

· 专题:双清论坛“全球海洋治理与合作的关键科学问题” ·

近海生态环境高时空分辨观测与人工智能赋能的有害藻华预报*

郑 焰^{1**} 郑 一¹ 冯 炼¹ 张传伦² 李海龙¹ 王俊坚¹

1. 南方科技大学 环境科学与工程学院, 深圳 518055

2. 南方科技大学 海洋科学与工程系, 深圳 518055

[摘要] 在高强度人类活动与全球气候变化的双重影响下,近海生态系统的健康状况不断恶化,有害藻华的频繁暴发甚至对人体健康构成威胁。基于二十多年来对海洋暖化和酸化、极端天气条件、污染或栖息地丢失等因素对海洋生态系统影响的研究,发达国家加快了生态预报研究的步伐,致力于实现咸淡水环境中关键有害藻种群的实时预警预报。本文通过梳理近海生态环境预报的机遇与挑战,聚焦近海有害藻华问题,并将其与淡水体系进行比较,发现二者都面临观测的时间分辨率过低、诱导有害藻华暴发多元因子观测的空间覆盖度有限的双重挑战,亟待补齐原位观测传感器、自动采样分析装置、高光谱遥感等多维度高时空分辨观测的高新技术短板,融入多源数据时空重建,推进人工智能赋能的有害藻华预报模型的发展。本文建议,由交叉科学部牵头,与涉海部委和沿海地区合作,共建近海有害藻华观测与预报网等大科学基础设施,深化国际合作,推动我国近海藻华灾害预警预报的业务化进程。该设施应优先布局有害藻华人体健康和生态效应相关原位观测能力的建设,揭示海洋藻毒素形成、迁移转化(含食物链富集)的生理和环境机制,探明不同类型有害藻华灾害事件萌发—高峰—衰退的生物和非生物多元耦合驱动机制等交叉科学问题。

[关键词] 近海富营养化;有害藻华;藻毒素;有害藻华观测与预报网;生态预报模型

本文面向我国重点海域综合治理重大需求,旨在探讨利用现有和获得更多地球系统观测高时空分辨大数据,发展人工智能赋能的近海生态环境首要问题“有害藻华”预报的必要性和潜力。为此,首先简要回顾天气预报的发展历程并借鉴经验。科学史研究表明,早期的天气预报主要依赖于特定时间尺度的气压、风、温度、云和降水模式等天气图的绘制,离不开温度计等测量仪器和电报机等通讯技术的发明。1880年,国际气象组织(International Meteorological Organization, IMO)成立后,逐步推动全球气象台站的建立,随后发展成为世界气象组织(World Meteorological Organization, WMO),是气象学和全球气候变化研究的联合国权威机构。气象观测数据的长期积累和对大气圈认知



郑焰 南方科技大学讲席教授、美国地球物理联合会会士、美国地质学会会士。1999年于美国哥伦比亚大学获博士学位。曾任北京大学讲席教授、美国纽约市立大学皇后分校环境与地球科学院助理教授至终身教授及院长、美国哥伦比亚大学拉蒙特多尔蒂地球观测所兼职副研究员至兼职高级研究员、联合国儿童基金会驻孟加拉国水及环境卫生项目专员。研究方向包括环境—水文—海洋—地球化学、水环境与健康、水污染治理。

的不断深入,以及数值模拟、互联网、计算等技术进步,使天气预报成为日常生活不可缺的一部分。

2023年是人工智能赋能天气预报划时代的一年。华为的Bi等^[1]在7月于*Nature*上发表了“盘古天气”模型的研究,该模型采用三维神经网络深度

收稿日期:2024-07-24;修回日期:2024-10-29

* 本文根据国家自然科学基金委员会第366期“双清论坛”讨论的内容整理。

** 通信作者,Email: yan.zheng@sustech.edu.cn

本文受到国家自然科学基金项目(42321004)的资助。

学习了全球 39 年气象数据,预报结果优于公认表现最佳的欧洲中期天气预报中心的数值模型(European Center for Medium-Range Weather Forecasts, ECMWF),对极端天气如台风跟踪的准确率也高于衍生版 ECMWF-HRES。同年 11 月,谷歌的 Lam 等^[2]于 *Science* 上发表了基于气象再分析数据构建的机器学习模型“GraphCast(天气图报)”论文。GraphCast 具备中期(未来 10 天)高空间分辨率(0.25)全球天气预报能力,在 90% 的测试中优于 ECMWF 数值模型,对极端天气事件的预报也更为准确。人工智能模型较数值模型优点主要在于预报迅速,避免了对复杂物理过程的高度简化。基于上述人工智能赋能天气预报的快速发展,鉴于地球科学领域中水文学、海洋科学等依靠大数据开展研究的范式 and 传统,人工智能的应用前景十分让人期待^[3]。

从滨海流域至大陆架这一陆—海自然生境,不仅是连接淡水—咸水生态系统的关键过渡带,而且在人类活动强干扰下表现出高度的生态敏感性和脆弱性。2012 年,Halpern 等 34 位学者构建了对生态、环境、渔业、旅游业等十项内容逐项评估再集成的海洋健康指数(Ocean Health Index, OHI),并完成了对全球沿海国家的评估,全球海洋健康指数值为 60/100,我国为 53/100^[4]。近海藻华一直是影响海洋生态系统健康的关键问题,联合国教科文组织 2017 年发布的《全球海洋科学报告》指出,有害藻华频发是沿海地区可持续发展面临的重大挑战。本文所述的“有害藻华”是指破坏水生态平衡的各种藻类,包括单细胞浮游植物、底栖光合生物、大型藻类、蓝绿藻和特殊纤毛虫等具有光合作用能力物种,也泛含原生动物和细菌等微小浮游生物。这些广义“藻类”的异常繁殖和生长现象,既可直接导致鱼类死亡,消亡后耗氧形成缺氧/低氧区还可衍生进一步的生态破坏,带来严重的经济损失。其中,有毒藻种分泌的藻毒素可通过海产品间接暴露危害人体健康,甚至导致个别死亡事件^[5,6]。人类生产生活氮磷排放导致的水环境严重富营养化,以及气候变化导致的海水温度升高是有害藻华频发的可能诱因^[7,8]。但有害藻华发生、发展过程十分复杂,有待采用从分子和细胞生物学到大规模实地调查、结合遥感数据、数值建模、机器学习模型等多学科方法开展系统研究,探明有害藻华的生物主体条件、基础条件(营养盐和水动力)、诱发条件(气象)等生物和非生物多元耦合驱动机制^[5,9]。

我国作为一个陆海兼备的发展中大国,党的十八大提出了“建设海洋强国”的战略部署,十九大报告强调“坚持陆海统筹,加快建设海洋强国”。2022 年,生态环境部、发展改革委、自然资源部、住房和城乡建设部、交通运输部、农业农村部和中国海警局联合印发了《重点海域综合治理攻坚战行动方案》,明确了“到 2025 年,渤海、长江口—杭州湾、珠江口邻近海域生态环境持续改善,陆海统筹的生态环境综合治理能力明显增强;三大重点海域水质优良(一、二类)比例较 2020 年提升 2 个百分点左右”的治理目标。该方案重要性不亚于“水十条”,可谓“近海十条”。因此,本文面向近海生态环境保护这一重大国家需求,梳理近海生态环境预报中的机遇与挑战,并针对有害藻华这一重要生态环境灾害深入探讨关键科学和核心技术问题,提出多学科交叉发展的短中长期目标。

1 近海生态环境预报的机遇与挑战

1.1 近海生态环境预报的机遇

长期以来,基础研究和需求驱动了生态学科预测自然系统未来演变的各种尝试。然而,直到近二十年,学术界才开始区分概率预报(probabilistic forecasting)与其他形式的建模预测。2001 年,Clark 等于 *Science* 发表论文,首次将生态预报定义为“针对生态系统、生态系统服务和自然资本状态,开展在气候、土地利用、人口、技术和经济活动的明确情景下含不确定性分析的预报(Ecological forecasting is defined here as the process of predicting the state of ecosystems, ecosystem services, and natural capital, with fully specified uncertainties, and is contingent on explicit scenarios for climate, land use, human population, technologies, and economic activity.)”^[10]。受此影响,美国国家海洋和大气管理局(National Oceanic and Atmospheric Agency, U. S., NOAA)、美国宇航局(National Aeronautics and Space Administration, U. S., NASA)、美国国家科学基金会(National Science Foundation, U. S., NSF)等机构陆续推出生态预报研究计划。这个阶段的研究大多聚焦于不同气候变化情景下生态系统响应的相关长期预测(Projection),参见 MacCracken^[11]关于区分 prediction(不设定情景)和 projection(设定情景)的讨论。虽然长期预测(如针对 2100 年某特定气候变化情景)很重要,但地方生态管理决策往往关注更短的时间尺度和更小的空间

尺度,因此长期预测结果学术意义明显大于实践意义。即使仅考虑学术价值,长期预测结果需要等到几十年后才能验证,不利于通过学习、分析预测结果而改进预测方法,不利于生态预报学科的发展。

2017 年起,学术界对近期(注:不同生态系统的近期可涵盖日、周、月、年)生态预报越来越重视。Houlahan 等^[12]论证了开展可验证生态预报的必要性,鼓励生态学科突破长期预测难以验证、可信度差的局限。同年,Dietze^[13]。撰写的首部也是迄今唯一的《生态预报》学术论著出版,强调预报必须超越传统模型方法,指出贝叶斯空间统计框架、其迭代近似(卡尔曼和粒子滤波器)和不确定性量化等方法的重要性。2018 年,Dietze 等在 *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* (PNAS)上发表论文,进一步明晰基于已知信息(观测数据或模型输出)开展近期生态预报的目标,建议利用实时更新的观测结果不断迭代校正模型,加快预报模型的学习速度,更好地服务地方生态管理^[14]。因此,发展实时或近实时的近海生态环境预报是生态学科发展的前沿。

国际生态预报倡议计划(Ecological Forecasting Initiative, EFI)旨在构建和支持一个跨学科的实践社区,特别关注近期生态预报,其五个主要工作组的目标见表 1。在 EFI 研究框架中,美国国家科学基金会资助的国家生态观测网(National Ecological Observatory Network, NEON)研究计划发起了生

态预报挑战赛,旨在通过利用 NEON 数据及建模迭代循环预报来实现生态预报能力提升(图 1)。2020 年 5 月,在为挑战赛召开的线上学术会议上,与会者考虑开放科学发展和管理决策支撑需求,选取了五个主题:(1) 淡水温度、溶解氧和叶绿素-a;(2) 陆地碳通量和蒸散量;(3) 植物冠层物候;(4) 蝗虫种群规模;(5) 甲虫群落。主题一入选表明,水环境、水生态预报是生态预报的重中之重。值得强调的是,NEON 研究计划侧重于陆地及淡水系统,这意味着我国在海洋强国的发展方针下,在近海实施有针对性的生态预报是重要的历史机遇。

表 1 国际生态预报计划 EFI

全球分布	五个工作组	科学目标和工作内容
美国	理论与集成	集成各类生态预报新发现,发展自然可预测性的新理论
加拿大	应用与管理支撑	建立与相关部门和用户协同研发预报产品机制,促进预报产品的推广应用
大洋洲	方法与工具	解决不同空间尺度下和机理模型中各种过程的高度非均一性造成的预报可信度差的问题
欧洲	物联网与大数据基础设施	建立数据、预报方法和工具等的共享标准,形成透明、开放和可多方运行的数据归档流程和数据产品
非洲(筹)	预报标准	制定服务于生态预报需求比如数据库通用格式和存储方式等相关行业标准

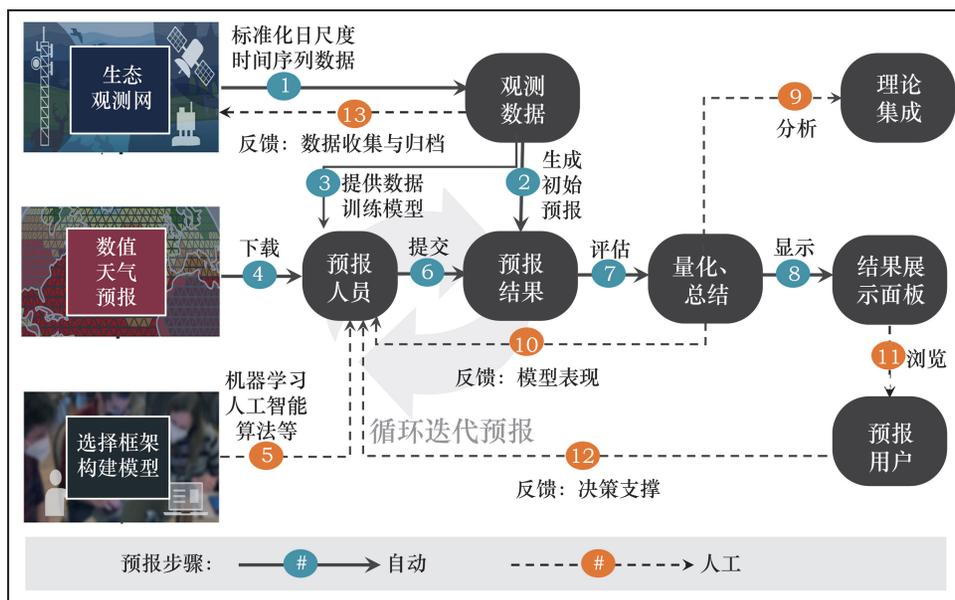


图 1 美国国家科学基金会资助的国家生态观测网研究计划 NEON 正在举行的生态预报挑战赛的迭代循环预报流程图^[15]

通过已有观测数据建模并获得初始预报结果，再利用实时和未来的新观测结果评估预报结果、并更新模型、进一步做出新的预报，从而不断迭代循环，以推进生态学科理论和实践的发展。

1.2 近海有害藻华灾害监测和预报的现状

近海生态环境预报中，有害藻华及衍生的低氧事件是关注度最高的生态灾害。有害藻华对生态和人体健康以及对渔业、旅游业等产业的不良影响极其严重^[16]。国际上以美国为例，美国国会于1998年通过了《联邦有害藻华和缺氧研究与控制法案》(The Harmful Algal Bloom and Hypoxia Research and Control Act, HABHRCA)，并于2004年、2014年和2018年三次重新授权。根据该法案授权，美国国家海洋和大气管理局负责实施近海生态环境预报工作。该局目前设置了有害藻华、低氧、病原体(弧菌病, vibriosis)、生物多样性共四大预报业务板块，并由该局下属的国家近海海洋科学中心(National Centers for Coastal Ocean Science, NCCOS)在其

官网公开发布美国近岸海域数个重点海域及五大湖各有侧重的预报(图2)。需要强调的是，NCCOS的四大近海生态环境预报业务都是由美国政府多部门合作完成。例如，有害藻华预报是由美国国家海洋和大气管理局下属的6个机构、美国宇航局、欧盟卫星署、加上多个州立机构共15个单位合作完成。NCCOS的28个预报业务中有10个为有害藻华，其他多项预报业务也与此相关(图2)。目前，NCCOS实现了在藻华高发期每周发布一次或两次预警预报，可以向各沿海地区地方管理部门提供有害藻华种类、暴发区域及影响面积等近期(日/周)预警为主的服务，并对某些有害藻华严重水域进行季节性预警，还尝试了基于藻华暴发强度和迁移轨迹对呼吸道疾病健康风险进行预警。其中还涉及对病原体的预警，据NCCOS 2024年6月14日新闻报道，对于切萨皮克湾致病性创伤弧菌(*Vibrio vulnificus*)出现的时间和地点，可以提前两天发布预警，并实时分享于马里兰州和弗吉尼亚州公共卫生部门^[17]。

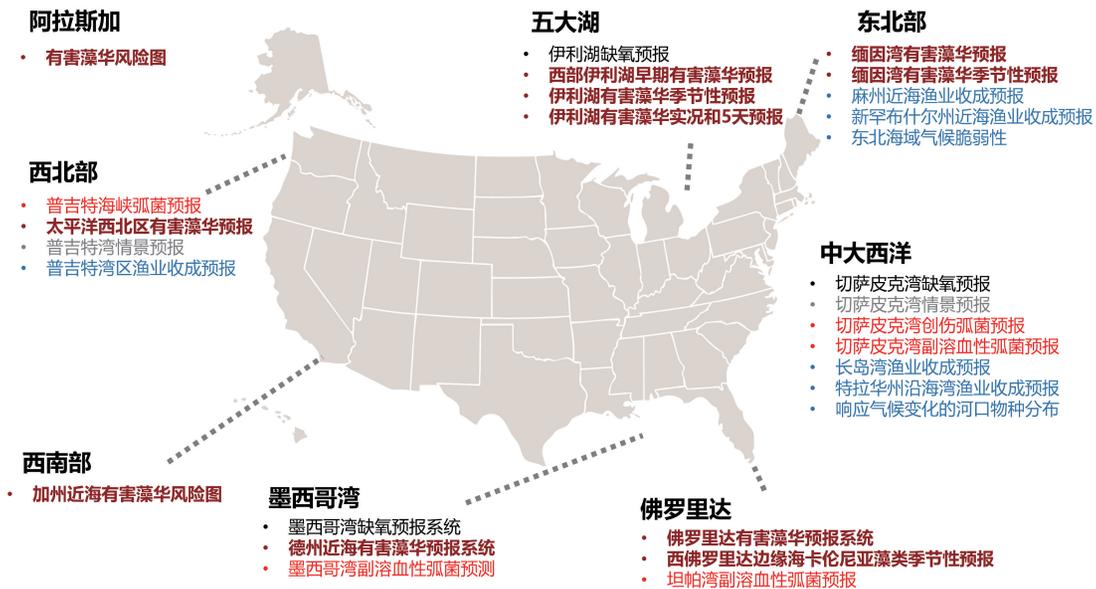


图2 2023年美国国家海洋和大气管理局近岸海域和五大湖生态预报的28个业务化服务
注:数据来源为NOAA^[18]。

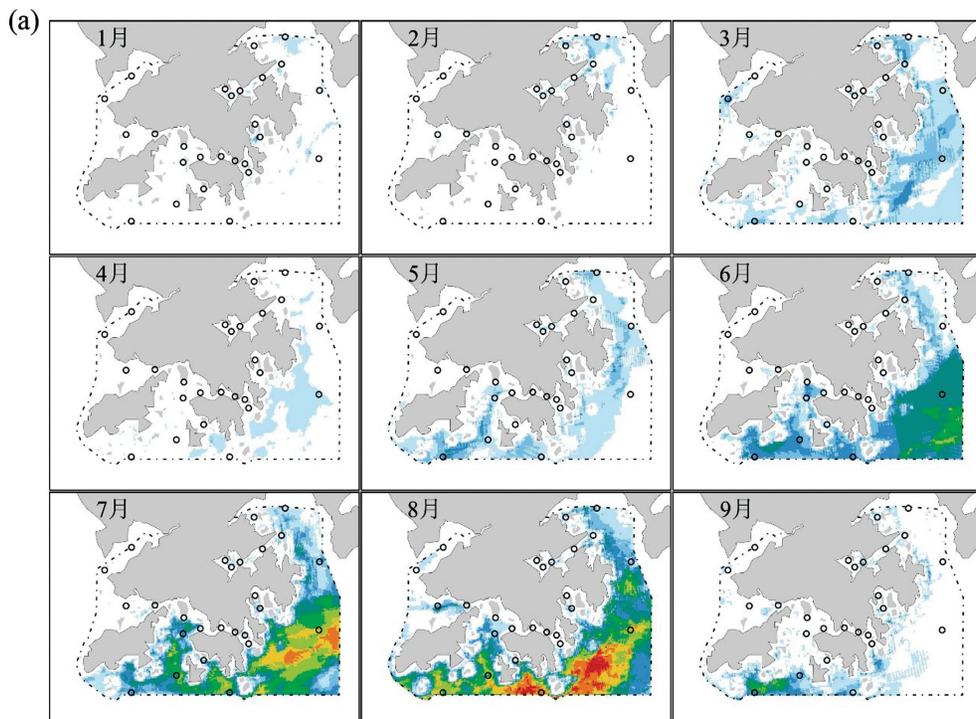
联合国教科文组织发起的两轮国际大科学计划对全球咸淡水体的有害藻华研究也起到了积极的推进作用。1998年，联合国教科文组织政府间海洋学委员会(Intergovernmental Oceanographic Commission, IOC)和海洋研究科学委员会(Scientific Committee on Oceanic Research, SCOR)联合支持启动了“全球有害藻华生态学与海洋学(Global Ecology and Oceanography of Harmful Algal Blooms, GEOHAB)”研究计划^[19]。2016年，该计划更名为“全球有害藻

华”(Global Harmful Algal Blooms, GlobalHAB)后再次启动，新计划不仅同时关注咸淡水体，还设立了12个有害藻华研究方向，包括原因种多样性、生物地理分布特征；藻毒素；有害藻华与水产业；观测、模型和预测；气候变化和有害藻华等。2002年，《有害藻华》(*Harmful Algae*)期刊创刊，对这一领域发展具有里程碑意义，其创刊号社论文章指出，“如果要预报有害藻华的暴发，需要对有害藻华原因种的行为、其赖以繁衍的生态系统以及影响其丰度的化

学、物理和生物因素有广泛和深入的认知”^[20]。鉴于气候变化对近海温度、盐度和生态系统的影响已不容忽视, Wells 等^[21] 19 位有害藻华研究者于 2020 年撰文, 指出该领域研究范式亟待与时俱进, 强调了长期观测计划的重要性, 以及优先关注关键有害藻华原因种、优先开展有害藻华治理研究的紧迫性。例如, 美国西海岸近海软骨藻酸 (Domoic Acid, DA) 是当地有害藻华灾害的首要问题。DA 由有毒藻种拟菱形藻 (*pseudo-nitzschia*) 分泌, 是海洋哺乳动物/鸟类的恶性中毒事件以及人类的失忆性贝类中毒事件的罪魁祸首。针对该问题而开发的加利福尼亚州有害藻类风险图系统, 实现了软骨藻酸的近实时风险预警, 其技术框架对集成原位观测、数据融合和模型模拟的近海有害藻华预报有很好的借鉴价值^[22]。

在我国, 学术界以往常采用赤潮对应国际语境中的有害藻华, 近年来使用逐渐减少。我国首次记录的有害藻华事件发生于 1933 年浙江沿海, 由夜光藻 (*Noctiluca scintillans*) 和中肋骨条藻 (*Skeletonema costatum*) 引起, 导致了蛭子和其他贝类等海洋生物死亡^[9]。据 20 世纪 70 年代开始的记录, 全国有明确时间、地点等基本信息的事件至 2008 年共 1 242 次^[9]。自 1980 年代中后期起, 国家海洋局开始布局监测工作, 并在 2002 年划定了 19 个重点监测海域。由现场采样、浮标、卫星等构成赤潮灾害监测网络, 已运行 20 余年, 形成了针对浒苔监测的系统。2000 年前记录到的有害藻华主要是硅藻 (diatoms) 和甲

藻 (dinoflagellates) 异常繁殖引起的“赤潮”。之后, 我国渤海还出现了金藻门的抑食金球藻 (*Aureococcus anophagefferens*) “褐潮” (2009 年)。我国东南沿海常见的棕鞭藻门的球形棕囊藻 (我国 1997 年首次记录该种有害藻华^[23]) 近年来也规模性暴发, 甚至影响核电站安全。近年来我国大型藻类的有害藻华事件频发, 常见的有黄海浒苔 (*Enteromorpha prolifera*) “绿潮” (2007 年) 及南北沿海的马尾藻 (*Sargassum horneri*) “金潮” (2016 年)^[24]。近年来, 东海长江口的有害藻华逐渐由以硅藻为主演变成以甲藻为主, 而南海珠江口有害藻华的主要原因藻种不仅种类最多 (图 3), 而且变化最快, 几乎每十年一变^[24]。黄海绿潮自 2007 年出现起, 就引起了管理部门和学术界的高度关注。特别是 2008 年奥运会期间, 青岛海洋赛事的需求进一步推动我国近海有害藻华的短期 (日、周) 预警预报^[25]。技术路线为: (1) 通过空间分辨率为 1 平方公里的 MODIS 卫星遥感数据识别大型漂浮藻华, (2) 通过黄海海洋环流 ROMS (Regional Ocean Model System) 模型, 结合海面温度、高度、Argo 观测、黄海站的实时盐度和温度数据等数据同化, 计算大型藻华 6.5 天的漂移轨迹, 以此为依据预警^[26]。后续研究在此基础上, 建立了基于人工神经网络的算法, 并使用卫星遥感、模型输出数据进行训练, 实现了根据前一年数个气候参数对来年绿潮漂移路径的预测。黄海浒苔预警案例被收录于中国科学院大数据助力联合国可持续发展目标的亮点成果中^[26]。



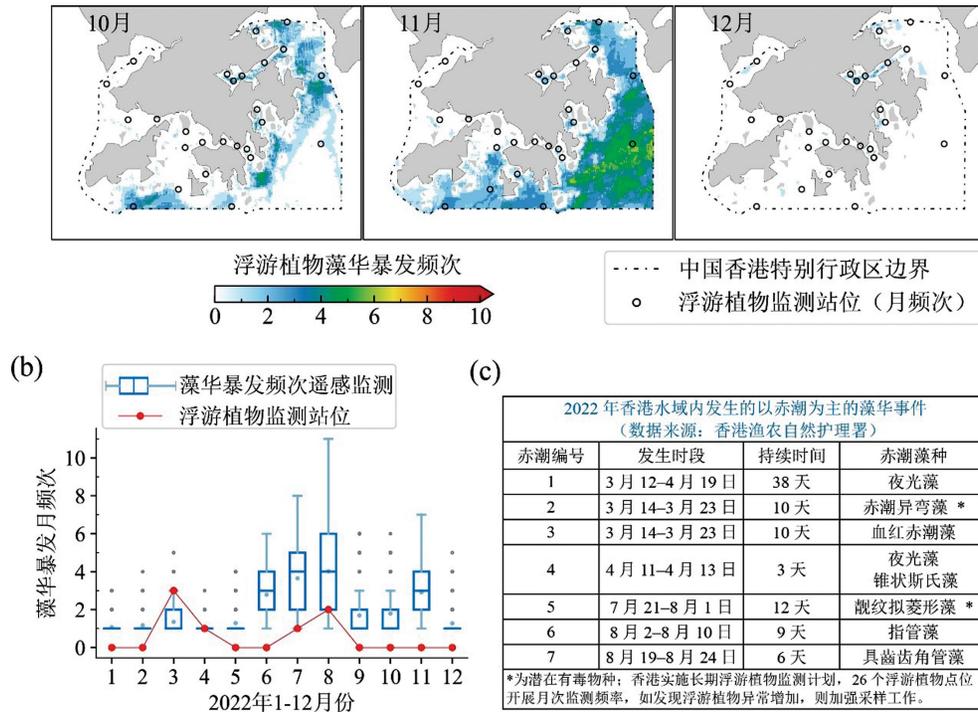


图3 (a) 2022年香港水域浮游植物藻华暴发频次逐月遥感监测空间分布图; (b) 香港水域藻华暴发遥感监测结果与浮游植物监测站点观测所得的月频次对比; (c) 2022年香港水域内发生的以赤潮为主的有害藻华事件记录表

注:图3(a)数据来源于美国中分辨率成像光谱仪 MODIS Aqua 卫星影像(过境时间为当地时间下午 1:30 左右),该影像提供了逐日 1 公里分辨率的遥感数据。藻华的提取采用了 Dai 等^[27]开发的基于叶绿素荧光与 CIE(International Commission on Illumination)颜色空间的藻华遥感自动分类算法。

自然资源部第二海洋研究所 Guan 等^[24]于 2022 年回顾了我国有害藻华的监测、模拟和预测历时 40 年的研究进展,特别肯定了遥感算法在解决我国近海有害藻华监测中光学信号干扰复杂的问题方面的长足进展。该文指出,研发有害藻华监测和预警综合系统是减轻有害藻华灾害损失必要的第一步,以促进观测和建模工作紧密结合,提高藻华事件的预测预警预报准确度。藻华灾害预测预报主要以植物生物量为表征因子,并以多要素环境因子为控制条件建立预报模型。按预报类型划分,分为日、周短期预报或季节性等^[28]中长期预报^[29]。短期预报对防灾减灾尤为重要^[30],既包括藻华事件发生前的预警,也包括藻华事件发生后的发展趋势实时预报。根据预测算法的不同,预报模型分为数值模拟模型、经验统计模型(含机器学习、人工智能算法)两大类。

(1) 数值模拟模型

模拟藻华从发生至消亡的过程,需突出关键的物理、化学和生物过程及其耦合作用,基于数值模型的漂移轨迹预测与生消关键过程的趋势评估是预报的基础。例如,最新一代的黄海拉格朗日粒子跟踪模型不仅可以确定绿潮的位置、迁移速度和数量,还

可提供准确的短期(7~8 天)空间分布预警^[31]。Xu 等^[32]针对珠江口伶仃洋海域建立的 Delft3D-Flow 粒子追踪耦合模型,准确模拟了 2020 年该海域赤潮的漂移和扩散过程;结合遥感数据与数值模拟,较为准确地描述了赤潮的动态分布。然而,由于仅考虑了海洋动力过程,未包括赤潮相关的生态过程,因此无法模拟赤潮的最初暴发与消亡阶段。香港近海的藻华风险预警系统考虑了营养盐浓度、风场、潮汐等引起的垂向混合和藻类生长条件,建立含生态机理的模型(使用一系列偏微分方程描述有害藻华原因种的生命周期行为),对过去 20 年香港水域观测到的有害藻华事件进行事后预测的正确率达到 87%^[33]。香港科技大学构建了物理-生物地球化学过程耦合数值模型^[34],揭示了风场、入海河流水量和潮汐等对近岸叶绿素和缺氧区时空分布的调控机理^[35],发现在河流流量较低时,从海向岸迁移的次表层有机质(通过叶绿素峰值表征)对近海缺氧区形成的位置起到了关键作用^[36]。

(2) 经验统计及人工智能模型

经验统计模型通过统计方法量化藻华强度、频率等指标与驱动因素的关系。随着监测体系的日趋

完善,基于大数据分析的藻华发生概率预报已成为主流,多机器学习模型集成预报已具雏形。早期研究以单因子统计模型为主,例如,基于积温^[37]和溶解氧^[38]的赤潮短期预报模型。近年来,多因子统计模型逐渐占据主流地位。例如 He 等^[39]利用 SOM-LSTM 融合算法构建了大数据赤潮预报模型,从海量海洋数据中发现因子间的关联,有效弥补了海洋动力过程参数化、离散方法和初始条件误差带来的不确定性,将赤潮预报精度从传统方法的 40% 提高至 55%。针对强空间时序关联性特点,预报模型也增加了气象特征要素,如 Liu 等^[40]通过时频分析揭示了厄尔尼诺—南方涛动 (El Niño-Southern Oscillation, ENSO) 与西北太平洋沿海藻华暴发之间的相关特性;何恩业等^[41]利用 NCEP (National Centers for Environmental Prediction) 再分析资料,建立了基于天气分型的赤潮预报模型;Guo 等^[42]利用传感器网络和遥感技术获得的实时数据,建立了基于机器学习的藻华风险预测系统,为养殖业管理决策服务。与传统统计模型相比,机器学习尤其是深度学习模型表现出更强大的预测能力,提高了对藻华预测的准确性和时效性。比如,基于福建近海 219 次赤潮事件建立的人工神经网络模型,预测准确率为 74%^[42]。Liu 等^[43]利用数据同化方法,结合机器学习与统计模型,进行多模型集成与优化,采用集合预报等方法提高模型的预报能力,构建了有效针对短凯伦藻 (*Karenia brevis*) 赤潮的短期预测系统。然而,机器学习模型乃至深度学习在算法和适用性方面仍存在局限性,无法全面捕捉并量化藻华暴发的复杂机制。

需要强调的是,近实时氮磷负荷、浓度、形态等关键水质因子的水环境预报对于有害藻华生态灾害的预警和迅速应对也相当重要。然而,现有近海水质模拟和预测主要研究长期变化趋势,短期预报的研究相对薄弱。通过准确描述影响近海水质的物理、化学和生物过程,基于过程的水质数值模拟模型可以模拟水质的三维时空变化^[44]。Delft-3D^[45]、EFDC^[46]和 WASP^[47]等代表性模型已被广泛应用于全球沿海,校准后不仅可以将水质数据外推到未来,还可以在指定水体的不同部分之间建立映射关系^[48, 49]。虽然基于过程的模型可以精细刻画水质动态,但仍是对实际环境过程的高度简化,在缺乏高时空分辨率、高精度水质观测数据进行校准和验证的情况下,短期预报的误差较大。同时,针对复杂水系统的数值模型计算成本巨大,不利于预报的及时

生成。相比之下,机器学习模型在水质建模中的应用增势明显^[50],在处理复杂和非线性输入输出关系方面呈现出强大的能力,在各种水质预测中表现突出,如溶解氧^[51]、叶绿素 a^[52]和溶解态无机氮^[53]。与过程模型相比,机器学习模型计算效率高,几乎即时可生成预测结果,因此越来越多地被用来替代复杂的水质过程模型^[54, 55]。尽管如此,机器学习模型在近海水质模拟和预测中的应用目前仍然处于初级阶段。

1.3 近海有害藻华观测与预报的挑战

有害藻华是水圈复杂系统多种动态过程耦合产生的生态事件,具有灾害大但概率小的特点。因此,有害藻华预报的挑战性与天气预报中台风预报有一定类似之处。虽然过去三十年台风路径预报水平显著提高,但强度预报仍然是难点。约 17% 的台风在靠近岛屿或陆地时会快速加强,是台风强度预报误差的重要来源。此外,台风强度达到峰值后突然快速减弱的显著突发性和迅速性,更是对强度精准预报的巨大挑战。因此可推理,有害藻华以及相关低氧事件的强度预报挑战性大,短时间内突破有难度。

那么,是否有可能在有害藻华暴发的时间、频次、规模预报方面率先突破? 已有超过半个世纪研究史的淡水有害藻华的经验表明,观测时间分辨率过低是预报的重要瓶颈,其中一个原因为原位观测技术研发基础薄弱。瑞士联邦水科院 (Eidgenössische Anstalt für Wasserversorgung, Abwasserreinigung und Gewässerschutz, EAWAG) 的 Isles 与 Pomati 于 2021 年撰文指出,学术界尚无对藻华 (含有害藻华) 事件公认明确科学定义 (该文章中,藻华主要针对浮游植物藻华),导致在不同水生态系统的暴发规律和机制的研究结果难以比较^[56]。为此,作者提出将藻华事件统一定义为“水体中一定面积或体积内浮游植物生物量净积累的时期,以生长率超过损失率为起点,以重归基线生长率为终点”。不同于常见的通过生物量阈值或异常判定藻华事件,该定义涵盖了事件的萌发期、高峰期和衰退期。基于时间序列观测的最新藻华理论认识,作者进一步提出六大藻华事件类型 (图 4),并针对不同类型藻华事件,详细阐述了构建不同类型预报模型框架的必要性,以验证食物链结构等生态学假说,并兼顾应用场景。该文最后强调,由于目前大多数淡水体系的水质站点监测频次为每两周或每月一次,时间分辨率不足以观察到藻华的小时或日尺度动态变化,难以刻画藻华事件的时间长短、规模、强度、种群变化等特征,亟需更系统、自动化的长期观测数据的获取。

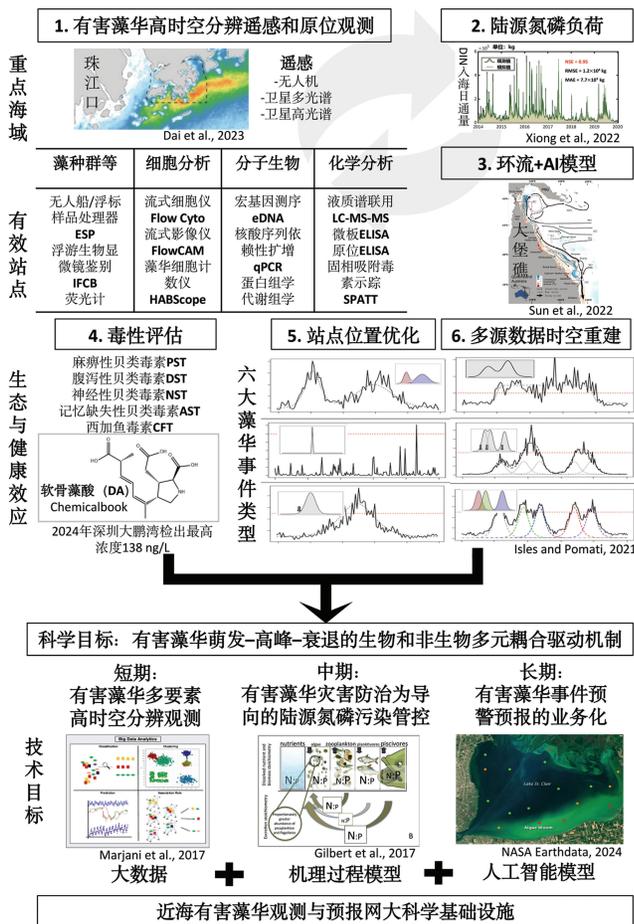


图 4 面向生命健康的近海有害藻华灾害预警预报愿景

注: 建议布局近海有害藻华观测与预报网这一大科学基础设施, 在原位观测核心技术研发率先突破的基础上, 大力提升在重点海域部署的有效站点的观测能力, 结合陆源氮磷负荷定量研究、环流+AI模型、有毒藻种毒性研究, 和无人船、无人机、高光谱卫星遥感等多源数据时空重建等^[27, 53], 揭示有害藻华萌发-高峰-衰退的生物和非生物多元耦合驱动机制, 早日实现有害藻华灾害预警^[8]。旋转箭头代表图 1 所示迭代循环预报流程。需要强调的是, 国内外有害藻华预报的瓶颈在于原位观测手段、方法、仪器, 例如原位监测传感器、藻种图像自动识别^[57]、藻华细胞分析等(详见 2.2)。高时空分辨定量追踪关键有害藻种群的变化^[56], 对每次有害藻华事件准确分类, 是精准评估生态与健康效应、和破解导致有害藻华暴发共性和区域特异性的因素和机制的基础^[58-60]。

美加边境伊利湖的藻华观测也表明, 即使是数十年研究历史的水体, 观测积累仍有提升空间^[61]。伊利湖藻华通常发生在春季降水将营养物质带入湖后的夏末, 近年来受多种环境条件变化共同影响, 大规模有害藻华多次发生, 毒藻以可分泌肝毒素的铜绿微囊藻(*Microcystis aeruginosa*)为主, 造成 2014 年夏天俄亥俄州托莱多市被迫发出自来水禁用令。斯坦福大学的 Ho 和 Michalak 于 2015

年发表题为“追踪有害藻华的挑战”的评述文章指出, 伊利湖有害藻华事件频次这类极其基本的问题至今不明确, 究其原因, 发现由以下四方面方法学的差异导致: (1) 追踪有害藻华的方法, (2) 有害藻华导致的具体危害及其阈值, (3) 直接或间接的生态或人体健康效应, (4) 监测的时空变异性^[61]。论文从伊利湖有害藻华治理的角度, 总结了面临的四大挑战: 第一, 有害藻华事件定义不科学, 导致事件频次统计不准甚至错误; 第二, 甄别藻华是否有害的科学依据不统一, 对生态和人体健康有明确(Explicit)危害或可能(Implicit)危害的两大类评定标准亟待整合; 第三, 藻华规模或强度的定量评估方法结果差异过大; 第四, 由于缺乏对有害藻华长时间序列有足够时间分辨率的动态研究, 很难准确判定有害藻华事件的萌发期、高峰期和衰退期。相对于时间尺度研究的窘境, 基于叶绿素 a 和微囊藻毒素(Microcystin)浓度、DNA 指标和遥感指标的伊利湖藻华空间范围的研究结果越来越有可比性。

综上, 不论是近海还是淡水体系的有害藻华预报, 面临的重大共性挑战是在观测数据层面。挑战之一是高时间分辨率水质观测数据缺乏。传统的水质监测方法依赖于人工采样和实验室分析, 导致观测频率较低(例如每周、每月甚至季节性)。近年来, 随着基于浮标的传感器网络和物联网技术的发展, 原位在线水质监测在一些发达国家和地区逐渐得到了应用, 为获取高频、准确性可接受的基础水质参数提供了一种有效手段^[62]。然而, 有害藻华表征的重要生物^[57]和化学参数的在线监测仍处在研发初级阶段^[63]。挑战之二在于监测数据的空间覆盖度有限。在近海布设在线浮标水质监测系统需要大量的资金投入, 并可能影响航道安全。目前的浮标监测系统多数仅监测表层水质参数, 在不同水深分层监测的系统虽然技术上可行, 但成本更为高昂。分层监测实际应用虽然稀少, 但在最新研究已有所体现: 例如, 高频垂直剖面监测系统的水生态大数据采集, 是构建深度学习模型、开展太湖有害藻华预警的基础^[64]。另一方面, 卫星遥感为大范围水域监测提供了可能性, 但受限于卫星过境周期和云层影响, 数据还难以满足近实时水质预报的要求。此外, 基于卫星的水色遥感也难以提取不同水深的水质信息。例如, 香港近海卫星遥感和监测站点的 2022 年藻华暴发频次有一定差异, 可能与卫星遥感反演的识别的藻华高发区香港东南部海域内仅有 1 个监测站点有关(图 3)。

近海有害藻华危害的一个焦点问题为受藻毒素污染的水产品对人群的健康危害。但由于有害藻华原因种组成的时间和空间高度异质性以及生物量和毒性之间的非线性关系,如何快速有效鉴别有毒藻类属/种和有毒菌株^[5]、并建立剂量—效应的致毒机制,是有害藻华监测的痛点与难点。常见海洋藻毒素包括麻痹性贝类毒素(Paralytic Shellfish Toxin, PST)、腹泻性贝类毒素(Diarrhetic Shellfish Toxin, DST)、神经性贝类毒素(Neurotoxic Shellfish Toxin, NST)、失忆性贝类毒素(Amnesic Shellfish Toxin, AST)和西加鱼毒素(Ciguatera Fish Toxin, CFT)等,在浮游生物、海水和海产品中已检出数百种藻毒素及其类似物,有 20 多种结构组别。一个突出例子是 1987 年发生在加拿大的失忆性贝类毒素中毒事件,由于食用含过量软骨藻酸(与有毒硅藻相关)的大西洋贻贝,一百多人中毒、数人死亡^[65]。此外,过去 20 年美国沿海 40% 以上的海洋哺乳动物异常死亡事件,均可归因为藻毒素暴露^[66]。麻痹性和腹泻性贝类毒素在全球近海分布广泛,严重威胁海产养殖业,并不时导致人类和动物中毒事件发生。美国 1990 年至 2019 年近海监测数据表明^[67],虽然全美麻痹性贝类毒素 PST 中毒事件没有显著增多,但已有确凿的证据证明 PST 已扩散到新的海域,并在佛罗里达州近海发现产生 PST 的新藻种 *Pyrodinium bahamense*; 同期失忆性贝类毒素 AST 中毒事件在美国明显增多,频繁发生于西海岸。

相对欧美国家,我国海洋藻毒素研究起步较晚,近期成果表明,有必要加强近海水环境尤其是海产品养殖区海洋藻毒素的长期连续监测^[68]。例如,2020 年 3 月至 11 月,在我国从辽宁到福建沿海六省采集的 641 个贝类样本中,贝类毒素 PST 在 241 个样本中检出,河北沿海的风险最高^[69]。随后,2021 年和 2022 年 5 月,在秦皇岛渤海湾两次调查发现,贝类毒素在海水中检出最高浓度达 $244 \mu\text{g STX equivalent L}^{-1}$,在所有双壳贝类样本、沉积物、及其他贝类毒素较少发生的海洋生物均被检出,扇贝(*Azumapecten farreri*)和方蛤(*Anadara kagoshimensis*)的贝类毒素含量尤其高^[70]。针对人类食用被海洋藻毒素污染的水产品后引起中毒甚至死亡的问题,尽管目前我国虽然尚未建立贝类毒素的限量阈值,但于 2016 年发布了水产品中六种毒素检测方法的食品安全国家标准^[71-76],并采用 2004 年 FAO/WHO/IOC 专家共识文件 5.9 章节表 2 中所列七种海洋藻毒素推荐限值对海产品中贝类毒素残留风险

进行评估^[77]。可见,海洋藻毒素是有害藻华生态和人体健康效应的首要问题,导致的人员伤亡也是我国赤潮灾害分级三项依据之一,例如,特大赤潮灾害指死亡 10 人以上、单次赤潮面积 1 000 平方公里以上和损失 5 000 万元以上的有害藻华事件。

总之,不论淡水还是海水,藻毒素风险管控体系都亟须完善。针对硝氮过高而导致的蓝藻包括微囊藻属等暴发^[78]在全球淡水生态体系的迅速扩散^[79],从而严重威胁饮用水安全的问题,世界卫生组织针对微囊藻毒素 Microcystin-LR 浓度设定阈值如下:饮用水和休闲用水不得高于 $1 \mu\text{g/L}$;我国 2012 年发布的生活饮用水卫生标准中也规定微囊藻毒素含量不得高于 $1 \mu\text{g/L}$;微囊藻毒素浓度是目前唯一的藻毒素水质指标。

综上,为克服近海有害藻华预报所需生态环境观测能力多方面的欠缺,更好地面向国家需求、面向人民生命健康,本文建议,重新规划布局有害藻华灾害监测系统(图 4),可考虑将海洋藻毒素以及水产品监测任务放在首位,以尽早发现各类中毒事件的迹象,尽量减少对人体健康的危害和对水产养殖业的经济损失。

2 近海有害藻华预报的关键科学问题和核心技术

2.1 关键科学问题

除了上述近海生态环境高时空分辨观测能力的局限,基础科学的认知不足也限制了近海有害藻华预报的发展。尽管对有害藻华成因和效应已有数十年的认知积累,并且已甄别了不同海域有害藻华的不同类别原因种及其变化趋势,仍亟须回答以下生命科学^[63]、生态学、海洋科学和环境科学交叉融合的四大科学问题。

(1) 在生命科学方面,海洋藻毒素产生的细胞内生理驱动机制研究稀缺,各有毒藻种和菌株合成毒素存在的差异性及其相关遗传调控机理认知匮乏;同时,在海洋暖化和酸化、极端天气条件驱动氮磷污染输入强扰动等环境条件变化影响下,有毒藻类属/种多样性及其快速演化的可能性也知之甚少。

(2) 在生态学方面,针对具有商业价值的水产品如贝类、虾蟹类和鱼类等,探明不同海洋藻毒素被海洋生物体吸收、存储、降解、代谢的动力学及动态规律,厘清海洋藻毒素在食物链中转运、富集及归趋,揭示致毒机理。

(3) 在海洋科学方面,在有害藻华事件高发的重点海域,亟须进一步厘清驱动藻华发生、维系其发展、导致其消亡的多种非生物和生物因子的协同作用机制,包括营养盐组成结构与温度光照互作等,从而区分本海域始发和外发输入的藻华类型和藻种名称,为建模提供基础框架。非生物因子包括物理参数(辐照度、温度、盐度、水柱混合情况、海洋环流等)和化学参数(pH、营养盐、微量营养素);生物因子含藻类属/种和菌株的多样性、直接或间接摄食该有害藻类的海洋生物及其他微生物(细菌、病毒、食草动物、寄生生物)等。

(4) 在环境科学方面,鉴于全球变化下极端降雨等水文事件频发,在有害藻华事件高发重点海域的滨海流域,亟须开展陆源营养盐(氮磷硅等)经河流、地表和地下径流日尺度入海通量定量研究,解决河流悬浮颗粒物和地下河口淡水排泄入海通量定量难的问题。在此基础上,对入海污染物进行量化管控。

2.2 核心技术发展趋势

为回答上述关键科学问题,建设涵盖淡水体系和近海的国家有害藻华观测与预报网这一大科学基础设施十分必要。作为一项公益基础类科学设施,观测与预报网还需要承载研发海洋监测核心技术的重要功能(图4),因此,有必要大力发展信息科学和技术,方可落实面向生物和信息科技前沿、面向海洋强国的国家重大需求、面向人民生命健康。传统的海洋生态环境监测主要依靠船只定期调查和岸滨人工定期观测,因此难以发现短周期的藻华,即使发现,对其动态变化进行持续监测也费时费力,且后续很少跟踪监测有害藻华的持续影响(如对生态系统的影响、对关键海洋生物的影响及对人类健康的影响)。近年来,通过海上浮标高频采样、无人机和卫星遥感监测,我国已逐渐具备了卫星、飞机、船舶、浮标和岸站组成的海洋环境监测能力,但原位生物和化学的监测能力仍然薄弱。据2023年生态环境部发布的《中国海洋环境状况公报》,共对1359个海洋质量国控点位进行了水质监测、在19个区域开展了海洋生物多样性监测。

与采用成熟、标准化方法的环境监测不同,观测网的建设需要有明确的、服务于有害藻华预报的科学研究和技术研发目标(图1和图4)。在技术研发层面,美国的方式包含综合海洋观测系统 U. S. Integrated Ocean Observing System(IOOS)下设的沿海技术联盟 Alliance for Coastal Technologies

(ACT),ACT通过评估现有、新研发和研发中的水体传感器和传感器平台在近海观测的应用,促进了产学研的融合创新^[63]。我国有害藻华观测与预报网的建设需结合国情,但产学研融合创新必不可少。因此,观测与预报网的定位是为国家海洋环境监测提供前瞻性科技支撑,以减少有害藻华灾害带来的经济损失。截至2014年,全球海洋和淡水系统与有害藻华相关的经济损失每年约为100亿美元。因此,有害藻华观测和预报系统的“价值”可按年经济损失的1%即1亿美元估计,可供投资建设做参考^[80]。当务之急是精耕细作遥感手段,补强原位观测手段,创新发展分子手段,以下简要介绍部分有害藻华灾害预警相关核心技术(图4)。

(1) 基于遥感反演与站点观测数据深度融合的多源数据时空重建

多源卫星遥感监测、反演和融合分析技术发展迅速,云计算、人工智能和机器深度学习等关键技术的进步提升了海洋大数据处理效率^[28]。然而,全面解析浮游植物群落动态、并对复杂群落中的有害藻华事件预警,不仅需要进一步依靠卫星遥感技术的进步(如美国航天局PACE卫星和德国EnMAP卫星),还需要发挥低空高光谱成像传感器(Hyper-Spectral Imaging, HSI)识别不同类型浮游植物的潜力。同时,由于藻类暴发性增殖受多种环境因素影响且变化迅速,海洋动力环境与生态观测的时空分辨率仍需提高。因此,亟须加强遥感技术与站点观测数据的深度融合和多源数据时空重建。例如,对人工采样分析的常规水质监测数据(低频、高精度、低覆盖度)、在线水质监测数据(高频、中等精度、低覆盖度)、卫星遥感反演水质数据(低频、低精度、高覆盖度)等进行时空融合,生成高时空分辨率和精度的历史水质数据产品,以提高水质过程模型的模拟精度。

(2) 原位观测传感器与自动采样分析装置研发

全天候、全方位覆盖的海洋立体观测系统产出优质数据的能力离不开原位观测传感器与自动采样分析装置的技术进步。我国环境监测对传感器需求大但研发能力总体有限,即使是比较初级的基于单光谱和多光谱的荧光仪、基于光散射的粒度分析仪等浮游植物生物量的原位检测技术也还在研发阶段。生物量是表征藻华的一项基础指标,但藻种识别尤其是有害藻种更具挑战也更有必要。因此,德国BBE Moldaenk公司最近研发的PhycoProbeTM多通道荧光计可通过测量浮游植物体内色素以区分

不同藻种。同时,原位传感平台如浮游生物光学鉴别平台(Optical Plankton Discriminator, OPD)和环境样品处理器(Environmental Sample Processor, ESP),将光学、化学和分子生物学方法引入浮标和船载应用中,ESP 还具备了为后续实验室分析原位采集、储存样本的重要功能。基于光学成像和机器视觉的浮游生物连续分析得益于神经网络算法也有长足的进展,最为知名的有 Fluid Imaging Technologies Inc. 公司研发的 FlowCAM 和 McLane Research Laboratories Inc. 公司研发的 IFCB 成像流式细胞仪,二者都研发了软件,可根据原位成像流式细胞仪的细胞分析和原位成像系统获得的光学特征和视觉特征组合来识别藻类。同时,搭载上述先进传感器/采样器的移动无人平台也越来越多地用于观测有害藻华,包括水下自动航行器(Autonomous Underwater Vehicle, AUV)和无人船/水面自动航行器(Autonomous Surface Vehicle, ASV)等,以提高数据的时空分辨率。

自动采样、原位分析装置目前的能力从蒙特雷湾水族馆研究所(Monterey Bay Aquarium Research Institute)开发的第三代环境样品处理器 ESP 可见一斑。第三代 ESP 在野外投放时间可达数月,除了收集和处水样,还可以通过环境 DNA 原位分析,不仅实现了有害藻华原因种识别,还可获得病原体和其他微生物信息以及特定代谢物(如藻毒素)的浓度,可实时远程传输数据。不论原位还是后续实验室分析,快速测量收集大量环境 DNA(eDNA)数据,对生物多样性评估、有害藻华原因种识别、种群进化等应用有广泛的前景。例如, Wang 等^[81]采用 16SrRNA 基因高通量测序技术和 qPCR 检测技术,对浮游植物藻种类型变化实现了早期预警。总之,现代细胞分析、分子生物、化学分析正快速改写有害藻华实时观测能力,但快速检测藻种及藻毒素低成本传感器仍然需要进一步的工作,有必要在传感器性能相当的情况下,在成本和适用性之间取得平衡。

(3) 有效观测点位布设优化

在设计海洋环境监测网络时,管理部门通常依赖专家的经验 and 直觉。近海水质观测成本高昂,在现实条件下进行成本有效的监测点位选择具有重要意义,亟待决策方法的创新。监测点位布设可适当加强对人群健康保护的考虑,监测岸站可适当增加大众科普教育的内容。

(4) 机器学习模型与过程模型的互补融合

将变量灵活性高的机器学习模型与可解释性好

的过程模型结合的融合建模方法在某些情况下也值得考虑。在海洋遥感方面,可考虑在深度融合海洋科学背景知识的基础上,构建能稳定适用于不同遥感传感器的深度学习模型,通过学习多尺度特征,提高机器学习模型的适应性和泛化能力,最终实现大规模现场应用^[82]。基于深度学习的模型需大量匹配真值的观测数据,通过多种观测手段融合构建的标准数据集(见上述第 1 点),才有希望提高预测模型的准确性和可靠性,开发出兼顾计算效率和可解释性的有害藻华业务化预报系统。在水质模拟方面,通过机器学习模型实现有限点位、特定水深的水质精准预报,然后利用水质过程模型内含的物理逻辑将这些有限点位、特定水深的水质预报结果外推至其他的点位和水深,有望实现整个重点管控海域的三维预报。最后,尝试构建区域海洋模型 ROMS 与陆地的流域地表水-地下水动力模型相结合的耦合模型,纳入有害藻华原因种动态生理行为的模型,深化模型的互补融合。

3 近海有害藻华灾害预报的多学科交叉发展的短中长期目标

由于各国近海生态环境的关注点不同,相关预报研究的也各有侧重。以澳大利亚为例,关于标志性生态体系大堡礁的受全球变暖、海洋酸化影响的中长期预测成果丰硕,而短期生态预报则聚焦于大堡礁珊瑚持续衰退的罪魁祸首棘冠海星(*Acanthaster cf. solaris*)的暴发过程,有效支撑了棘冠海星的治理^[58]。因此,不排除我国近海生态环境预报在特定沿海地区对关键生态事件进行监测预报,比如在重点区域进行藻华暴发过程持续监测、后续的低氧暴发过程及对关键水产生物的影响等。限于篇幅,本文仅总结近海有害藻华预报的短中长期目标如下。

(1) 2030 年短期:筹备国家有害藻华观测与预报网的建设并试运行,选取亟需的数种原位观测核心技术进行攻关。面向人民生命健康,在有害藻华暴发高风险区选取数个有效站点开展有害藻华藻种、藻毒素等观测和模型研究,及早发现健康风险,建立有害藻华多要素高时空分辨观测大数据库,建立数据共享机制。

(2) 2035 年中期:完善国家有害藻华观测与预报网的建设,全面提升近海生态环境高时空分辨遥感和原位观测的核心技术能力,量化有害藻华生态和人体健康危害和经济损失,有的放矢开展陆源氮磷等污染的管控,降低有害藻华灾害。

(3) 2040年长期:实现有害藻华灾害精准预警预测预报的业务化服务,拓展近海生态环境预报业务范畴。

为顺应海洋科技发展需求,我国已加快推动了海洋调查装备共享^[83],但仍需建立国际共享数据库,包括水环境、气象等数据,以解决模型训练中的数据获取难题。鉴于有害藻华问题的全球性,有害藻华观测与预报网需要加强数据和信息共享,积极参与共建国际藻华监测和预警平台(如有害藻类事件记录的元数据库 HAEDAT),加强国际合作,为提高全球有害藻华问题治理能力做出应有的贡献。

4 结 语

本文描绘的近海有害藻华观测与预报蓝图是海洋强国的重要契机。面向人民生命健康,本文提出在有害藻华及藻毒素等生态与人体健康效应研究方面应率先突破。因此,有必要投入建设有害藻华观测与预报网这一大科学基础设施,大力发展信息科学和技术,缩短我国与发达国家在原位观测技术、自动采样分析装置等高新技术方面的差距,方可破解生命科学、生态学、海洋科学和环境科学交叉融合的科学问题,揭示有害藻华灾害事件萌发-高峰-衰退的驱动机制。具体资助建议为:第一,由交叉科学部牵头,与涉海部委和沿海地区商议合作共建近海有害藻华观测与预报网;第二,在交叉科学部设立有害藻华原位观测、数据融合、模型模拟相关的双PI跨学科面上和重点项目;第三,由国际合作部牵头,建立有害藻华观测与预报产学研广泛国际合作机制。

致谢 孙潮蛟、赵冬至、孙晓红、李剑平等专家审阅稿件并提出宝贵建议,袁冠湘提供待发表藻毒素数据及相关讨论,南科大杨尚波分析香港近海遥感数据并制图,武鑫和徐彬协助绘图并梳理文献,李曾一协助校稿。在此一并致谢。

参 考 文 献

- [1] Bi KF, Xie LX, Zhang HH, et al. Accurate medium-range global weather forecasting with 3D neural networks. *Nature*, 2023, 619(7970): 533–538.
- [2] Lam R, Sanchez-Gonzalez A, Willson M, et al. Learning skillful medium-range global weather forecasting. *Science*, 2023, 382(6677): 1416–1421.
- [3] Vance TC, Huang T, Butler KA. Big data in Earth science: Emerging practice and promise. *Science*, 2024, 383(6688): eadh9607.
- [4] Halpern BS, Longo C, Hardy D, et al. An index to assess the health and benefits of the global ocean. *Nature*, 2012, 488(7413): 615–620.
- [5] Anderson DM, Cembella AD, Hallegraeff GM. Progress in understanding harmful algal blooms: paradigm shifts and new technologies for research, monitoring, and management. *Annual Review of Marine Science*, 2012, 4: 143–176.
- [6] Berdalet E, Banas N, Bresnan E, et al. Global harmful algal blooms science and implementation plan. Delaware and Paris: SCOR and IOC, 2017.
- [7] Anderson CR, Siegel DA, Brzezinski MA, et al. Controls on temporal patterns in phytoplankton community structure in the Santa Barbara Channel, California. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2008, 113(C4): C04038.
- [8] Glibert PM. Eutrophication, harmful algae and biodiversity—Challenging paradigms in a world of complex nutrient changes. *Marine Pollution Bulletin*, 2017, 124(2): 591–606.
- [9] 赵冬至. 中国典型海域赤潮灾害发生规律. 北京: 海洋出版社, 2010.
- [10] Clark JS, Carpenter SR, Barber M, et al. Ecological forecasts: an emerging imperative. *Science*, 2001, 293(5530): 657–660.
- [11] MacCracken M. Prediction versus projection—forecast versus possibility. *WeatherZine*, 2001, 26: 3–4.
- [12] Houlahan JE, McKinney ST, Anderson TM, et al. The priority of prediction in ecological understanding. *Oikos*, 2017, 126(1): 1–7.
- [13] Dietze M C. *Ecological Forecasting*. Princeton: Princeton University Press, 2017.
- [14] Dietze MC, Fox A, Beck-Johnson LM, et al. Iterative near-term ecological forecasting: Needs, opportunities, and challenges. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2018, 115(7): 1424–1432.
- [15] Thomas RQ, Boettiger C, Carey CC, et al. The NEON ecological forecasting challenge. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 2023, 21(3): 112–113.
- [16] Seltnerich N. Keeping Tabs on HABs: new tools for detecting, monitoring, and preventing harmful algal blooms. *Environmental Health Perspectives*, 2014, 122(8): A206–A213.
- [17] Forecast Predicts Occurrence of Pathogenic Vibrio Bacteria in Chesapeake Bay Waters. (2023-06-14)/[2024-10-30]. <https://coastalscience.noaa.gov/news/forecast-predicts-occurrence-of-pathogenic-vibrio-bacteria-in-chesapeake-bay-waters/>.
- [18] Margo Schulze-Haugen. NOAA's ecological forecasting. [2024-10-30]. <https://cdn.coastalscience.noaa.gov/page-attachments/Forecast/NOAA-Ecoforecasting-One-Page-2023.pdf>.

- [19] 于仁成, 吕颂辉, 齐雨藻, 等. 中国近海有害藻华研究现状与展望. 海洋与湖沼, 2020, 51(4): 768—788.
- [20] Fogg GE. Harmful algae—a perspective. Harmful Algae, 2002, 1(1): 1—4.
- [21] Wells ML, Karlson B, Wulff A, et al. Future HAB science: Directions and challenges in a changing climate. Harmful Algae, 2020, 91: 101632.
- [22] Anderson CR, Kudela RM, Kahru M, et al. Initial skill assessment of the California Harmful Algae Risk Mapping (C-HARM) system. Harmful Algae, 2016, 59: 1—18.
- [23] 陈菊芳, 徐宁, 江天久, 等. 中国赤潮新记录种——球形棕囊藻(*Phaeocystis globosa*). 暨南大学学报(自然科学与医学版), 1999, 20(3): 124—129.
- [24] Guan WB, Bao M, Lou XL, et al. Monitoring, modeling and projection of harmful algal blooms in China. Harmful Algae, 2022, 111: 102164.
- [25] Hu P, Liu YH, Hou YJ, et al. An early forecasting method for the drift path of green tides: a case study in the Yellow Sea, China. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2018, 71: 121—131.
- [26] Guo HD. Big earth data in support of the sustainable development goals (2022)—the Belt and Road. China: Chinese Academy of Sciences, 2022.
- [27] Dai YH, Yang SB, Zhao D, et al. Coastal phytoplankton blooms expand and intensify in the 21st century. Nature, 2023, 615(7951): 280—284.
- [28] Capotondi A, Jacox M, Bowler C, et al. Observational needs supporting marine ecosystems modeling and forecasting: from the global ocean to regional and coastal systems. Frontiers in Marine Science, 2019, 6: 623.
- [29] Ralston DK, Moore SK. Modeling harmful algal blooms in a changing climate. Harmful Algae, 2020, 91: 101729.
- [30] Lin ZH, Zhan P, Li JP, et al. Physical drivers of *Noctiluca scintillans* (Dinophyceae) blooms outbreak in the northern Taiwan Strait: a numerical study. Harmful Algae, 2024, 133: 102586.
- [31] Zhou FC, Ge JZ, Liu DY, et al. The lagrangian-based floating macroalgal growth and drift model (FMGDM v1.0): application to the Yellow Sea green tide. Geoscientific Model Development, 2021, 14(10): 6049—6070.
- [32] He XY, Shi SX, Geng XL, et al. Hierarchical attention-based context-aware network for red tide forecasting. Applied Soft Computing, 2022, 127: 109337.
- [33] Wong KTM, Lee JHW, Harrison PJ. Forecasting of environmental risk maps of coastal algal blooms. Harmful Algae, 2009, 8(3): 407—420.
- [34] Li D, Gan JP, Hui R, et al. *Vortex* and biogeochemical dynamics for the hypoxia formation within the coastal transition zone off the Pearl River Estuary. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2020, 125(8): e2020JC016178.
- [35] Li D, Gan JP, Hui C, et al. Spatiotemporal development and dissipation of hypoxia induced by variable wind-driven shelf circulation off the Pearl River Estuary: observational and modeling studies. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2021, 126(2): e2020JC016700.
- [36] Li D, Gan JP, Lu ZM, et al. Hypoxia formation triggered by the organic matter from subsurface chlorophyll maximum in a large estuary-shelf system. Water Research, 2023, 240: 120063.
- [37] 陈艳拢, 赵冬至, 杨建洪, 等. 赤潮藻类温度生态幅的定量表达模型研究. 海洋学报, 2009, 31(5): 156—161.
- [38] 王正方, 张庆, 吕海燕, 等. 长江口溶解氧赤潮预报简易模式. 海洋学报, 2000, 22(4): 125—129.
- [39] He XY, Shi SX, Geng XL, et al. Spatial-temporal attention network for multistep-ahead forecasting of chlorophyll. Applied Intelligence, 2021, 51(7): 4381—4393.
- [40] Liu ZX, Wang ZJ, Zhao BR, et al. Teleconnection between coastal phytoplankton blooms phenomenon in western North Pacific and el Niño-southern oscillation by time-frequency analysis. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2024, 129(4): 10.1029/2023JC020856.
- [41] 何恩业, 李雪丁, 杨静, 等. 基于天气分型的赤潮预报方法研究——以福建沿海为例. 海洋预报, 2021, 38(2): 69—79.
- [42] Guo JH, Dong YH, Lee JHW. A real time data driven algal bloom risk forecast system for mariculture management. Marine Pollution Bulletin, 2020, 161: 111731.
- [43] Liu YG, Weisberg RH, Zheng LY, et al. Short-term forecast of *Karenia brevis* trajectory on the West Florida Shelf. Deep Sea Research Part II: Topical Studies in Oceanography, 2023, 212: 105335.
- [44] Gao LL, Li DL. A review of hydrological/water-quality models. Frontiers of Agricultural Science and Engineering, 2014, 1(4): 267.
- [45] Roelvink J, Banning GV. Design and development of DELFT3D and application to coastal morphodynamics. Oceanographic Literature Review, 1995, 11: 925.
- [46] Wu GZ, Xu ZX. Prediction of algal blooming using EFDC model: Case study in the Daoxiang Lake. Ecological Modelling, 2011, 222(6): 1245—1252.
- [47] Wool T, Ambrose RB Jr, Martin JL, et al. WASP 8: the next generation in the 50-year evolution of USEPA's water quality model. Water, 2020, 12(5): 1398.
- [48] Chen QW, Wu WQ, Blanckaert K, et al. Optimization of water quality monitoring network in a large river by combining measurements, a numerical model and matter-element analyses. Journal of Environmental Management, 2012, 110: 116—124.
- [49] Pérez CJ, Vega-Rodríguez MA, Reder K, et al. A Multi-Objective Artificial Bee Colony-based optimization approach to design water quality monitoring networks in river basins. Journal of Cleaner Production, 2017, 166: 579—589.
- [50] Tiyasha, Tung TM, Yaseen ZM. A survey on river water quality modelling using artificial intelligence models: 2000—2020. Journal of Hydrology, 2020, 585: 124670.
- [51] Zhi W, Feng DP, Tsai WP, et al. From hydrometeorology to river water quality: can a deep learning model predict dissolved oxygen at the continental scale? Environmental Science & Technology, 2021, 55(4): 2357—2368.

- [52] Liang ZY, Zou R, Chen X, et al. Simulate the forecast capacity of a complicated water quality model using the long short-term memory approach. *Journal of Hydrology*, 2020, 581: 124432.
- [53] Xiong R, Zheng Y, Chen NW, et al. Predicting dynamic riverine nitrogen export in unmonitored watersheds: leveraging insights of AI from data-rich regions. *Environmental Science & Technology*, 2022, 56(14): 10530—10542.
- [54] Xiong Y, Luo JN, Liu X, et al. Machine learning-based optimal design of groundwater pollution monitoring network. *Environmental Research*, 2022, 211: 113022.
- [55] Shaw AR, Sawyer HS, LeBoeuf EJ, et al. Hydropower optimization using artificial neural network surrogate models of a high-fidelity hydrodynamics and water quality model. *Water Resources Research*, 2017, 53(11): 9444—9461.
- [56] Isles PD, Pomati F. An operational framework for defining and forecasting phytoplankton blooms. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 2021, 19(8): 443—450.
- [57] Li JP, Chen T, Yang ZY, et al. Development of a buoy-borne underwater imaging system for *In situ* mesoplankton monitoring of coastal waters. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2022, 47(1): 88—110.
- [58] Sun CJ, Hobday AJ, Condie SA, et al. Ecological forecasting and operational information systems support sustainable ocean management. *Forecasting*, 2022, 4(4): 1051—1079.
- [59] Marjani M, Nasaruddin F, Gani A, et al. Big IoT data analytics: architecture, opportunities, and open research challenges. *IEEE Access*, 2017, 5: 5247—5261.
- [60] Josh Blumenfeld. Applying Machine Learning to Harmful Algal Blooms. (2024-02-13)/[2024-10-30]. <https://www.earthdata.nasa.gov/news/blog/applying-machine-learning-harmful-algal-blooms>.
- [61] Ho JC, Michalak AM. Challenges in tracking harmful algal blooms: a synthesis of evidence from Lake Erie. *Journal of Great Lakes Research*, 2015, 41(2): 317—325.
- [62] Geetha S, Gouthami S. Internet of Things enabled real time water quality monitoring system. *Smart Water*, 2017, 2(1): 1.
- [63] Stauffer BA, Bowers HA, Buckley E, et al. Considerations in harmful algal bloom research and monitoring: perspectives from a consensus-building workshop and technology testing. *Frontiers in Marine Science*, 2019, 6: 399.
- [64] Qian J, Qian L, Pu N, et al. An intelligent early warning system for harmful algal blooms: harnessing the power of big data and deep learning. *Environmental Science & Technology*, 2024, 58(35): 15607—15618.
- [65] Bates SS, Bird CJ, de Freitas ASW, et al. Pennate diatom *Nitzschia pungens* as the primary source of domoic acid, a toxin in shellfish from eastern prince Edward island, Canada. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 1989, 46(7): 1203—1215.
- [66] Lefebvre KA, Quakenbush L, Frame E, et al. Prevalence of algal toxins in Alaskan marine mammals foraging in a changing Arctic and subarctic environment. *Harmful Algae*, 2016, 55: 13—24.
- [67] Anderson DM, Fensin E, Gobler CJ, et al. Marine harmful algal blooms (HABs) in the United States: History, current status and future trends. *Harmful Algae*, 2021, 102: 101975.
- [68] 陈军辉, 吴丹妮, 何秀平, 等. 海洋水环境中藻毒素的检测技术及分布研究进展. *海洋科学进展*, 2019, 37(3): 355—373.
- [69] Zheng GC, Xu XZ, Wu HY, et al. Contamination status and risk assessment of paralytic shellfish toxins in shellfish along the coastal areas of China. *Marine Drugs*, 2024, 22(2): 64.
- [70] Cao YD, Qiu JB, Li AF, et al. Occurrence and spatial distribution of paralytic shellfish toxins in seawater and marine organisms in the coastal waters of Qinhuangdao, China. *Chemosphere*, 2023, 315: 137746.
- [71] 中华人民共和国国家卫生和计划生育委员会国家食品药品监督管理总局. 食品安全国家标准贝类中失忆性贝类毒素的测定. GB 5009.198—2016, 2016.
- [72] 中华人民共和国国家卫生和计划生育委员会国家食品药品监督管理总局. 食品安全国家标准贝类中腹泻性贝类毒素的测定. GB 5009.212—2016, 2016.
- [73] 中华人民共和国国家卫生和计划生育委员会国家食品药品监督管理总局. 食品安全国家标准贝类中麻痹性贝类毒素的测定. GB 5009.213—2016, 2016.
- [74] 中华人民共和国国家卫生和计划生育委员会国家食品药品监督管理总局. 食品安全国家标准水产品中河豚毒素的测定. GB 5009.206—2016, 2016.
- [75] 中华人民共和国国家卫生和计划生育委员会国家食品药品监督管理总局. 食品安全国家标准贝类中神经性贝类毒素的测定. GB 5009.261—2016, 2016.
- [76] 郑秋月 孙兴权 曹际娟. 出口贝类中原多甲藻酸类贝类毒素的测定 液相色谱—质谱/质谱法. 北京: 国家质量监督检验检疫总局, 2015.
- [77] Andersen P, Baden D, Botana LM. Report of the Joint FAO/IOC/WHO ad hoc Expert Consultation on Biotoxins in Bivalve Molluscs. Norway: FAO/IOC/WHO, 2004.
- [78] Gobler CJ, Burkholder JM, Davis TW, et al. The dual role of nitrogen supply in controlling the growth and toxicity of cyanobacterial blooms. *Harmful Algae*, 2016, 54: 87—97.
- [79] Harke MJ, Steffen MM, Gobler CJ, et al. A review of the global ecology, genomics, and biogeography of the toxic *Cyanobacterium*, *Microcystis spp.* *Harmful Algae*, 2016, 54: 4—20.
- [80] Bernard S, Kudela R, Velo-Suárez L. Developing global capabilities for the observation and prediction of harmful algal blooms. *Environmental Science*, 2014: 46—52.

- [81] Wang JL, Wang YH, Lai JX, et al. Improvement and application of qPCR assay revealed new insight on early warning of *Phaeocystis globosa* bloom. *Water Research*, 2023, 229: 119439.
- [82] Gao L, Li XF, Kong FZ, et al. AlgaeNet: a deep-learning framework to detect floating green algae from optical and SAR imagery. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2022, 15: 2782–2796.
- [83] 冷疏影, 王凡, 刘保华, 等. 顺应海洋科技发展需求 加快推动海洋调查装备共享. *中国科学基金*, 2023, 37(2): 267–275.

Spatially and Temporally Resolved Coastal Ecological and Environmental Observation System for AI Enhanced Harmful Algal Bloom Forecasting

Yan Zheng^{1*} Yi Zheng¹ Liang Feng¹ Chuanlun Zhang² Hailong Li¹ Junjian Wang¹

1. *School of Environmental Sciences and Engineering, Southern University of Science and Technology, Shenzhen 518055*

2. *Department of Ocean Science and Engineering, Southern University of Science and Technology, Shenzhen 518055*

Abstract The coastal ecosystem health has seen persistent decline due to stress exerted by global climate change and intense human influence, especially concerning is the frequent occurrence of harmful algal blooms (HAB) that may have dire human health consequences. Building on more than two decades of research into medium- and long-term projections of marine ecosystem responses to changes in environmental forcings such as climate change, ocean warming and acidification, extreme weather events, pollution and habitat destruction, efforts on near-term ecological forecasting are accelerating, enhancing the ability in near-real-time or real-time early warning of ecological disasters and forecasting of critical environmental or ecological parameters in aquatic systems across the land-ocean continuum. A synoptic analysis of recent HAB research in coastal water and the freshwater systems revealed that ecological forecasting faces two main challenges: first, the lack of high temporal resolution observation data including that of the causative harmful algal species; second, the limited spatial coverage of the data including most of the biological and even non-biological parameters. Therefore, there is an urgent need to develop remote sensing and *in situ* observation methods, automatic sampling and analyzing device, and to incorporate advanced biotechnology such as image based flow cytometer and omics tools including eDNA, data assimilation and spatio-temporal reconstruction of multi-sourced data, and artificial intelligence models. In our view, technology advances are necessary for answering HAB related scientific questions, for example, the mechanisms driving the occurrence, extent, intensity, and timing of the HAB. Due to severe human and mammalian health impact of HAB toxins, it is recommended that funding agencies prioritize research on human and ecosystem health effects of the HAB. It is also recommended that the newly formed NSFC Division of Interdisciplinary Sciences seeks joint support from maritime ministries and local government in coastal areas to invest in a National Harmful Algal Bloom Observation and Forecasting Network. By encouraging and supporting international collaboration, we are optimistic that coastal harmful algal bloom forecasting is within reach in the not too distant future.

Keywords coastal eutrophication; harmful algal bloom; algal toxins; Harmful Algal Bloom Observation and Forecasting Network; ecological forecasting model

(责任编辑 陈鹤 张强)

* Corresponding Author, Email: yan.zheng@sustech.edu.cn