通过多个小型网络实现从 $R_{rs}(\lambda)$ 至 $S(\lambda)$、$b_b(\lambda)$ 与 $a(\lambda)$ 的逐级推导，从而在一定程度上模拟半解析模型的求解结构，同时减小了解析假设与观测噪声共同引起的偏差，在 MODIS 数据上展现出更为稳健的近岸与全球适用性。一类更具针对性的研究将人工智能模型嵌入半解析算法框架中，用于替代其中的关键经验参数或经验关系，以人工智能模型较强的泛化能力拓展传统算法的适用范围并提高反演精度[83-84]。例如，孙璐等[84]在 QAA-CDOM 框架下，以神经网络替代传统经验参数关系，对颗粒后向散射系数 $b_{bp}(555)$ 与颗粒吸收 $a_p(443)$ 之间的非线性映射进行建模，并据此获得 CDOM 的吸收系数 $a_g(443)$，在保持物理过程的同时引入数据驱动校正。

3.1.2 后向散射系数

后向散射系数 $b_b(\lambda)$ 表征水体对入射辐射向后半球散射的能力，是决定水体光场空间分布的另一关键固有光学性质参数。$b_b(\lambda)$ 与水体中颗粒物的含量、矿物组成及粒径分布密切相关，因此在浑浊度、SPM 与颗粒有机碳（POC）含量估算以及颗粒类型识别等应用中具有重要意义[1,85-86]。但与吸收系数相比，$b_b(\lambda)$ 的物理机制更为复杂，其光谱变化受多类颗粒物散射特性及其相互耦合作用的影响，通常被认为是反演难度较高的一类水色参数[87]。在半解析算法中，$b_b(\lambda)$ 一般与总吸收系数 $a(\lambda)$ 作为伴生参数共同求解，并进一步分解为颗粒后向散射系数 $b_{bp}(\lambda)$。$b_{bp}(\lambda)$ 在自然水体中占重要地位，其光谱变化通常采用幂函数形式进行参数化：

$$b_{bp}(\lambda)=b_{bp}(\lambda_0)\left(\frac{\lambda_0}{\lambda}\right)^{\eta} \tag{3}$$

式中：λ_0 为参考波长；η 为幂指数，控制 $b_{bp}(\lambda)$ 的光谱斜率，在一定程度上反映颗粒物的粒径结构特征，常被作为颗粒尺度与类型变化的指示参数[88]。然而，传统算法通常需要对 η 的取值范围、颗粒散射相函数及粒径分布特征进行简化假设，在极端清澈或高度浑浊水体中易产生偏差，进而通过吸收-散射耦合关系影响 $a(\lambda)$ 及其组分反演，并最终传递至 SPM、POC 等产品[89-90]。因此，如何在保持物理一致性的同时提高 $b_b(\lambda)$ 及 η 在复杂水体中的反演稳定性，仍是当前水色遥感研究的重要课题之一。

针对上述局限，人工智能方法正被引入以直接或间接改善 $b_b(\lambda)$、$b_{bp}(\lambda)$ 及 η 的反演精度。Chen 等[91]在传统半解析反演框架中嵌入神经网络。从卫星 R_{rs} 光谱中预测谱斜率参数，以重建并校正 R_{rs} 光谱中的系统性残差，再通过传统框架同步更新 IOPs。结果表明，该方法可有效抑制残差传播，显著提高 $b_{bp}(\lambda)$ 的空间一致性与稳定性。Yu 等[83]提出了反演 η 的神经网络方案，直接以多波段 R_{rs} 光谱为输入一步反演颗粒后向散射谱指数 η，从而避免了传统方法中基于 Chla 或 $b_{bp}(\lambda)$ 拟合等多步经验方案带来的不一致性。相比传统方法，该模型对 η 的估计更准确，且能更好地刻画寡营养海域的 η 变化，同时有助于提高半解析算法的稳定性。Zhao 等[92]针对传统算法在极度浑浊水体中经验参数化方案失效的问题，使用 NN 预测 $a(708)$ 与 η，再嵌入 QAA 的后续解析流程。在吸收组分分解阶段，该研究进一步构建了融合物理约束的神经网络模型，直接反演 $a_{ph}(443)$ 与 $a_{dg}(443)$，在提升反演精度与有效数据覆盖率的同时兼顾了物理可解释性，表现出优于传统方案的整体稳健性与适用性。

3.1.3 漫衰减系数

漫衰减系数（K_d）描述了水体中下行光照随深度的指数衰减程度，是水色遥感的关键表观光学量：

$$K_d(\lambda,z)=-\frac{1}{E_d(\lambda,z)}\frac{\mathrm{d}E_d(\lambda,z)}{\mathrm{d}z} \tag{4}$$

式中：$E_d(\lambda,z)$ 为深度为 z、波长为 λ 时的下行辐照度。K_d 直接反映了水体中吸收与散射的综合效应，控制着光合有效辐射（PAR）在水柱中的分布，进而影响真光层深度及初级生产过程。同时，K_d 与水体透明度密切相关，常被用于透明度评价以及生态模型的光场驱动[93-95]。传统 K_d 反演方法大致可分为经验模型与半解析模型两类。经验模型多基于特定区域的 R_{rs} 比值或 Chla 与 K_d 的经验关系，在Ⅰ类水体[49]条件下表现良好，但跨区域泛化能力有限，且在Ⅱ类水体中误差增大[96-97]。半解析方法则基于辐射传输理论，将 K_d 与固有光学性质建立联系[98]，再基于 QAA 等算法反演 IOPs，进而估算 K_d[99-100]。

$$\bar{K}_d(\lambda)=(1+0.005\theta)\times a(\lambda)+4.259\times(1-0.256\eta_w(\lambda))\times(1-0.52\times\exp(-10.8a(\lambda)))\times b_b(\lambda) \tag{5}$$

$$\eta_w(\lambda)=b_{bw}(\lambda)/b_b(\lambda) \tag{6}$$

式中：$\bar{K}_d(z)$ 为海表到一定深度处的 K_d 平均值；θ 为太阳天顶角；η_w 表示分子后向散射对总后向散射的相对贡献；$b_{bw}(\lambda)$ 为波长为 λ 处的纯水后向散射系数。

人工智能方法多用于替代传统拟合或半解析方法，以刻画 R_{rs} 与 K_d 之间复杂的非线性映射关系。一类典型工作是基于多层神经网络的全球/区域 K_d 反演模型，例如 Jamet 等[101]通过合并模拟和现场测量数据，建立了从多波段 R_{rs} 反演漫衰减系数 $K_d(\lambda)$ 的人工智能方法，并在全球开阔与沿岸水体上验证了其在

K_d(490)等波段的适用性。Chen 等[102]利用更充分的现场测量-MODIS 匹配数据训练 K_d(490)反演，在全球海域给出了约 28% 不确定度的误差评估，并展示了该模型向中国近岸海域推广的可行性。Yao 等[103]进一步融合了现场数据、生物地球化学 Argo(BGC-Argo)数据、辐射传输模拟数据和 MODIS 产品数据等多源数据，构建了覆盖清水至高浑浊水体的训练样本集。所提出的模型有效改善了传统算法在近岸及高纬度复杂水体中对 K_d(490)的系统性低估问题。这些工作表明，机器学习模型在多水体类型、多传感器条件下均具有改善 K_d(490)反演精度与稳定性的潜力，但当前受限于数据数量与质量以及单一波长的 K_d，模型难以进一步发展。

3.1.4 水体透明度

水体透明度(Z_{sd})是最具历史积累的水体环境指标之一，广泛用于描述光在水柱中的穿透能力，与浮游植物、悬浮颗粒物、有色溶解有机物等光学组分密切相关[104-105]。透明度不仅是湖泊富营养化评价、近岸水质监测的直观指标，也是生态模型中衡量光限制程度的关键参数，准确估算水体透明度长期以来都是水色遥感的重要方向。在传统算法方面，Lee 等[94,106]从辐射传输与视觉感知机理出发，构建了新的水体透明度物理模型：

$$Z_{sd}=\frac{1}{2.5K_d^{tr}}\ln\left(\frac{\left|0.14-R_{rs}^{tr}\right|}{C_t^{r}}\right) \tag{7}$$

式中：C_t^r为视觉对比度阈值；R_{rs}^{tr}和 K_d^{tr}分别表示水体可见光光谱透明窗口的 K_d 值及其对应的 R_{rs} 值。该理论模型革新了国际上采用近 70 年的水体透明度理论，是对传统透明度理论模型的重要修正，为 Z_{sd} 的物理化遥感反演提供了强有力的支持。但 Z_{sd} 作为二阶光学参数，其基于传统物理模型的反演仍依赖于漫衰减系数 K_d 等上游光学量的获取，不确定性会随算法流程传播和累积，从而影响反演精度，这也为通过引入人工智能方法进一步简化流程、降低误差和提升反演稳健性提供了空间。

多项研究表明，人工智能方法能够从水体反射率中直接提取与透明度相关的光谱特征，显著提高跨水体类型的泛化能力。早期工作已尝试将神经网络用于透明度相关参数的非线性反演，如 Zhang 等[107]基于 Landsat TM 与 ERS-2 SAR 融合特征构建前馈神经网络，其较回归模型更能刻画近岸复杂水体中卫星观测参数与水体透明度等指标之间的非线性关系。随着长时序水体监测需求提升，Guo 等[108]进一步面向 Landsat 档案构建“分流特征-子网融合”的多模态深度学习框架，结合 R_{rs} 统一生成和特征筛选，实现了对湖泊水质参数的稳健长期重建。He 等[109]提出了一种融合 MLP 和门控循环单元(GRU)的混合深度学习模型，该模型基于覆盖中国、美国和欧洲国家 399 个湖泊的现场透明度与 Landsat-8 OLI 匹配样本训练，整体精度优于多种经验模型，为全球尺度湖泊水体透明度制图提供了一种具有良好泛化能力的深度学习方案。Qiao 等[110]提出了一个基于深度神经网络的双分支端到端水质参数反演模型(DN2WP)，模型以 ρ_t 为主要输入，融合光谱和空间特征，显著提升了复杂河口与近岸水体中 Z_{sd} 反演的稳定性与精度，是一种新型的端到端透明度估算策略，适用于包括国产小卫星在内的多种卫星数据(图 5)。但当前这些方法仍依赖于大规模、高质量且具有代表性的数据集。

3.2 生物地球化学参数

3.2.1 叶绿素 a 含量

叶绿素 a 含量 Chla 是表征海洋浮游植物生物量的核心指标，也是初级生产力估算、营养分级评价以及海气碳循环研究中应用最广泛的水色产品之一[111-113]。水色遥感自诞生以来便以 Chla 反演作为核心任务之一。Chla 在可见光不同波段具有显著差异化的吸收特性，尤其在蓝、绿和红光波段表现出明显不同的吸收效应，从而改变水体的离水辐射光谱，使其能够与 R_{rs} 建立稳定关系。早期 Chla 反演算法主要以蓝绿波段比作为基本变量，通过不同形式进行经验统计回归[114-115]。其中，最具有代表性的是 O'Reilly 等[5]提出的海洋水色(OC)系列算法。在Ⅰ类水体中，OC 系列算法将 Chla 表示为蓝绿波段比的 4 阶多项式函数形式：

$$\lg C_{Chla}=a_0+a_1X+a_2X^2+a_3X^3+a_4X^4 \tag{8}$$

$$X=\lg\left(\frac{\max\left(R_{rs}(\lambda_b)\right)}{R_{rs}(\lambda_g)}\right) \tag{9}$$

式中：a_m 为通过全球数据集经验回归得到的拟合系数，m=0，1，2，3，4；λ_b 表示蓝色波段；λ_g 为位于 545～570 nm 范围内的绿色波段。尽管 OC 系列算法在开阔大洋中取得了成功，但在寡营养海区，较低的 $R_{rs}(\lambda_g)$ 值使该类算法对大气校正误差、传感器噪声表现出较高的敏感性，容易引入严重的空间噪声。Hu 等[116]提出的蓝藻指数(CI)算法有效解决了上述问题，其核心思想是以绿色波段反射率相对于由蓝、红波段构成的线性基线的偏离程度来表征 Chla 变化：

$$I_{CI}=R_{rs}(555)-\left(R_{rs}(443)+\frac{555-443}{670-443}\left(R_{rs}(670)-R_{rs}(443)\right)\right) \tag{10}$$

在寡营养水体中，I_{CI} 与 Chla 之间呈现稳定的单调关系，可进一步通过指数形式进行经验拟合：

$$\lg C_{Chla}=\alpha\times I_{CI}+\beta \tag{11}$$

相较于 OC 系列算法，CI 算法的差值形式在低 Chla 条件下对光谱相关误差具有更强的抵消能力，从而显著降低了反演图像的噪声。基于此，Hu 等[117]进一步将 CI 算法与 OC 系列算法相结合，提出了适用于

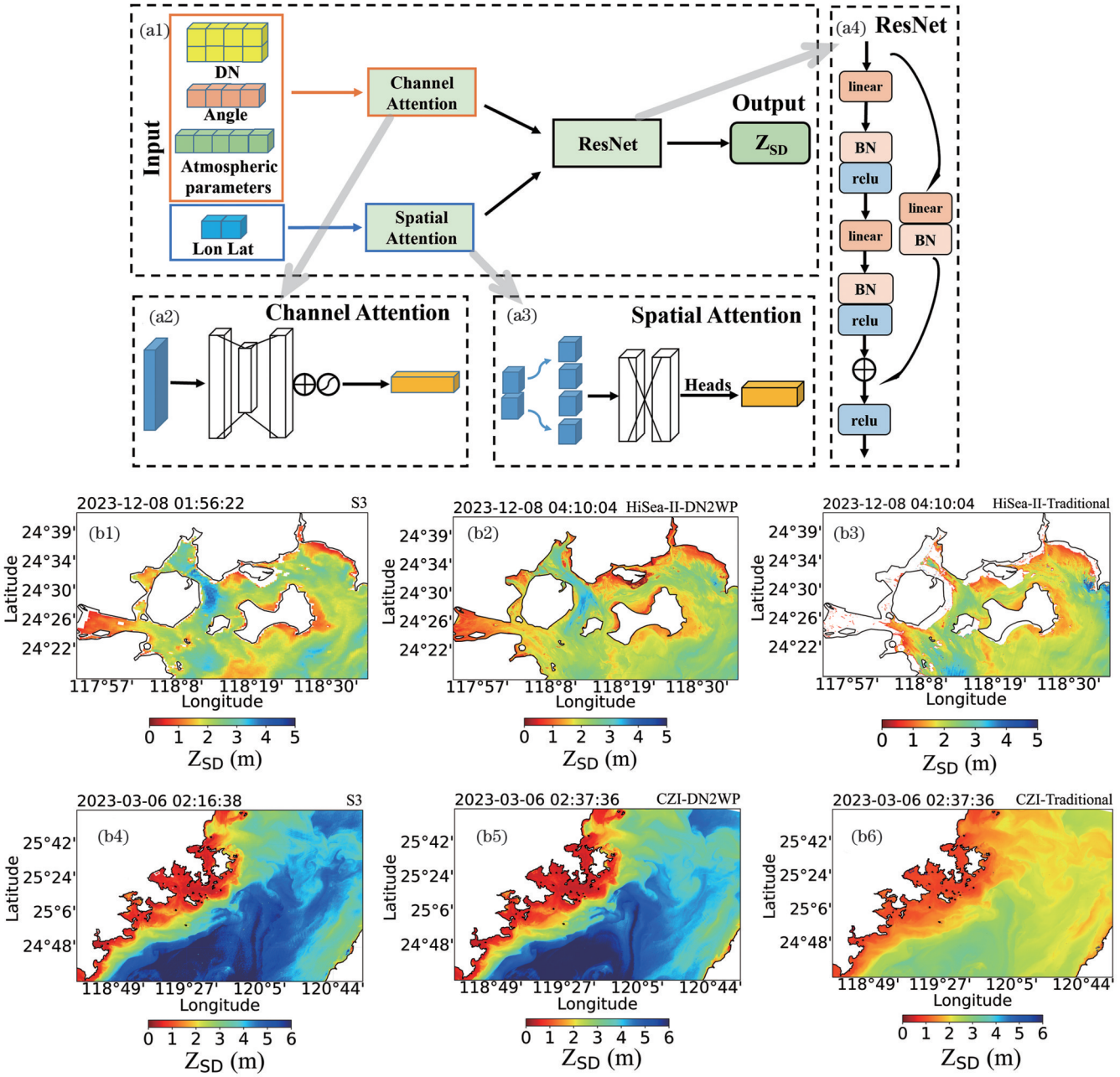


图5　人工智能方法实现的多源卫星数据的Z_{sd}统一反演[110]。双分支端到端水质参数反演模型(DN2WP):(a1)模型总体架构;(a2)通道注意力模块;(a3)空间注意力模块;(a4)残差模块。多源卫星Z_{sd}反演结果对比:厦门湾的(b1) Sentinel-3 Z_{sd}官方产品、(b2) HiSea-II DN2WP反演结果、(b3) HiSea-II传统三步法反演结果;台湾海峡的(b4) Sentinel-3 Z_{sd}官方产品、(b5) CZI DN2WP反演结果和(b6) CZI传统算法反演结果

Fig. 5　Unified inversion of Z_{sd} from multi-sensor satellite data using artificial intelligence method[110]. Dual-branch end-to-end water quality parameter inversion model (DN2WP): (a1) overall architecture of the model; (a2) channel attention module; (a3) spatial attention module; (a4) residual module. Comparison of multi-sensor Z_{sd} inversion results: (b1) Sentinel-3 official Z_{sd} product, (b2) HiSea-II DN2WP-derived results, and (b3) HiSea-II inversion results from conventional three-step approach at Xiamen Bay; (b4) Sentinel-3 official Z_{sd} product, (b5) CZI DN2WP-derived results, and (b6) CZI inversion results from conventional algorithm at Taiwan Strait

全球海洋的海洋颜色指数(OCI)算法。尽管OCI算法已作为多卫星统一的标准Chla反演方案被NASA广泛应用,但其基本假设仍依赖于浮游植物主导的水体光学特性。在非浮游植物主导的Ⅱ类水体中,由于CDOM和非藻类悬浮颗粒物的独立变化,该算法往往产生较大的系统性误差。

人工智能方法在Chla反演中应用最早、也最为丰富,主要目标是解决Ⅱ类水体Chla反演问题。早在20世纪90年代末,Keiner等[118]便利用前馈神经网络建立了卫星与Chla之间的非线性映射,证明了神经网络在

处理光学组分耦合方面优于经验回归。Kim 等[119]基于GOCI数据，比较了RF、Cubist、SVR等多种机器学习模型在Chla反演中的表现，结果表明机器学习模型整体优于传统经验算法，尤其在高浑浊、复杂水体中表现更稳定。最近，詹雅婷等[120]利用机器学习方法在传统算法高质量Chla数据的基础上进一步扩展其空间覆盖范围，有效提升了Chla数据可用性。在内陆湖泊方向，随着我国城市化进程及流域内人类活动增强，主要湖泊普遍呈现出不同程度的富营养化趋势，水色光学组成日趋复杂，湖泊水体的监测和治理问题逐渐受到关注。以太湖、滇池和鄱阳湖等典型湖泊为代表，多年来已有大量研究通过引入人工智能方法构建Chla反演模型，以更有效地刻画Chla时空变化特征[121-123]。反演算法所使用的模型涉及随机森林、神经网络等多种机器学习算法，但多以区域化个案为主，尚未形成统一、可迁移的通用模型体系。

随着人工智能技术的发展，近期研究进一步向多模型集成以及高分辨率、大范围、全球化和可解释化方向发展[124-125]。Cao 等[126]基于Landsat-8 OLI数据构建了XGBoost集成学习模型，成功获取了中国东部数百个湖泊的Chla反演结果，为内陆湖泊Chla的高分辨率长期监测提供了可行方案。Zhang 等[127]基于HY-3A海岸带成像仪（CZI）数据，系统比较了随机森林、SVR、XGBoost、深度神经网络（DNN）和混合密度网络（MDN）等多种模型，结果表明集成与深度模型在复杂海域中整体优于单一传统经验模型。在全球尺度上，Sherf 等[128]利用Sentinel-2表面反射率构建了一种三阶段的全球Chla反演框架，该框架包括基于机器学习的水像元有效性判别、XGBoost回归以及残差卷积神经网络（CNN）校正模型，在800余个湖泊上实现了无需区域重调参的良好迁移能力。Salah 等[129]提出了一种基于双向长短期记忆网络（LSTM）与注意力机制的深度学习模型，通过对不同Chla范围的子模型进行加权融合，实现了面向GCOM-C/SGLI多光谱观测数据的全球尺度Chla反演。总体而言，Chla是目前人工智能在水色参数反演中应用最受关注的变量之一，其算法形式已从早期的单一神经网络发展到面向不同水体类型、多传感器及全球尺度的深度学习与集成学习框架。

3.2.2 净初级生产力

海洋净初级生产力NPP刻画了浮游植物通过光合作用将无机碳固定为有机碳的速率，是连接物质循环、能量流动，以及渔业资源、碳汇评估的核心量，也是几乎所有海洋生态-生物地球化学模型的重要驱动参数[130-133]。由于卫星遥感无法直接观测光合作用过程，NPP的卫星估算通常依赖于将遥感反演的光学或生物光学参数与光合过程模型相结合的参数化方法。传统遥感NPP估算主要基于以Chla为核心变量的半经验或半解析模型，其中具有代表性的是Behrenfeld等[130]提出的VGPM（Vertically Generalized Production Model），经过积分的初级生产力PP（P_{PP}）可表示为

$$P_{PP}(z,t,\lambda)=C_{Chla}(z,t)\times a^{*}_{ph}(z,t,\lambda)\times E(z,t,\lambda)\times \phi(z,t,\lambda) \tag{12}$$

式中：a^{*}_{ph}为浮游植物比吸收系数；E为太阳辐照度；ϕ为光合量子产率。然而，VGPM及其他Chla驱动的NPP模型在本质上将光学特性与生理过程隐式耦合，其关键参数（如最大光合效率）难以用单一环境变量稳定表征，在营养限制显著变化、光学性质高度复杂的近岸和陆架水体中往往产生较大不确定性[134-135]。为弱化对Chla的依赖，Lee 等[62]提出了吸收系数驱动生产力模型（AbPM）：

$$P_{PP}(z,t,\lambda)=a_{ph}(z,t,\lambda)\times E(z,t,\lambda)\times \phi(z,t,\lambda) \tag{13}$$

该模型以浮游植物吸收系数而非Chla作为核心光学输入，将光吸收能力、光利用效率与光场结构在物理上显式分离，从而在机制上降低了光学参数与生理参数的耦合程度。研究表明，AbPM在开阔大洋及部分陆架海域中相较传统Chla驱动模型具有更稳健的表现，尤其在光学条件变化显著的环境中展现出更合理的物理一致性。

近年来，人工智能在NPP反演中大致形成了两条路线："机理模型参数化"和"数据驱动校准/替代"。前者保留传统模型的可解释结构，使用机器学习优化在不同水团、季节与生态型下高度可变的关键中间量，提升模型非稳态项精度，从而减少固定经验参数在近岸等复杂环境中的失配风险（表1）[136-137]。例如，Li 等[136]将增强型随机森林（ERFR）模型用于遥感反演单位叶绿素最大光合速率（P^{B}_{max}）和光饱和辐照度（E_k），并将其嵌入半解析生产力模型，在光学条件和营养状态变化显著的水体中实现了更好的适用性。Britten 等[137]则利用机器学习方法探讨了光合参数对环境条件及其时间积分尺度的响应特征。"数据驱动校准/替代"路线则更强调预测精度与变量融合能力，通常直接把Chla、海表面温度（SST）、E、b_{bp}等与NPP存在潜在物理关系的多种变量输入模型，回归日/旬/月尺度的NPP，在样本覆盖充分时往往能显著提升表现[138-140]。Tang 等[140]在不改变VGPM输入变量体系的前提下，采用支持向量机（SVM）对NPP进行直接回归，其结果相较传统VGPM模型表现出更高的拟合精度，验证了机器学习模型在NPP反演中的潜力。Xu 等[138]系统评估了多种机器学习算法在河口环境中直接反演NPP的能力，结果表明端到端机器学习模型在研究区域内显著优于传统VGPM及其区域调参版本。此外，Zhang 等[141]基于BGC-Argo剖面观测数据构建了全球尺度的深度分辨初级生产力数据集，并利用XGBoost模型实现了水柱初级生产力剖面结构的有效反演，为突破传统模型仅限表层或积分估算的局限提供了新的路径。

3.2.3 悬浮颗粒物质量浓度

悬浮颗粒物质量浓度SPM是近岸与内陆水体的核心水色参数之一，直接控制红外/近红外波段的水体反射特性，影响光场衰减、初级生产力、泥沙输运以及营养盐和污染物的携带与沉积过程。传统SPM反演多采用半经验或半解析算法，例如：Nechad等[142]基于理论推导和多源现场数据校准，构建了适用于多传感器的通用SPM单波段反演模型；Dogliotti等[143]则提出在中低浑浊度水体采用红光波段、高浑浊度水体切换至近红外波段的“单一浊度算法”，在宽动态范围内保持较好的稳定性。此外，Balasubramanian等[144]提出的SOLID（Statistical, inherent Optical property-based, and muLti-conditional Inversion proceDure）框架结合水体类型分类、IOP约束和多条件反演，在全球多场景中显著提升了SPM反演鲁棒性；Yu等[145]提出基于多可见光-近红外波段加权的连续型SPM反演算法，实现了从清洁海水到极浑浊河口水体的统一反演框架。Wei等[146]在此基础上改进了清澈水体条件下的经验关系并通过权重函数实现平滑过渡，从而提高了算法在低浑浊度水体中的精度。尽管这些方法在不同区域取得成功，但在极端浑浊水体、复杂粒径组成或跨区域泛化方面仍存在局限。

人工智能方法用于刻画R_{rs}与SPM之间受粒径、组成等多因素调制的高度非线性关系（表1）。Chen等[147]在鄱阳湖以实测SPM为标签构建NN、随机森林、SVR和XGBoost多模型体系，结果表明机器学习在复杂光学水体中具有更高精度与稳定性。Wen等[148]面向全球光学复杂湖泊，通过引入SMOGN（Synthetic Minority Over-sampling Technique for Regression with Gaussian Noise）过采样方法缓解样本分布不均匀问题，基于Landsat实现跨区域泛化能力评估。Cao等[149]在更大空间与时间尺度上采用SVR等模型，将SWIR等多光谱特征纳入输入，提高了高浑浊度条件下的反演稳健性，并将其用于长期变化刻画。在深度学习方面，Unnithan等[150]提出深度学习框架，通过将可微前向辐射传输过程嵌入网络形成物理约束，并通过扩增光谱库提升模型的可迁移性。Moon等[151]融合韩国地面监测系统与Sentinel-2数据，利用CNN构建可跨流域泛化的SPM估算模型，显示出优于传统回归方法的性能。Kim等[119]依托GOCI的高时间分辨率观测，比较多种机器学习方法的表现，并结合留一交叉验证与变量重要性分析探讨潮汐尺度水质变化。Ma等[152]在珠江口基于MODIS-Aqua训练神经网络，同步反演SPM与Chla，构建了2002—2020年日尺度时间序列并用于季节-年际变化诊断。总之，人工智能的优势不仅体现在精度提升，更在于对非线性光学关系的自适应表达能力及长时间序列中的统计一致性。当前瓶颈主要体现在三个方面：其一，SPM在采样粒径阈值、过滤与干燥流程上的差异导致标签体系不统一，限制了跨数据集训练；其二，粒径、组分、CDOM与底质共同作用引起的光学非唯一性使模型跨水体泛化准确性受限；其三，大气校正与邻近效应误差，尤其在红光与近红外波段，容易被模型当作“规律”学习并放大，反射率饱和问题亦提示需要更强的物理约束。

3.2.4 溶解有机碳含量

溶解有机碳（DOC）是陆源与海洋之间碳输送和转化过程中的关键组分，在陆海交汇带、河口以及陆架海域的碳收支和水色环境调控中发挥重要作用[153]。尽管DOC本身在可见光波段不直接影响水色，但其与CDOM含量和光谱形态通常存在显著相关性及紧密耦合关系，因此卫星水色反演DOC往往依赖CDOM吸收系数作为代理变量[1,154]。传统算法多基于“CDOM-DOC经验关系＋CDOM光学反演”的两步思路：一方面，通过现场紫外-可见光吸收谱建立DOC与特定波长CDOM吸收的线性或指数关系；另一方面，利用经验或半解析方法从遥感反射比$R_{rs}(\lambda)$反演CDOM吸收系数。例如，Fichot等[155]提出利用CDOM吸收反演DOC的方法，提供了基于CDOM反演DOC的经典框架。Matsuoka等[76]在北冰洋发展了半解析CDOM吸收反演算法，构建了适用于北极海区的DOC反演方案。Vantrepotte等[154]在对比多种沿岸环境的工作中系统分析了CDOM-DOC关系在不同沿岸环境中的差异，指出该关系具有明显区域性和季节性，这也成为传统DOC算法跨区域推广时最大的限制之一。

随着多源长时间序列数据积累，人工智能方法在DOC定量反演精度提升及多尺度、长时序刻画方面已取得重要进展[156-157]。Bonelli等[158]针对开阔大洋CDOM-DOC关系随水团与时间的变化而产生的解耦问题，构建了引入光学水体类型的人工智能框架。模型以物理-生物环境约束变量作为输入，并显式加入1～2周时间滞后以表征上层海洋水团运动的影响。结果表明，引入水体类型约束能够有效提高模型的适配性与鲁棒性。Harkort等[159]面向内陆水体DOC遥感估算，对多种机器学习算法进行了系统比较。结果显示，仅使用光谱波段时模型解释度较低，而引入气象-水文等环境变量后精度显著提高，这为人工智能模型结构设计提供了参考。Liu等[160]利用多年、多来源的原位DOC、CDOM和Chla等观测数据，以太湖为例构建了长时间序列DOC反演方法。结果表明，该方法能够有效刻画富营养浅水湖泊中DOC与光学-水文背景之间的非线性关系，成功重建DOC的时空变化。Laine等[161]基于全球原位DOC数据构建监督样本，发展了面向开阔大洋的月尺度DOC机器学习反演模型，生成的全球DOC数据集能够稳定再现中高纬度与副热带海区的长期变化特征。总之，当前DOC遥感反演仍受限于CDOM-DOC关系的区域差异和光学非唯一

性，未来需要加强过程约束与机制理解，以提升模型的跨区域泛化能力和物理一致性。

3.2.5 非光学活性水质参数

非光学活性水质参数主要包括溶解氧（DO）、总氮（TN）、总磷（TP）、硝酸盐（NO_3^-）、磷酸盐（PO_4^{3-}）、氨氮（NH_3ON）及化学需氧量（COD）等，这类参数在富营养化评价、水体生态健康诊断及水环境管理中具有重要指示意义[162-163]。与 Chla、SPM 和 CDOM 等光学活性组分不同，非光学活性水质参数在可见光波段缺乏稳定且可分辨的吸收或散射特征，其含量变化不会直接改变水体离水辐射光谱形态，因此难以通过半解析模型实现解析反演。尽管部分研究尝试通过其与 Chla 或 SPM 之间的相关性构建经验算法，但非光学活性水质参数受水动力过程、生物地球化学反应及外源输入等多因素共同控制，影响机制复杂、控制变量多且数据维度高，其与光学变量之间的协变关系具有明显的区域性、季节性和非唯一性，导致经验模型难以保持稳定精度[164]。在此背景下，人工智能方法能够在高维特征空间中刻画非光学活性水质参数与光学变量、环境因子之间的复杂耦合关系，通过数据驱动方式建立隐式的非线性映射，从而成为实现遥感反演的有效途径。Guo 等[162]基于星地同步 TN、TP 和 COD 样本，分别建立随机森林、SVR 和 NN 模型，实现非光学活性水质参数的多参数同步反演；结果表明该方法在不同水体中均获得较高反演精度，并具有跨区域适用性。Li 等[165]利用实测水质参数与同步获取的高光谱数据，通过光谱形态归一化构建多尺度形态特征向量；结果表明该特征体系能够有效提高模型稳定性。Cai 等[166]基于高光谱影像与实测 DO、COD 和 NH_3ON 数据，首先进行水体分区以降低环境异质性影响，然后通过集成学习融合多种模型结果；结果表明该方法在复杂湖泊条件下显著提高了反演精度。然而，由于该方法的反演关系缺乏稳定的物理约束，模型对区域环境变化高度敏感，泛化能力与物理一致性仍是当前研究的主要挑战。

3.3 光学浅水环境

在水色遥感中，光学浅水水体是指底部反射对离水辐射具有不可忽略的贡献的水体，其判据由水深、水体漫衰减系数以及底质特征共同决定[2,167]。当水深小于有效光学穿透深度时，入射光能够到达底部并经底质反射后再次穿透水体，从而参与传感器接收的上行辐射，使得遥感反射率不再仅由水体固有光学性质控制。相较于光学深水环境，这种水体-底部耦合过程显著提高了反演问题的复杂性，导致基于光学深水假设的水色参数反演产生系统性偏差[2]。同时，潮汐和波浪引起的有效水深变化会改变底部信号的贡献比例，使时间序列中出现并非由水体组分变化驱动的光谱波动。然而，正是由于 R_{rs} 对底部信号的敏感性，光学浅水环境也为水深反演与底质类型识别提供了关键观测信息，使水色遥感能够拓展至水深制图以及珊瑚礁、海草床等浅水生态系统结构与功能的定量监测等重要应用[168]。在此背景下，部分光谱优化型半解析模型通过显式引入水深与底质反射参数（如 HOPE 等）构建了统一的物理反演框架，使水色遥感由光学深水假设拓展至水体-底部耦合条件，实现了水体光学性质、水深及底质类型的联合反演[66]。

人工智能方法的反演精度在很大程度上依赖于高质量监督样本的构建方式，因此现有研究围绕解析模拟、激光雷达测深及人工标注等途径形成了差异化的模型框架[169]。激光雷达测深具有垂向精度高、物理意义明确的优势，但其空间覆盖呈沿轨条带状，难以获取大范围的水深分布，因此通常与光学卫星影像配准以构建训练样本，实现大尺度水深反演。Wu 等[170]基于激光雷达（LiDAR）水深与 WorldView-2 影像配准构建监督样本，并引入 Chla 和 $a_g(440)$ 作为附加特征，结果表明水体光学参数的引入能够强化物理约束并有效提高反演精度。Lai 等[171]利用 ICESat-2 测深数据与 Landsat-8 OLI 影像构建大规模配准样本，提出两级神经网络框架：首先识别光学浅水像元，再对有效像元进行水深反演。该框架以瑞利校正后反射率 ρ_{rc} 替代传统 R_{rs} 输入，在避免大气校正失效导致数据覆盖不足的同时，实现了跨区域稳定且高精度的水深反演，并给出了多岛礁区域的高精度水深制图（图 6）。辐射传输模拟能够在不同水深、多类水体及多种底质组合条件下生成连续且可控的标签，从而弥补实测水深样本分布不均匀的问题。例如，Wang 等[172]利用 Hydrolight 模拟生成大规模数据集并训练随机森林模型，建立了具有较强区域可迁移性的通用浅水测深方法。人工标注则主要用于引入几何与语义约束或构建算法适用范围等辅助监督信息。Richardson 等[173]通过人工判读构建光学浅水与光学深水标签，并通过深度学习实现全球尺度自动识别，为浅水水深反演提供高精度空间掩模。Agrafiotis 等[174]进一步将实测水深标签与底质像元级人工语义标注引入统一监督框架，构建多任务深度学习模型；通过双编码器结构及跨尺度注意力特征融合，使底质信息对水深反演形成有效约束，从而提升复杂浅水环境中的空间一致性与反演精度。总之，不同类型监督样本在物理一致性、空间覆盖能力与模型可迁移性方面各具优势，未来研究需要进一步融合多源监督信息，并引入水体类型与动力环境等过程约束，以提升模型在复杂近岸环境中的跨区域泛化能力与物理一致性。

4 人工智能水色遥感衍生应用

随着深度学习范式的发展，人工智能模型在图像识别、多源特征融合、统一表征学习及时空建模方面的能力不断提升，使其能够支撑更加复杂的任务类型。

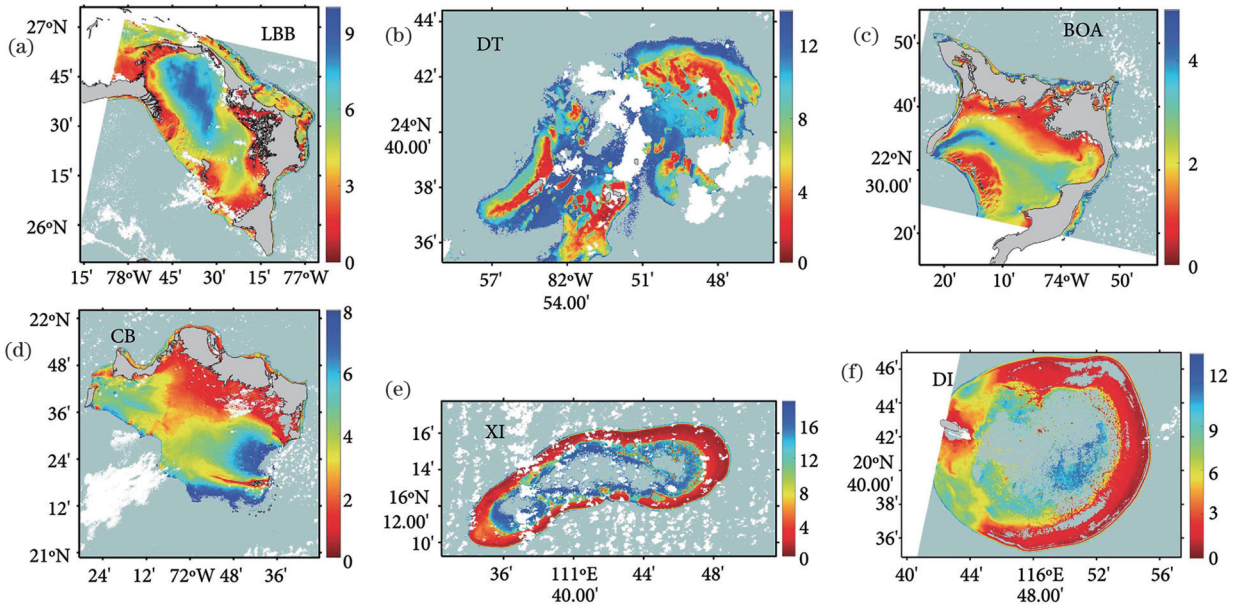


图 6　人工智能方法实现的岛礁近岸水体水深高精度反演[171]。(a)小巴哈马浅滩(LBB);(b)干龟群岛(DT);(c)阿克林斯湾(BOA);(d)凯科斯浅滩(CB);(e)西沙群岛(XI);(f)东沙群岛(DI)

Fig. 6　High-accuracy bathymetric inversion of reef-associated coastal waters using artificial intelligence method[171]. (a) Little Bahama Bank (LBB); (b) Dry Tortugas (DT); (c) Bight of Acklins (BOA); (d) Caicos Bank (CB); (e) Xisha Islands (XI); (f) Dongsha Islands (DI)

表 1　基于人工智能方法的水色遥感研究及其与传统算法的性能比较

Table 1　Artificial intelligence method based studies in ocean-color remote sensing and performance comparison with conventional algorithms

Reference	Target/parameter	Model	Training data source	Conventional performance	AI-based performance
Li *et al.* (2025)[44]	AC	MLP	*in situ* datasets	R^2=0.54−0.93, MAPD is 15%−55%	R^2=0.89−0.95, MAPD is 11%−23%
Zhao *et al.* (2025)[92]	a	QAA+MLP	*in situ* datasets	R^2=0.52, RMSD is 2.02 m^{-1}	R^2=0.83, RMSD is 1.07 m^{-1}
Chen *et al.* (2014)[78]	b_b	semi-analytical+MLP	*in situ* datasets	R^2<0.73, MRE is 32.3%−37.5%	R^2>0.82, MRE is 22.1%−25.8%
Yu *et al.* (2023)[83]	η	MLP	Synthetic dataset	r=0.52, bias is −0.96, RMSD is 1.12	r=0.62, bias is −0.03, RMSD is 0.45
Chen *et al.* (2014)[102]	K_d	MLP	*in situ* datasets	R^2=0.63, MRE is 53.58%	R^2=0.96, MRE is 25.31%
He *et al.* (2022)[109]	Z_{sd}	MLP+GRU	*in situ* datasets	R^2=0.56	R^2=0.84, RMSD is 0.83 m
Cao *et al.* (2020)[126]	Chla	XGBoost	*in situ* datasets	R^2=0.21, bias is 0.9, RMSD is 11.3 μg•L^{-1}	R^2=0.79, bias is 0.9, RMSD is 7.1 μg•L^{-1}
Li *et al.* (2022)[136]	PP	TPM+ERFR	*in situ* datasets	R^2=0.56, bias is 44.92%, RMSD is 0.33 for Inland waters	R^2=0.72, bias is 5.09%, RMSD is 0.19 for Inland waters
Cao *et al.* (2023)[149]	SPM	SVR	*in situ* datasets	Slope is 0.81, MAPD is 50.4%	Slope is 0.83, MAPD is 25.6%
Liu *et al.* (2021)[160]	DOC	MLP	*in situ* datasets	—	MAPD is 15.14%, bias is −0.61%, RMSD is 1.24 mg•L^{-1}

Notes: definitions of seemingly identical accuracy metrics may vary slightly among studies; some metrics are calculated in log space and therefore do not carry physical units. GRU, gated recurrent unit; TPM, total production model; ERFR, enhanced random forest regression; SVR, support vector regression; R^2, coefficient of determination; r, correlation coefficient; MAPD, mean absolute percentage difference; RMSD, root mean square difference; MRE, mean relative error; bias, systematic bias; slope, regression slope.

在此基础上，水色遥感中的人工智能应用由传统“参数反演”逐步扩展至更多元的衍生任务，表现为从单时相光谱判别向生态特征识别、多源信息融合、统一表征及时空过程建模等方向的发展。基于任务目标与方法范式差异，本章选取HAB识别、水色大模型发展与水色参数时空重建与预测进行介绍，以展示人工智能在复杂水域监测与生态过程解析中的综合潜力。

4.1 HAB暴发识别

HAB会通过产毒、耗氧或遮光等途径严重威胁水生态系统安全与饮用水安全，是当前水色遥感重点关注的目标之一[175-176]。水色遥感在HAB监测中的传统方法主要包括两类。第一类是基于反射率峰值增大的漂浮藻类指数方法。例如，Hu[175]提出的浮游藻类指数（FAI）通过构建线性基线降低大气与观测条件引起的背景干扰，可稳定识别大面积表层漂浮藻类和马尾藻；后续还发展出多种针对不同水体的浮游藻类指数，如AFAI（Adjusted Floating Algae Index）等。第二类是基于吸收特征的光谱形状算法，如Wynne等[177]提出的CI算法，通过681 nm附近的光谱曲率表征近表层蓝藻生物量。这类传统方法算法简单、计算高效、便于业务化，但普遍依赖固定阈值和单一波段组合，难以区分高浑浊度悬沙、浮游植物群落结构变化或HAB类型差异，在多源、多时空尺度条件下易出现误报与漏报。

人工智能方法在HAB识别中通过学习光谱、环境与时间序列特征，显著拓展了传统HAB监测的能力。一类研究将HAB识别视为时空分类问题：Hill等[178]以历史HAB事件记录作为监督标签构建多模态时空数据，结合CNN和LSTM等模型，实现了对海区HAB事件的高准确率自动检测及提前8 d的短期预测。在业务化监测方向，Joshi等[179]以Sentinel-3 OLCI多光谱波段为输入，分别针对Chla、藻蓝蛋白、微囊藻毒素和透明度4类HAB代理变量建立随机森林模型，实现了在缺乏密集现场观测情况下对湖泊与水库HAB的有效识别。Bu等[180]整合全球192起HAB事件构建数据集，以细胞含量为标签，融合水色参数与SST、PAR等因子及多源气象要素，建立多模型回归框架；结果表明，引入气象等异质驱动信息有助于降低仅依赖光学变量时的误报与漏报风险。另一类工作更专注于图像级深度学习。Shin等[181]基于Sentinel-3 OLCI多光谱影像构建CNN模型，通过与现场调查数据匹配获取监督样本，实现了韩国近岸海域Margalefidinium polykrikoides赤潮与非赤潮场景的定量判别，证明了深度学习网络对赤潮空间分布及物种差异的有效表征能力。Schloer等[182]利用Sentinel-2数据训练CNN模型，通过与现有蓝藻产品匹配构建大规模训练样本，在提升空间细节表达能力的同时保证了大尺度业务化应用的稳定性。Kwon等[183]则从空间分辨率受限这一关键问题出发，采用SRCNN（Super-Resolution-CNN）和SRGAN（Super-Resolution Generative Adversarial Network）对Sentinel-2影像进行深度学习超分辨率重建，将20 m多光谱影像提升至5 m尺度。生成的高分辨率分布图能够揭示中小尺度水体中藻类空间结构特征，有效增强遥感监测对HAB细尺度形态的表征能力。近年来，全球或区域尺度的HAB深度学习综述和方法评估不断涌现，系统比较了经典光谱指数、传统机器学习和多种深度网络（如U-Net、时空CNN、ConvLSTM（Convolutional-LSTM）等）的适用场景与优势。这些工作指出，未来发展方向在于多源数据融合（水色、气象、流场）、早期预警与事件级风险评估等方面，为人工智能在水色遥感HAB识别中的进一步应用提供了基础[184-185]。

4.2 水色大模型发展

随着深度学习预训练范式的发展，水色大模型的概念被提出以突破传统“单变量-单算法”的碎片化格局，其基本思想是利用全球多源水色产品与时空信息对统一网络骨干进行大规模预训练，学习R_{rs}与多类水色参数之间的共性关联结构，再通过少量样本进行轻量化微调，从而在同一模型框架下按需派生多种水色产品，实现“一个大模型＋多下游任务”的应用模式。相比传统经验算法、半解析模型及单任务人工智能方法，这类模型在跨区域泛化能力、多变量联合反演以及小样本场景中表现出明显优势。Yang等[186]提出的水色深度学习基础模型（OCFM）是目前较为系统的水色大模型实践之一。该模型采用三阶段工作流：首先利用十亿像元量级的NASA业务化Level-3水色产品进行预训练，获取对海色变量间统计关联的通用表征；随后引入全球现场数据对骨干网络进行校准，以提升对真实海洋状态的刻画能力；最后通过增加轻量化任务输出头（outEmbed），在少量区域样本上快速微调即可派生NPP、Z_{sd}等多种定制产品，而无需重新训练整个网络。该研究表明，基于预训练范式构建统一水色反演框架在跨区域泛化、多变量协同反演及少样本任务适配方面具有显著潜力。未来仍需要在物理机制嵌入、不确定性量化及跨卫星一致性建模方面进一步深化，以提升模型的可解释性与业务化应用能力。

4.3 水色参数时空重建和预测

水色参数在时间和空间上的连续变化刻画与预测，是继静态反演之后亟须关注的关键问题。水色参数受物理输运、生物过程、气候变化和人类活动的共同调制，其变化过程通常表现出显著的时间相关性、空间自相关性以及跨尺度耦合特征。传统静态反演算法主要面向逐时或逐景的水色参数反演，在长期应用中形成了稳定的体系；在此基础上，进一步结合历史时间序列信息对水体状态的连续演变进行建模，有助于实现水色参数缺测时空重建、数据同化和短期预测。针对这一需求，人工智能方法，尤其是时空深度学习模型，逐渐被引入多种水色参数的动态建模研究中。例如，部分研究基于长时间序列Chla产品，利用人工智能模

型开展时间维度建模，实现了对Chla的平滑重建与短期演变预测。Mohebzadeh等[187]构建时空插补模型，通过学习时间序列与邻域像元之间的相关性实现缺测重建，显著提高了云覆盖条件下数据的时间连续性；Ye等[188]提出时空注意力网络（STANet），以DINEOF（Data Interpolating Empirical Orthogonal Functions）重建的连续Chla时间序列数据为基础开展预测，结果表明该类模型在刻画季节尺度非线性变化及时间滞后效应方面优于传统统计方法。在此基础上，有研究将空间结构显式纳入建模框架，通过将卷积神经网络与时序模型耦合实现水色参数的时空联合建模。Zhou等[189]提出时空注意力增强的STA-ConvLSTM模型，利用多时相R_{rs}并融合SST、PAR与气溶胶光学厚度（τ_{AOT869}）等辅助环境信息学习时空特征，实现最长7 d的区域R_{rs}预报，为多水色参数的同步反演提供了统一输入框架。进一步，Zhang等[190]提出STIMP（Spatio-Temporal Imputation and Prediction），将任务显式拆分为“先插补、再预测”；插补阶段通过扩散式时空去噪逐步重建缺测Chla时空分布，预测阶段再结合时序依赖学习与异质空间图建模实现未来多步预报，从而提升了对缺测、非平稳变化与空间异质性的鲁棒性。在全球尺度，Fablet等[191]从学习型变分数据同化思想出发，将动力学过程约束嵌入深度学习框架，实现了对海洋状态变量的重建，表明引入物理过程信息能够有效提高重建精度。类似思想也被拓展至NPP的时空重建与预测研究中。相关工作通过融合Chla、光照条件及历史NPP信息等多源驱动因子，对NPP的季节变化和异常事件响应进行建模，在观测稀疏海域时显著提高了时空连续性，并增强了对气候强迫信号的响应能力。此外，Cutolo等[192]提出基于深度学习的三维Chla重建方法，通过从遥感表层场与稀疏现场剖面观测中学习非局地空间相关结构，重建具有连续空间结构的三维Chla场，为海洋生态过程的三维结构解析提供了具有动力学一致性的连续数据场。然而，该方向仍面临若干挑战：其一，训练样本往往依赖历史遥感产品，误差易在时间维度上累积并放大；其二，多数模型仍以统计相关性为主，尚缺乏对物理和生态过程的显式约束；其三，不同传感器、分辨率和观测频率下的时空一致性问题仍制约着模型的跨区域泛化能力。未来，结合物理过程模型、数据同化思想以及水色大模型框架的时空学习方法，有望进一步提升水色参数时空建模与预报的可靠性与可解释性。

5 总　　结

本文系统回顾了水色遥感从传统经验模型与半解析模型向人工智能驱动反演方法的演进脉络，重点梳理了人工智能技术在大气校正、海洋光学参数反演、生物地球化学参数估算、光学浅水环境及其他应用等关键环节中的代表性进展。总体而言，人工智能方法通过直接学习多源观测数据中蕴含的非线性映射关系，在复杂近岸水体、高浑浊环境以及多传感器一致性等传统方法易失效的场景中展现出显著优势。与此同时，结合高质量训练数据与物理先验约束的混合策略，逐渐弥补了纯数据驱动方法在稳定性和可解释性方面的不足。可以说，人工智能已从“补充工具”转变为水色遥感方法体系中的重要组成部分，在多种变量的反演中，其精度已可与经典算法并行，甚至替代经典算法；同时，人工智能方法还能拓展至传统方法尚无法推演的方向。

从更宏观的视角来看，水色遥感中的人工智能应用已不再局限于单参数精度的提升，而是逐步融入海洋大数据处理与地球系统认知的新范式之中。一方面，长时间序列卫星观测、高光谱传感器及BGC-Argo等新型观测体系的形成，使水色数据具备了支撑大规模表征学习的基础条件；另一方面，物理约束神经网络、神经算子与预训练模型等方法的发展，使人工智能方法具备了刻画多尺度耦合过程和逼近复杂动力系统的潜力。这种观测体系升维与模型能力跃迁的共同演进，正推动水色遥感从参数反演工具向海洋生态过程解析与综合认知手段转变。需要指出的是，受限于篇幅与主题定位，本文未对人工智能模型结构类型与训练范式等方法学问题展开系统论述，相关内容仍有待进一步归纳与深化。

6 展　　望

尽管人工智能已在水色遥感的多个方向取得了快速进展，但从学科发展阶段来看，当前研究总体上仍处于由“任务驱动”向“地球系统统一智能框架”过渡的关键时期。换言之，未来需要解决的核心问题已不仅仅是进一步提高参数反演精度，而更在于如何在观测不完备、机理复杂、尺度耦合显著且应用场景多样的条件下，实现物理一致、可迁移、可解释且可量化不确定度的水色信息反演、重建与生态过程认知[14,18,22,25]。从这一意义上看，当前人工智能水色遥感至少面临以下几个具有共性和基础性的关键科学问题。

首先是训练数据的质量与代表性问题。当前人工智能模型的性能高度依赖训练数据的规模、质量、覆盖范围及代表性。一方面，真实现场观测数据稀缺、时空分布不均，尤其在高浑浊近岸海域及极端环境下，可用于模型训练和严格验证的样本仍然十分有限；另一方面，不同观测体系在仪器设备、测量方式等方面的差异也会引入系统性偏差。此外，即使一些研究仅依赖遥感大数据，训练样本在统计学意义上已经“足够多”，但在物理上却未必“足够干净”。若不能筛选和构建兼具高质量、代表性和一致性的训练样本，模型性能提升将很快触及瓶颈。

其次是人工智能模型的物理一致性与可解释性问题。水色遥感观测光谱本质上是水体组分、底部贡献、

大气过程、观测几何和传感器响应共同耦合作用下形成的综合光谱信号，同一反射率光谱可能对应不同的生物光学状态。这意味着人工智能模型面临的并不是一般意义上的非线性拟合，而是带有显著病态性的反问题求解。对于较为复杂的目标变量而言，如果模型缺乏辐射传输、生物光学耦合关系以及必要物理约束的显式引导，便难以学习到物理本质，从而在超出训练分布的情况下丧失稳定性和可靠性。因而，未来人工智能水色遥感的关键并非仅仅是“更深的网络”或“更大的模型”，而是如何借助物理机制增强模型的学习能力。

再次是由单变量、单任务反演向多参数协同反演与系统表征转变的问题。现有研究多聚焦于单变量或单任务反演，在一定程度上仍然延续了传统方法的研究思路，从而难以充分发挥人工智能在复杂信息整合和表征方面的优势。从真实海洋环境来看，生物地球化学及海洋动力过程并非孤立存在，其内部及相互之间存在紧密关联，单变量反演难以保证不同参数之间的物理协同性，更难以从系统层面支撑过程分析和耦合机制研究。与之相比，多参数协同反演通过共享物理机制与联合约束，增强了不同参数之间的真实耦合性，并减少了单任务独立建模造成的误差累积和逻辑割裂。

此外，还有一些具体问题同样值得关注。其一，跨区域、跨时间与跨传感器条件下的泛化能力仍然不足，模型在一个区域或一种传感器上取得的高精度，往往难以无缝迁移到新的海域、不同季节或其他卫星平台。其二，跨传感器数据融合仍面临波段差异、定标体系不一致、空间分辨率不统一等现实困难，如何在保留各传感器特征的同时实现信息互补和有效融合，仍需要进一步探索。其三，模型可信度与不确定度量化研究仍显不足，当前多数研究更关注精度指标，而对模型在何种条件下可能失效、误差来源、结果可信度等问题讨论较少，这也在一定程度上制约了人工智能成果向更深层次应用的拓展。

基于上述认识，人工智能驱动的水色遥感发展可在三个层面集中推进。其一，在数据层面，依托由官方卫星、小卫星、无人机、全球浮标、固定浮标和现场观测等构成的多层级、多模态地球观测体系，充分整合多源数据系统，推进具有物理一致性的高质量数据体系建设，为模型提供更可靠的驱动源。同时，还需要发展更有效的质量控制与样本筛选方法，尽可能提高水色数据的代表性。其二，在模型层面，还需要推进“物理-数据融合”框架的构建，通过发展物理约束神经网络、可微辐射传输模型以及守恒关系嵌入等方法，提升人工智能模型的可解释性；或者考虑如何将人工智能模型嵌入到可靠成熟的物理模型中，使其成为人类理解地球水体物理规律的辅助手段，而非捷径。此外，还应发展统一表征模型与基础模型框架，使其能够在更大范围内共享知识、增强迁移能力，以适应多场景下的泛化需求。需要强调的是，水色遥感本身也应成为推动人工智能发展的重要场景与数据源。面对长时间序列、多传感器、多尺度、高维光谱数据以及复杂现实物理过程所带来的表征与推理挑战，水色遥感领域完全有潜力反过来推动人工智能方法与技术的演进，而不应仅充当现有通用模型的使用者。其三，在应用层面，应通过人工智能技术形成具有高一致性、高可信度和强多源数据融合能力的水色遥感大数据产品体系。在此基础上，进一步推动人工智能与海洋动力过程模拟、数据同化及海洋数字孪生系统的深度结合，构建面向海洋生态环境长期连续监测与预测的新一代智能观测与认知体系。随着观测体系、数据资源与模型能力的持续发展、积累和良性演进，人工智能有望在水色遥感领域进一步拓展应用边界，并在海洋生态过程认知中发挥关键作用。

致谢 我们感谢两位审稿专家提出的建设性意见和建议，这些意见对本文的完善具有重要帮助。同时，我们也感谢水色遥感领域众多研究者长期以来所开展的开创性和持续性工作，为本文的综述与总结提供了重要基础。

参 考 文 献

[1] IOCCG. Remote sensing of inherent optical properties: fundamentals, tests of algorithms, and applications[R]. Dartmouth: International Ocean-Colour Coordinating Group, 2006: 122.

[2] IOCCG. Remote sensing of ocean colour in coastal, and other optically-complex, waters[R]. Dartmouth: International Ocean-Colour Coordinating Group, 2000: 140.

[3] Dai Y H, Yang S B, Zhao D, et al. Coastal phytoplankton blooms expand and intensify in the 21st century[J]. Nature, 2023, 615(7951): 280-284.

[4] IOCCG. Atmospheric correction for remotely-sensed ocean colour products[R]. Dartmouth: International Ocean-Colour Coordinating Group, 2010: 83.

[5] O'Reilly J E, Werdell P J. Chlorophyll algorithms for ocean color sensors-OC4, OC5 & OC6[J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 229: 32-47.

[6] McClain C R, Franz B A, Werdell P J. Genesis and evolution of NASA's satellite ocean color program[J]. Frontiers in Remote Sensing, 2022, 3: 938006.

[7] Werdell P J, McClain C R. Satellite remote sensing: ocean color[M]//Cochran J K, Bokuniewicz H J, Yager P L. Encyclopedia of ocean sciences. Oxford: Academic Press, 2019: 443-455.

[8] IOCCG. Evaluation of atmospheric correction algorithms over turbid waters[R]. Dartmouth: International Ocean-Colour Coordinating Group, 2024: 112.

[9] Mouw C B, Greb S, Aurin D, et al. Aquatic color radiometry remote sensing of coastal and inland waters: challenges and recommendations for future satellite missions[J]. Remote Sensing of Environment, 2015,

160: 15-30.
[10] 陈戈, 杨杰, 吴立新. 人工智能支持下的中层海洋遥感技术[J]. 前瞻科技, 2022, 1(2): 103-120.
Chen G, Yang J, Wu L X. Artificial intelligence-aided remote sensing of the intermediate ocean[J]. Science and Technology Foresight, 2022, 1(2): 103-120.
[11] 陈鹏, 厉运周, 赵志刚, 等. 海洋水色遥感机器学习模型应用现状及定标与真实性检验AI模型展望[J]. 海洋与湖沼, 2025, 56(1): 3-24.
Chen P, Li Y Z, Zhao Z G, et al. Current applications of ocean color remote sensing machine learning models and prospects for calibration and validation[J]. Oceanologia et Limnologia Sinica, 2025, 56(1): 3-24.
[12] Zhang Z H, Chen P, Zhang S Q, et al. A review of machine learning applications in ocean color remote sensing[J]. Remote Sensing, 2025, 17(10): 1776.
[13] Li X F, Liu B, Zheng G, et al. Deep-learning-based information mining from ocean remote-sensing imagery [J]. National Science Review, 2020, 7(10): 1584-1605.
[14] Li X F, Xu Q, Wang H Y, et al. AI in satellite remote sensing of the ocean[J/OL]. Proceedings of the IEEE, 2026-01-03. https://ieeexplore.ieee.org/document/11413853.
[15] Zhang X D, Li X F. Satellite data-driven and knowledge-informed machine learning model for estimating global internal solitary wave speed[J]. Remote Sensing of Environment, 2022, 283: 113328.
[16] Wang H Y, Zhou Y F, Li X F. GDCM: generalized data completion model for satellite observations[J]. Remote Sensing of Environment, 2025, 324: 114760.
[17] Zhang X D, Wang H Y, Li X F, et al. Internal solitary waves in the Banda Sea, a pathway between Indian and Pacific Oceans: satellite observations and physics-AI hybrid forecasting[J]. Remote Sensing of Environment, 2025, 323: 114733.
[18] 董昌明, 王子韵, 谢华荣, 等. 人工智能海洋学发展前景[J]. 海洋学研究, 2024, 42(3): 2-27.
Dong C M, Wang Z Y, Xie H R, et al. Prospect of artificial intelligence in oceanography[J]. Journal of Marine Sciences, 2024, 42(3): 2-27.
[19] Xie H R, Dong C M, Xu Q. Dual U-Vision-Transformer for reconstructing the three-dimensional eddy-resolving oceanic physical parameters from satellite observations[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2025, 136: 104382.
[20] Xie M S, Sun W J, Han Y, et al. An interpretable significant wave height forecasting model using a causal AI framework with error correction[J]. Ocean Engineering, 2026, 348: 124135.
[21] Liu Y L, Dong C M, Li X, et al. A systematic framework for automated rip current detection from numerically modeled flow data[J]. Limnology and Oceanography: Methods, 2026, 24(4): e70022.
[22] 马荣华, 胡旻琪, 薛坤, 等. 中国湖泊水色遥感: 迈向智能新时代的变革与突破[J]. 遥感学报, 2026, 30(1): 1-10.
Ma R H, Hu M Q, Xue K, et al. Remote sensing of lake water color in China: Transformation and breakthrough towards a new intelligent era[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2026, 30(1): 1-10.
[23] Cao Z G, Wang M H, Ma R H, et al. A decade-long chlorophyll-a data record in lakes across China from VIIRS observations[J]. Remote Sensing of Environment, 2024, 301: 113953.
[24] Cao Z G, Ma R H, Pahlevan N, et al. Evaluating and optimizing VIIRS retrievals of chlorophyll-a and suspended particulate matter in turbid lakes using a machine learning approach[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 4211417.
[25] 李晓峰, 王浩宇, 杨晓峰, 等. 人工智能海洋遥感进展[J]. 遥感学报, 2025, 29(6): 1863-1889.
Li X F, Wang H Y, Yang X F, et al. Advances in artificial intelligence ocean remote sensing[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2025, 29(6): 1863-1889.
[26] Li X L, Yang Y, Ishizaka J, et al. Global estimation of phytoplankton pigment concentrations from satellite data using a deep-learning-based model[J]. Remote Sensing of Environment, 2023, 294: 113628.
[27] Gordon H R. Atmospheric correction of ocean color imagery in the Earth Observing System era[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 1997, 102(D14): 17081-17106.
[28] Gordon H R, Wang M H. Retrieval of water-leaving radiance and aerosol optical thickness over the oceans with SeaWiFS: a preliminary algorithm[J]. Applied Optics, 1994, 33(3): 443-452.
[29] 谢艳清, 刘明珍, 张立国, 等. HY-1D/COCTS太阳反射波段的辐射定标及陆地气溶胶反演应用[J]. 光学学报, 2025, 45(24): 2401002.
Xie Y Q, Liu M Z, Zhang L G, et al. Radiometric calibration of solar reflectance bands of HY-1D/COCTS and application to aerosol retrieval over land[J]. Acta Optica Sinica, 2025, 45(24): 2401002.
[30] Feng H, Vandemark D, Campbell J W, et al. Evaluation of MODIS ocean colour products at a northeast United States coast site near the Martha's Vineyard Coastal Observatory[J]. International Journal of Remote Sensing, 2008, 29(15): 4479-4497.
[31] Feng L, Hu C M. Land adjacency effects on MODIS Aqua top-of-atmosphere radiance in the shortwave infrared: statistical assessment and correction[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2017, 122(6): 4802-4818.
[32] Wu X Y, Lu Y C, Jiao J N, et al. Using sea wave simulations to interpret the sunglint reflection variation with different spatial resolutions[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2022, 19: 1501304.
[33] Bailey S W, Franz B A, Werdell P J. Estimation of near-infrared water-leaving reflectance for satellite ocean color data processing[J]. Optics Express, 2010, 18(7): 7521-7527.
[34] Ruddick K G, Ovidio F, Rijkeboer M. Atmospheric correction of SeaWiFS imagery for turbid coastal and inland waters[J]. Applied Optics, 2000, 39(6): 897-912.
[35] Siegel D A, Wang M H, Maritorena S, et al. Atmospheric correction of satellite ocean color imagery: the black pixel assumption[J]. Applied Optics, 2000, 39 (21): 3582-3591.
[36] Gao B C, Montes M J, Ahmad Z, et al. Atmospheric correction algorithm for hyperspectral remote sensing of ocean color from space[J]. Applied Optics, 2000, 39(6): 887-896.

[37] He Q J, Chen C Q. A new approach for atmospheric correction of MODIS imagery in turbid coastal waters: a case study for the Pearl River Estuary[J]. Remote Sensing Letters, 2014, 5(3): 249-257.

[38] Wang M H, Shi W. The NIR-SWIR combined atmospheric correction approach for MODIS ocean color data processing[J]. Optics Express, 2007, 15(24): 15722-15733.

[39] He X Q, Bai Y, Pan D L, et al. Atmospheric correction of satellite ocean color imagery using the ultraviolet wavelength for highly turbid waters[J]. Optics Express, 2012, 20(18): 20754-20770.

[40] Vanhellemont Q. Adaptation of the dark spectrum fitting atmospheric correction for aquatic applications of the Landsat and Sentinel-2 archives[J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 225: 175-192.

[41] Zhao D, Feng L, He X Q. Global gridded aerosol models established for atmospheric correction over inland and nearshore coastal waters[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2023, 128(16): e2023JD038815.

[42] 丁静, 唐军武, 宋庆君, 等. 中国近岸浑浊水体大气修正的迭代与优化算法[J]. 遥感学报, 2006, 10(5): 732-741.
Ding J, Tang J W, Song Q J, et al. Atmospheric correction for Chinese coastal turbid waters using iteration and optimization method[J]. Journal of Remote Sensing, 2006, 10(5): 732-741.

[43] Karthick M, Shanmugam P, He X Q. Enhanced POLYMER atmospheric correction algorithm for water-leaving radiance retrievals from hyperspectral/multispectral remote sensing data in inland and coastal waters[J]. Optics Express, 2024, 32(5): 7659-7681.

[44] Li X, Lee Z P, Xie J Y, et al. Atmospheric correction of coastal waters based on satellite-AERONET-OC matchups[J]. Journal of Remote Sensing, 2025, 5: 886.

[45] Song Z G, He X Q, Bai Y, et al. Atmospheric correction of absorbing aerosols for satellite ocean color remote sensing over coastal waters[J]. Remote Sensing of Environment, 2023, 290: 113552.

[46] Xie J Y, Lee Z, Li X, et al. Estimation of sea surface temperature from landsat-8 measurements via neural networks[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2024, 17: 16306-16315.

[47] Li H, He X Q, Shanmugam P, et al. Atmospheric correction of geostationary ocean color imager data over turbid coastal waters under high solar zenith angles[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2024, 218: 166-180.

[48] Schiller H, Doerffer R. Neural network for emulation of an inverse model operational derivation of Case II water properties from MERIS data[J]. International Journal of Remote Sensing, 1999, 20(9): 1735-1746.

[49] Lee Z P, Tang J W. The two faces of "case-1" water [J]. Journal of Remote Sensing, 2022, 2022: 9767452.

[50] Schroeder T, Schaale M, Lovell J, et al. An ensemble neural network atmospheric correction for Sentinel-3 OLCI over coastal waters providing inherent model uncertainty estimation and sensor noise propagation[J]. Remote Sensing of Environment, 2022, 270: 112848.

[51] Fan Y Z, Li W, Chen N, et al. OC-SMART: a machine learning based data analysis platform for satellite ocean color sensors[J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 253: 112236.

[52] Fan Y Z, Li W, Gatebe C K, et al. Atmospheric correction over coastal waters using multilayer neural networks[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 199: 218-240.

[53] 宋顺贺, 丘仲锋, 詹雅婷, 等. 基于机器学习的FY3D/MERSI-Ⅱ传感器大气校正研究[J]. 光学学报, 2026, 46(6): 0601007.
Song S Y, Qiu Z F, Zhan Y T, et al. Machine learning-based atmospheric correction study for FY3D/MERSI-Ⅱ sensor[J]. Acta Optica Sinica, 2026, 46(6): 0601007.

[54] Men J L, Tian L Q, Zhao D, et al. Development of a deep learning-based atmospheric correction algorithm for oligotrophic oceans[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 4210819.

[55] Men J L, Feng L, Chen X, et al. Atmospheric correction under cloud edge effects for Geostationary Ocean Color Imager through deep learning[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2023, 201: 38-53.

[56] Baith K, Lindsay R, Fu G, et al. Data analysis system developed for ocean color satellite sensors[J]. Eos, Transactions American Geophysical Union, 2001, 82(18): 202.

[57] Wei J W, Lee Z P, Shang S L. A system to measure the data quality of spectral remote-sensing reflectance of aquatic environments[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2016, 121(11): 8189-8207.

[58] Li H, He X Q, Bai Y, et al. Atmospheric correction of geostationary satellite ocean color data under high solar zenith angles in open oceans[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 249: 112022.

[59] Lee Z P, Wang T H, Zhao L T, et al. Cross-satellite atmospheric correction for consistent remote sensing reflectance from multiple ocean color satellites: concept and demonstrations[J]. Journal of Remote Sensing, 2024, 4: 302.

[60] Wang T H, Lee Z P, Li X, et al. Improving the accuracy and spatial coverage of remote sensing reflectance from VIIRS under strong sunglint and high solar zenith angle via cross-satellite atmospheric correction[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2026, 64: 4201712.

[61] Lee Z P, Zhao L T, Hu C M, et al. Absorption coefficient and chlorophyll concentration of oceanic waters estimated from band difference of satellite-measured remote sensing reflectance[J]. Journal of Remote Sensing, 2023, 3: 63.

[62] Lee Z P, Carder K L, Marra J, et al. Estimating primary production at depth from remote sensing[J]. Applied Optics, 1996, 35(3): 463-474.

[63] Lee Z P, 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.

[64] Najah A, Al-Shehhi M R. Performance of the ocean color algorithms: QAA, GSM, and GIOP in inland and coastal waters[J]. Remote Sensing in Earth Systems Sciences, 2021, 4(4): 235-248.

[65] Maritorena S, Siegel D A, Peterson A R. Optimization of a semianalytical ocean color model for global-scale applications[J]. Applied Optics, 2002, 41(15): 2705-2714.

[66] Lee Z P, Carder K L, Mobley C D, et al. Hyperspectral remote sensing for shallow waters: 2 deriving bottom depths and water properties by optimization[J]. Applied Optics, 1999, 38(18): 3831-3843.

[67] Werdell P J, Franz B A, Bailey S W, et al. Generalized ocean color inversion model for retrieving marine inherent optical properties[J]. Applied Optics, 2013, 52(10): 2019-2037.

[68] 郝艳玲, 曹文熙, 崔廷伟, 等. 基于半分析算法的赤潮水体固有光学性质反演[J]. 海洋学报(中文版), 2011, 33(1): 52-65.
Hao Y L, Cao W X, Cui T W, et al. The retrieval of oceanic inherent optical properties based on semianalytical algorithm during the red ride[J]. Acta Oceanologica Sinica, 2011, 33(1): 52-65.

[69] 丘仲锋, 席红艳, 何宜军, 等. 东海赤潮高发区半分析算法色素浓度反演[J]. 环境科学, 2006, 27(8): 1516-1521.
Qiu Z F, Xi H Y, He Y J, et al. Semi-analysis algorithm to retrieve pigment concentrations in the red tide area of the East China Sea[J]. Chinese Journal of Environmental Science, 2006, 27(8): 1516-1521.

[70] 苏园园, 丘仲锋, 张艳萍. 辽东湾水体吸收系数区域性半分析反演算法[J]. 海洋科学, 2015, 39(4): 73-82.
Su Y Y, Qiu Z F, Zhang Y P. A regional semi-analytical algorithm to retrieve absorption coefficients in the Liaodong Bay[J]. Marine Sciences, 2015, 39(4): 73-82.

[71] 胡连波, 刘智深. 利用准分析算法由遥感反射比反演黄海水体吸收系数[J]. 中国海洋大学学报(自然科学版), 2007, 37(S2): 154-160.
Hu L B, Liu Z S. Deriving absorption coefficients from remote sensing reflectance using the quasi-analytical algorithm (QAA) in the Yellow Sea[J]. Periodical of Ocean University of China, 2007, 37(S2): 154-160.

[72] 姚华鑫, 肖潇, 陈品祥, 等. 新一代国产高光谱ZY1-02E卫星在内陆水体水质参数反演中的应用[J]. 华北水利水电大学学报(自然科学版), 2024, 45(1): 11-20, 30.
Yao H X, Xiao X, Chen P X, et al. Application of china's new generation of ZY1-02E hyperspectral satellite in the inversion of water quality parameters in inland waters[J]. Journal of North China University of Water Resources and Electric Power (Natural Science Edition), 2024, 45(1): 11-20, 30.

[73] 隗晓琪, 许金朵, 黄泽晖, 等. 2016—2020年呼伦湖水体固有光学参数遥感产品[J]. 中国科学数据, 2023, 8(4): 229-239.
Wei X Q, Xu J D, Huang Z H, et al. A dataset of remote sensing-based inherent optical properties of Hulun Lake from 2016 to 2020[J]. China Scientific Data, 2023, 8(4): 229-239.

[74] 刘瑶, 江辉. 鄱阳湖浑浊水体后向散射系数模拟及校正研究[J]. 江西师范大学学报(自然科学版), 2019, 43(1): 102-107.
Liu Y, Jiang H. The simulation and calibration of backscattering coefficient of the turbid waters in Poyang Lake[J]. Journal of Jiangxi Normal University (Natural Sciences Edition), 2019, 43(1): 102-107.

[75] 宫丽娇, 黄珏, 吴铭. 北冰洋固有光学特性遥感反演研究[J]. 无线电工程, 2021, 51(12): 1555-1566.
Gong L J, Huang J, Wu M. Research of remote sensing inversion for the inherent optical properties in Arctic waters[J]. Radio Engineering, 2021, 51(12): 1555-1566.

[76] Matsuoka A, Hooker S B, Bricaud A, et al. Estimating absorption coefficients of colored dissolved organic matter (CDOM) using a semi-analytical algorithm for southern Beaufort Sea waters: application to deriving concentrations of dissolved organic carbon from space[J]. Biogeosciences, 2013, 10(2): 917-927.

[77] Zhang Y L, Yu X L, Lee Z P, et al. Performance of two semi-analytical algorithms in deriving water inherent optical properties in the Southern Ocean[J]. Optics Express, 2024, 32(9): 15741-15759.

[78] Chen J, Quan W T, Cui T W, et al. Remote sensing of absorption and scattering coefficient using neural network model: development, validation, and application[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 149: 213-226.

[79] Ioannou I, Gilerson A, Gross B, et al. Neural network approach to retrieve the inherent optical properties of the ocean from observations of MODIS[J]. Applied Optics, 2011, 50(19): 3168-3186.

[80] Ioannou I, Gilerson A, Gross B, et al. Deriving ocean color products using neural networks[J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 134: 78-91.

[81] Loisel H, Stramski D, Dessailly D, et al. An inverse model for estimating the optical absorption and backscattering coefficients of seawater from remote-sensing reflectance over a broad range of oceanic and coastal marine environments[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2018, 123(3): 2141-2171.

[82] 黄佳慧, 段洪涛, 马荣华, 等. 基于Hydrolight的太湖水体区域化固有光学模型参数率定与验证[J]. 中国科学院大学学报, 2014, 31(5): 613-625.
Huang J H, Duan H T, Ma R H, et al. Study on regional parameters of radiative transfer simulation based on Hydrolight in Taihu Lake[J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2014, 31(5): 613-625.

[83] Yu X L, Lee Z P, Lai W D. Global distribution of the spectral power coefficient of particulate backscattering coefficient obtained by a neural network scheme[J]. Remote Sensing of Environment, 2023, 296: 113750.

[84] 孙璐, 蒋锦刚, 朱渭宁. 基于GOCI影像的长江口及其邻近海域CDOM遥感反演及其日内变化研究[J]. 海洋学报(中文版), 2017, 39(9): 133-145.
Sun L, Jiang J G, Zhu W N. Remote sensing inversion and daily variation of CDOM based on GOCI in the Changjiang Estuary and adjacent waters[J]. Acta Oceanologica Sinica, 2017, 39(9): 133-145.

[85] Bisson K M, Boss E, Werdell P J, et al. Particulate backscattering in the global ocean: a comparison of independent assessments[J]. Geophysical Research Letters, 2021, 48(2): e2020GL090909.

[86] Wang S Q, Qiu Z F, Sun D Y, et al. Light beam attenuation and backscattering properties of particles in the Bohai Sea and Yellow Sea with relation to biogeochemical properties[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2016, 121(6): 3955-3969.

[87] Stramski D, Boss E, Bogucki D, et al. The role of seawater constituents in light backscattering in the ocean

[J]. Progress in Oceanography, 2004, 61(1): 27-56.
[88] Loisel H, Nicolas J M, Sciandra A, et al. Spectral dependency of optical backscattering by marine particles from satellite remote sensing of the global ocean[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2006, 111(C9): JC003367.
[89] Zheng G M, DiGiacomo P M. Uncertainties and applications of satellite-derived coastal water quality products[J]. Progress in Oceanography, 2017, 159: 45-72.
[90] Bernini H, Borges H D, Martinez J M. Quasi-analytical algorithm calibration for retrieval of inherent optical properties from extremely turbid waters: the case of Madeira River Basin[C]//IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, July 28-August 2, 2019, Yokohama, Japan. New York: IEEE Press, 2019: 6150-6153.
[91] Chen J, Li J F, He X, et al. Neural network spectral relationship to improve an inherent optical properties data processing system for residual error correction[J]. Optics Express, 2023, 31(24): 39583-39605.
[92] Zhao D, Feng L, Yang Z Y, et al. A deep learning-assisted algorithm to improve inherent optical properties estimations over inland and nearshore coastal waters[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2025, 63: 4204914.
[93] Lee Z P, Weidemann A, Kindle J, et al. Euphotic zone depth: its derivation and implication to ocean-color remote sensing[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2007, 112(C3): JC003802.
[94] 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.
[95] Behrenfeld M J, Boss E, Siegel D A, et al. Carbon-based ocean productivity and phytoplankton physiology from space[J]. Global Biogeochemical Cycles, 2005, 19(1): GB002299.
[96] Morel A. Optical modeling of the upper ocean in relation to its biogenous matter content (case I waters)[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 1988, 93(C9): 10749-10768.
[97] 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.
[98] Lee Z P, Du K P, Arnone R. A model for the diffuse attenuation coefficient of downwelling irradiance[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2005, 110(C2): JC002275.
[99] Lee Z P, Darecki M, Carder K L, et al. Diffuse attenuation coefficient of downwelling irradiance: an evaluation of remote sensing methods[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2005, 110(C2): JC002573.
[100] Lee Z P, Hu C M, Shang S L, 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.
[101] Jamet C, Loisel H, Dessailly D. Retrieval of the spectral diffuse attenuation coefficient $K_d(\lambda)$ in open and coastal ocean waters using a neural network inversion[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2012, 117(C10): JC008076.
[102] Chen J, Cui T W, Ishizaka J, et al. A neural network model for remote sensing of diffuse attenuation coefficient in global oceanic and coastal waters: exemplifying the applicability of the model to the coastal regions in Eastern China Seas[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 148: 168-177.
[103] Yao T L, Zhan T J, Men J L, et al. Enhancing downwelling diffuse attenuation coefficient retrieval at 490 nm through a neural network and water classification system[J]. Geo-spatial Information Science, 2025: 1-26.
[104] Wang S Q, Meng J Y, Sun D Y, et al. Correcting aquaculture facility-induced spectral distortions for improved satellite water quality retrieval in marine ranching areas[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2025, 63: 4208912.
[105] Wang S Q, Lv J, Nie J W, et al. Dynamics of euphotic zone depth in the Bohai Sea and Yellow Sea[J]. Science of the Total Environment, 2021, 751: 142270.
[106] Lee Z P, Shang S L, Du K P, et al. Resolving the long-standing puzzles about the observed Secchi depth relationships[J]. Limnology and Oceanography, 2018, 63(6): 2321-2336.
[107] Zhang Y Z, Pulliainen J, Koponen S, et al. Application of an empirical neural network to surface water quality estimation in the Gulf of Finland using combined optical data and microwave data[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 81(2/3): 327-336.
[108] Guo H W, Tian S, Jeanne Huang J, et al. Performance of deep learning in mapping water quality of Lake Simcoe with long-term Landsat archive[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2022, 183: 451-469.
[109] He Y, Lu Z, Wang W J, et al. Water clarity mapping of global lakes using a novel hybrid deep-learning-based recurrent model with Landsat OLI images[J]. Water Research, 2022, 215: 118241.
[110] Qiao H Y, Lee Z P, Wang D S, et al. One-step retrieval of water-quality parameters from satellite top-of-atmosphere measurements[J]. Remote Sensing of Environment, 2025, 323: 114709.
[111] 李旭, 王敬, 陆坤宇, 等. 宇航员海南极磷虾分布特征研究[J]. 海洋湖沼通报, 2024, 46(3): 141-148.
Li X, Wang J, Lu K Y, et al. Distribution of Antarctic krill inhabiting cosmonaut sea[J]. Transactions of Oceanology and Limnology, 2024, 46(3): 141-148.
[112] Li Z H, Sun D Y, Wang S Q, et al. Ocean-scale patterns of environment and climate changes driving global marine phytoplankton biomass dynamics[J]. Science Advances, 2024, 10(45): eadm7556.
[113] Sun D Y, Li Z H, Wang S Q, et al. Two-decadal estimation of sixteen phytoplankton pigments from satellite observations in coastal waters[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2022, 108: 102715.
[114] Gordon H R, Clark D K, Mueller J L, et al. Phytoplankton pigments from the nimbus-7 coastal zone color scanner: comparisons with surface measurements

[J]. Science, 1980, 210(4465): 63-66.

[115] O'Reilly J E, Maritorena S, Mitchell B G, et al. Ocean color chlorophyll algorithms for SeaWiFS[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 1998, 103(C11): 24937-24953.

[116] Hu C M, Lee Z, Franz B. Chlorophyll a algorithms for oligotrophic oceans: a novel approach based on three-band reflectance difference[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2012, 117(C1): JC007395.

[117] Hu C M, Feng L, Lee Z, et al. Improving satellite global chlorophyll a data products through algorithm refinement and data recovery[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2019, 124(3): 1524-1543.

[118] Keiner L E, Yan X H. A neural network model for estimating sea surface chlorophyll and sediments from thematic mapper imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 1998, 66(2): 153-165.

[119] Kim Y H, Im J, Ha H K, et al. Machine learning approaches to coastal water quality monitoring using GOCI satellite data[J]. GIScience & Remote Sensing, 2014, 51(2): 158-174.

[120] 詹雅婷, 丘仲锋, 段超凡, 等. 神经网络提升渤黄海叶绿素a遥感数据覆盖范围[J]. 光学学报, 2026, 46(6): 0601001.
Zhan Y T, Qiu Z F, Duan C F, et al. Using neural network to improve usable amounts of chlorophyll-a data from visible infrared imaging radiometer in Bohai and Yellow Sea[J]. Acta Optica Sinica, 2026, 46(6): 0601001.

[121] 张玉超, 钱新, 钱瑜, 等. 基于机器学习方法的太湖叶绿素a定量遥感研究[J]. 环境科学, 2009, 30(5): 1321-1328.
Zhang Y C, Qian X, Qian Y, et al. Quantitative retrieval of chlorophyll a concentration in Taihu Lake using machine learning methods[J]. Environmental Science, 2009, 30(5): 1321-1328.

[122] 郭耀辉, 邹进, 罗德荣. 基于深度学习的滇池叶绿素a反演及驱动因素研究[J]. 环境科学学报, 2026, 46(1): 475-487.
Guo Y H, Zou J, Luo D R. Deep learning-based inversion of chlorophyll-a and analysis of driving factors in Dianchi Lake[J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2026, 46(1): 475-487.

[123] 唐彩红, 李晓楠, 甄浩北, 等. 基于BP神经网络的鄱阳湖叶绿素a遥感反演[J]. 水利水电技术(中英文), 2026, 57(1): 171-182.
Tang C H, Li X N, Zhen H B, et al. Remote sensing inversion of chlorophyll-a in Poyang Lake based on BP neural network[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2026, 57(1): 171-182.

[124] Merder J, Zhao G, Pahlevan N, et al. A novel algorithm for ocean chlorophyll-a concentration using MODIS Aqua data[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2024, 210: 198-211.

[125] Pahlevan N, Smith B, Schalles J, et al. Seamless retrievals of chlorophyll-a from Sentinel-2 (MSI) and Sentinel-3 (OLCI) in inland and coastal waters: a machine-learning approach[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 240: 111604.

[126] Cao Z G, Ma R H, Duan H T, et al. A machine learning approach to estimate chlorophyll-a from Landsat-8 measurements in inland lakes[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 248: 111974.

[127] Zhang L, Zhang C, Ma C F, et al. Machine learning-based retrieval of chlorophyll-a and total suspended matter from HY-3A CZI: Model development, validation, and application[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2025, 227: 613-631.

[128] Sherf Y, Efrati B, Rozman G, et al. Global chlorophyll-a retrieval algorithm from sentinel 2 using residual deep learning and novel machine learning water classification [PP/OL]. ArXiv(2025-10-30)[2026-04-14]. https://arxiv.org/abs/2510.24124.

[129] Salah M, Salem S I, Utsumi N, et al. 3LATNet: attention based deep learning model for global Chlorophyll-a retrieval from GCOM-C satellite[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2025, 220: 490-508.

[130] Behrenfeld M J, Falkowski P G. Photosynthetic rates derived from satellite-based chlorophyll concentration[J]. Limnology and Oceanography, 1997, 42(1): 1-20.

[131] Carr M E, Friedrichs M A M, Schmeltz M, et al. A comparison of global estimates of marine primary production from ocean color[J]. Deep Sea Research Part II: Topical Studies in Oceanography, 2006, 53(5/6/7): 741-770.

[132] Sun D Y, Jia Y J, Yang S H, et al. Global patterns in primary production of marine phytoplankton taxonomic groups[J]. Global and Planetary Change, 2025, 255: 105057.

[133] Wang L L, Wang S Q, Wang L Q, et al. Estimating global marine size-fractionated primary productivity over two decades using a depth-independent model[J]. Global Biogeochemical Cycles, 2025, 39(11): GB008851.

[134] Lee Z P, Lance V P, Shang S L, et al. An assessment of optical properties and primary production derived from remote sensing in the Southern Ocean (SO GasEx)[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2011, 116(C4): JC006747.

[135] Lee Z P, Marra J F. The use of VGPM to estimate oceanic primary production: a "tango" difficult to dance [J]. Journal of Remote Sensing, 2022, 2022: 9851013.

[136] Li Z X, Yang W, Matsushita B, et al. Remote estimation of phytoplankton primary production in clear to turbid waters by integrating a semi-analytical model with a machine learning algorithm[J]. Remote Sensing of Environment, 2022, 275: 113027.

[137] Britten G L, Jönsson B, Kulk G, et al. Predicting photosynthesis–irradiance relationships from satellite remote-sensing observations[J]. Limnology and Oceanography Letters, 2025, 10(6): 967-976.

[138] Xu M, Hu C M, Najjar R G, et al. Estimating estuarine primary production using satellite data and machine learning[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2022, 110: 102821.

[139] Ping B, Meng Y S, Xue C J, et al. Oceanic primary production estimation based on machine learning[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2023, 128(5): JC018980.

[140] Tang S, Chen C, Zhan H, et al. Determination of ocean primary productivity using support vector machines[J].

International Journal of Remote Sensing, 2008, 29(21): 6227-6236.
[141] Zhang Y X, He X Q, Bai Y, et al. Satellite-estimation of the global ocean primary productivity via BGC-Argo measurements[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2025, 130(4): JC021163.
[142] Nechad B, Ruddick K G, Park Y. Calibration and validation of a generic multisensor algorithm for mapping of total suspended matter in turbid waters[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(4): 854-866.
[143] Dogliotti A I, Ruddick K G, Nechad B, et al. A single algorithm to retrieve turbidity from remotely-sensed data in all coastal and estuarine waters[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 156: 157-168.
[144] Balasubramanian S V, Pahlevan N, Smith B, et al. Robust algorithm for estimating total suspended solids (TSS) in inland and nearshore coastal waters[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 246: 111768.
[145] Yu X L, Lee Z P, Shen F, et al. An empirical algorithm to seamlessly retrieve the concentration of suspended particulate matter from water color across ocean to turbid river mouths[J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 235: 111491.
[146] Wei J W, Wang M H, Jiang L D, et al. Global estimation of suspended particulate matter from satellite ocean color imagery[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2021, 126(8): JC017303.
[147] Chen J X, Huang J, Zhang X, et al. Monitoring total suspended solids concentration in Poyang Lake via machine learning and Landsat images[J]. Journal of Hydrology: Regional Studies, 2023, 49: 101499.
[148] Wen Z D, Wang Q, Ma Y, et al. Remote estimates of suspended particulate matter in global lakes using machine learning models[J]. International Soil and Water Conservation Research, 2024, 12(1): 200-216.
[149] Cao Z G, Hu C M, Ma R H, et al. MODIS observations reveal decrease in lake suspended particulate matter across China over the past two decades[J]. Remote Sensing of Environment, 2023, 295: 113724.
[150] Unnithan S L K, Cherukuru N, Ingleton T, et al. Mapping total suspended solids (TSS) and dissolved organic carbon (DOC) in complex coastal waters using deep learning enhanced remote sensing[J]. Ecological Informatics, 2025, 90: 103276.
[151] Moon J, Suh S, Jung S, et al. Deep learning-based mapping of total suspended solids in rivers across South Korea using high resolution satellite imagery[J]. GIScience & Remote Sensing, 2024, 61(1): 2393489.
[152] Ma C L, Zhao J, Ai B, et al. Machine learning based long-term water quality in the turbid Pearl River Estuary, China[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2022, 127(1): JC018017.
[153] Fichot C G, Tzortziou M, Mannino A. Remote sensing of dissolved organic carbon (DOC) stocks, fluxes and transformations along the land-ocean aquatic continuum: advances, challenges, and opportunities[J]. Earth-Science Reviews, 2023, 242: 104446.
[154] Vantrepotte V, Danhiez F P, Loisel H, et al. CDOM-DOC relationship in contrasted coastal waters: implication for DOC retrieval from ocean color remote sensing observation[J]. Optics Express, 2015, 23(1): 33-54.
[155] Fichot C G, Benner R. A novel method to estimate DOC concentrations from CDOM absorption coefficients in coastal waters[J]. Geophysical Research Letters, 2011, 38(3): GL046152.
[156] Liu G, Li S J, Song K S, et al. Remote sensing of CDOM and DOC in Alpine lakes across the Qinghai-Tibet Plateau using Sentinel-2A imagery data[J]. Journal of Environmental Management, 2021, 286: 112231.
[157] Signorini S R, Mannino A, Friedrichs M A M, et al. Estuarine dissolved organic carbon flux from space: with application to chesapeake and delaware bays[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2019, 124(6): 3755-3778.
[158] Bonelli A G, Loisel H, Jorge D S F, et al. A new method to estimate the dissolved organic carbon concentration from remote sensing in the global open ocean[J]. Remote Sensing of Environment, 2022, 281: 113227.
[159] Harkort L, Duan Z. Estimation of dissolved organic carbon from inland waters at a large scale using satellite data and machine learning methods[J]. Water Research, 2023, 229: 119478.
[160] Liu D, Yu S J, Xiao Q T, et al. Satellite estimation of dissolved organic carbon in eutrophic Lake Taihu, China [J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 264: 112572.
[161] Laine M, Kulk G, Jönsson B F, et al. A machine learning model-based satellite data record of dissolved organic carbon concentration in surface waters of the global open ocean[J]. Frontiers in Marine Science, 2024, 11: 1305050.
[162] Guo H W, Huang J J, Chen B W, et al. A machine learning-based strategy for estimating non-optically active water quality parameters using Sentinel-2 imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 2021, 42(5): 1841-1866.
[163] Lai W D, Yu X L, Chen N W, et al. Consistent nutrient mapping from Sentinel-2 and Sentinel-3 in nearshore waters: a case study in Xiamen Bay[J]. Ecological Informatics, 2025, 92: 103470.
[164] Quinlan R, Filazzola A, Mahdiyan O, et al. Relationships of total phosphorus and chlorophyll in lakes worldwide[J]. Limnology and Oceanography, 2021, 66 (2): 392-404.
[165] Li L, Gu M J, Gong C L, et al. An advanced remote sensing retrieval method for urban non-optically active water quality parameters: an example from Shanghai[J]. Science of the Total Environment, 2023, 880: 163389.
[166] Cai C, Liu L L, Wang Z M, et al. Retrieval of non-optical active water quality parameters in complex Lake environments using a novel zoning-based ensemble modeling strategy[J]. Ecological Indicators, 2025, 176: 113723.
[167] IOCCG. Uncertainties in ocean colour remote sensing [R]. Dartmouth: International Ocean-Colour Coordinating Group, 2019: 170.
[168] Hou S Y, Yu X L, Lai W D, et al. Consistent seagrass mapping across various tide levels from planet SuperDove images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2025, 63: 5403914.
[169] 施金辉, 刘秉义, 朱培志, 等. 基于色度角辅助的浅海

水深遥感反演方法研究[J]. 光学学报, 2025, 45(12): 1201009.
Shi J H, Liu B Y, Zhu P Z, et al. Chromaticity Angle-Assisted remote sensing inversion method for shallow water depth[J]. Acta Optica Sinica, 2025, 45(12): 1201009.

[170] Wu Z Q, Mao Z H, Shen W, et al. Satellite-derived bathymetry based on machine learning models and an updated quasi-analytical algorithm approach[J]. Optics Express, 2022, 30(10): 16773-16793.

[171] Lai W D, Lee Z P, Wang J W, et al. A portable algorithm to retrieve bottom depth of optically shallow waters from top-of-atmosphere measurements[J]. Journal of Remote Sensing, 2022, 2022: 9831947.

[172] Wang Y X, He X Q, Bai Y, et al. Satellite-derived bottom depth for optically shallow waters based on hydrolight simulations[J]. Remote Sensing, 2022, 14(18): 4590.

[173] Richardson G, Foreman N, Knudby A, et al. Global deep learning model for delineation of optically shallow and optically deep water in Sentinel-2 imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2024, 311: 114302.

[174] Agrafiotis P, Demir B. Seabed-Net: a multi-task network for joint bathymetry estimation and seabed classification from remote sensing imagery in shallow waters[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2026, 231: 414-430.

[175] Hu C M. A novel ocean color index to detect floating algae in the global oceans[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(10): 2118-2129.

[176] Sun D Y, Chen Y, Wang S Q, et al. Using Landsat 8 OLI data to differentiate Sargassum and Ulva prolifera blooms in the South Yellow Sea[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021, 98: 102302.

[177] Wynne T T, Stumpf R P, Tomlinson M C, et al. Characterizing a cyanobacterial bloom in Western Lake Erie using satellite imagery and meteorological data[J]. Limnology and Oceanography, 2010, 55(5): 2025-2036.

[178] Hill P R, Kumar A, Temimi M, et al. HABNet: machine learning, remote sensing-based detection of harmful algal blooms[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 13: 3229-3239.

[179] Joshi N, Park J, Zhao K G, et al. Monitoring harmful algal blooms and water quality using sentinel-3 OLCI satellite imagery with machine learning[J]. Remote Sensing, 2024, 16(13): 2444.

[180] Bu X F, Liu K, Liu J Y, et al. A harmful algal bloom detection model combining moderate resolution imaging spectroradiometer multi-factor and meteorological heterogeneous data[J]. Sustainability, 2023, 15(21): 15386.

[181] Shin J, Khim B K, Jang L H, et al. Convolutional neural network model for discrimination of harmful algal bloom (HAB) from non-HABs using Sentinel-3 OLCI imagery [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2022, 191: 250-262.

[182] Schloer C, Hänsch R. Harmful cyanobacterial bloom detection using deep learning and sentinel-2 imagery[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2025, 18: 29315-29325.

[183] Kwon D H, Hong S M, Abbas A, et al. Deep learning-based super-resolution for harmful algal bloom monitoring of inland water[J]. GIScience & Remote Sensing, 2023, 60(1): 2249753.

[184] Wu Z H, Law K L E. Remote sensing and deep learning for algal blooms: a review[J]. IEEE Access, 2025, 13: 180891-180908.

[185] Wang W T, Wang G Q, Li J, et al. Remote sensing identification and model-based prediction of harmful algal blooms in inland waters: current insights and future perspectives[J]. Water Research X, 2025, 28: 100369.

[186] Yang Y, Wang H Y, Li X F. Deep learning for enhanced ocean color remote sensing: a foundation model approach [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2025, 63: 4210718.

[187] Mohebzadeh H, Mokari E, Daggupati P, et al. A machine learning approach for spatiotemporal imputation of MODIS chlorophyll-a[J]. International Journal of Remote Sensing, 2021, 42(19): 7381-7404.

[188] Ye M, Li B H, Nie J, et al. Ca-STANet: spatiotemporal attention network for chlorophyll-a prediction with gap-filled remote sensing data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 4203314.

[189] Zhou G X, Chen J, Liu M, et al. A spatiotemporal attention-augmented ConvLSTM model for ocean remote sensing reflectance prediction[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2024, 129: 103815.

[190] Zhang F, Kung H, Zhang F, et al. AI-powered spatiotemporal imputation and prediction of chlorophyll-a concentration in coastal ecosystems[J]. Nature Communications, 2025, 16: 7656.

[191] Fablet R, Chapron B, Drumetz L, et al. Learning variational data assimilation models and solvers[J]. Journal of Advances in Modeling Earth Systems, 2021, 13(10): MS002572.

[192] Cutolo E, Pascual A, Ruiz S, et al. CLOINet: ocean state reconstructions through remote-sensing, *in-situ* sparse observations and deep learning[J]. Frontiers in Marine Science, 2024, 11: 1151868.

From Traditional Algorithms to Intelligent Inversion Algorithms: Review of Development of Artificial Intelligence in Ocean Color Remote Sensing (Invited)

Li Xu[1*], Li Zhongping[1,2], Yu Xiaolong[1]

[1]*State Key Laboratory of Marine Environmental Science, College of Ocean and Earth Sciences, Xiamen University, Xiamen* 361002, *Fujian, China*;

[2]*Fujian Ocean Innovation Center, Xiamen* 361102, *Fujian, China*

Abstract

Significance Ocean color remote sensing uses water-leaving radiance as the fundamental information carrier to quantitatively retrieve and analyze water constituents and optical properties, and it provides an indispensable tool for long-term monitoring and diagnosis of marine biogeochemical processes. With the explosive growth of global satellite observations and the rapid evolution of artificial intelligence, ocean color remote sensing is undergoing a paradigm shift from traditional empirical statistical and semi-analytical approaches to a new framework driven by data and constrained by physical mechanisms. This transformation is not only changing the technical route of atmospheric signal separation and water parameter inversion, but also reshaping the application mode of marine environmental monitoring. A systematic synthesis of this transition is therefore essential for understanding the current research landscape and for guiding the development of next-generation intelligent ocean color observation systems.

Progress Following the processing chain of observation, inversion, and application, this review summarizes the key advances of intelligent methods in ocean color remote sensing. For atmospheric correction, which serves as the prerequisite for accurate retrieval, artificial intelligence has significantly improved the stability of signal separation under complex aerosol conditions and highly turbid waters, and has enhanced the spatial coverage and cross-sensor consistency of derived products. For the quantitative inversion of apparent optical properties, inherent optical properties, and biogeochemical parameters, different technical paradigms have been established, including end-to-end mapping, modular learning frameworks, and physically constrained neural network approaches, which jointly improve retrieval accuracy, robustness, and adaptability to optically complex environments. In optically shallow waters, intelligent inversion has provided new solutions for the separation of bottom and water column contributions and for the reconstruction of water optical characteristics. Beyond the core inversion tasks, artificial intelligence has also expanded the application scope of ocean color remote sensing, enabling intelligent detection of harmful algal blooms, construction of foundation models for ocean color data, and spatiotemporal reconstruction and prediction of long-term satellite observations. These developments indicate that intelligent algorithms are gradually forming a systematic methodological framework that integrates multi-source observations, long-term time series data, and nonlinear process modeling.

Conclusions and Prospects Although data-driven methods have achieved remarkable progress, several critical challenges remain, including the limited availability of high-quality training data and reliable labels, insufficient generalization across regions and sensors, and the lack of physical interpretability and uncertainty quantification. Future development will rely on the deep integration of physical radiative transfer mechanisms and data-driven models, the coordinated use of hyperspectral observations and multi-source data, and the construction of unified large-scale ocean color models. Such a dual pathway driven by physical knowledge and data intelligence is expected to support the establishment of a new-generation ocean color remote sensing system with high accuracy, full coverage, and strong transferability, and to further promote the application of ocean color observations in marine biogeochemical and ecological studies.

Key words ocean color remote sensing; artificial intelligence; atmospheric correction; biogeochemical parameter inversion; optical shallow water environment; spatiotemporal reconstruction and prediction