中国科学: 地球科学 2021 年 第 51 卷 第 5 期: 653 ~ 665
SCIENTIA SINICA Terrae earthcn.scichina.com
《中国科学》杂志社 SCIENCE CHINA PRESS

综 述

数值模式在海洋观测设计中的重要作用: 回顾与展望

张坤[1,2,3], 穆穆[4,5,6*], 王强[7,8]

1. 中国科学院海洋研究所海洋环流与波动重点实验室, 青岛 266071;
2. 中国科学院海洋大科学研究中心, 青岛 266071;
3. 青岛海洋科学与技术试点国家实验室, 青岛 266237;
4. 复旦大学大气与海洋科学系/大气科学研究院, 上海 200438;
5. 中国气象局-复旦大学海洋气象灾害联合实验室, 上海 200438;
6. 珠海复旦创新研究院, 海气系统监测与预测创新中心, 珠海 518057;
7. 河海大学自然资源部海洋灾害预报技术重点实验室, 南京 210098;
8. 河海大学海洋学院, 南京 210098
* 通讯作者, E-mail: mumu@fudan.edu.cn

收稿日期: 2020-11-30; 收修改稿日期: 2020-12-17; 接受日期: 2020-12-21; 网络版发表日期: 2021-03-26
国家自然科学基金青年项目(批准号: 41806013)、国家自然科学基金重大项目(批准号: 41790475)、国家自然科学基金创新研究群体项目(批准号: 41421005)和国家自然科学基金山东海洋科学中心项目(批准号: 41421005)资助

摘要 观测在海洋科学发展中起着非常重要的作用, 数值模式是海洋观测设计的重要工具. 本文首先介绍了当前海洋观测设计研究的现状, 着重阐述了使用数值模式进行观测设计的发展历史与优越性; 随后, 以基于条件非线性最优扰动方法的目标观测在提高黑潮预报技巧中的应用为例, 展示了利用数值模式进行观测优化设计的有效性. 在此基础上, 作者对该领域的进一步发展进行了展望, 提出了建议, 指出应优先使用观测系统模拟试验验证目标观测敏感区的有效性, 并采用多模式策略处理观测设计中的模式依赖性问题. 此外, 作者还强调了针对模式参数与海洋气候平均态进行观测优化设计的必要性.

关键词 观测设计, 数值模式, 目标观测, 条件非线性最优扰动方法

1 引言

观测在海洋科学中起着至关重要的作用. 一方面, 观测是发现海洋物理现象、理解海洋变化和确定海洋气候效应的重要手段. 另一方面, 观测在海洋模拟与预测中发挥着关键作用, 能够为改进模式性能、提高预测技巧提供重要支撑. 如观测能够为海洋的模拟与预报提供所需的初始场、边界场与强迫场, 同时, 观测也是评估模式模拟和预测结果的主要依据. 随着观测技术的不断进步与观测投入的持续增加, 海洋观测在过去几十年取得了显著进展, 这不仅加深了人们对海洋的认识, 而且大大提高了海洋模拟与预测能力(Schiller和Brassington, 2011; Davis等, 2019; Battisti等, 2019). 当前, 观测、理解、模拟/预测海洋三者之

中文引用格式: 张坤, 穆穆, 王强. 2021. 数值模式在海洋观测设计中的重要作用: 回顾与展望. 中国科学: 地球科学, 51(5): 653–665, doi: 10.1360/SSTe-2020-0340
英文引用格式: Zhang K, Mu M, Wang Q. 2020. Increasingly important role of numerical modeling in oceanic observation design strategy: A review. Science China Earth Sciences, 63(11): 1678–1690, https://doi.org/10.1007/s11430-020-9674-6

© 2021 《中国科学》杂志社

间形成了相互促进、协调发展的紧密关系.

尽管海洋观测具有重要的科学意义, 但其实施仍面临着巨大困难, 需要耗费大量人力、物力. 此外, 由于海洋面积辽阔, 已有观测难以覆盖人们关心的所有区域, 这在一定程度上限制了海洋模式在这些区域的模拟与预测能力. 如何对海洋观测进行优化设计, 以实现更合理、更有效的观测, 是海洋学家一直关注的问题. 海洋观测优化设计是指在一定的约束条件下, 对有限的观测资源进行优化, 从而建立有效的观测网, 获得最佳的海洋状态估计和预测结果(Lermusiaux, 2007). 海洋观测系统的优化设计, 本质上是求解关于观测系统有效性的最优化问题. 数值模式是观测优化设计的有力工具. 在数值模式中, 可以通过构造合适的目标函数来量化观测系统的有效性. 在此基础上, 将数值模式与优化算法相结合, 可以求解目标函数的极值问题, 从而实现观测系统的最优设计. 除了在观测设计中发挥重要作用外, 数值模式在通过观测系统模拟试验(OSSE)或观测系统试验(OSE)评价观测系统的优劣时也起着重要作用.

Bretherton等(1976)在MODE(Mid-Ocean Dynamics Experiment)计划中使用简单海洋模式成功对流速计布放阵列进行了优化设计. 自此, 基于模式的观测设计策略被广泛用于改进对海洋的认识、模拟及预测(McIntosh, 1987; Barth, 1992; Moore和Kleeman, 1996; Baehr等, 2004; Fujii等, 2011, 2015; Mu等, 2015; Visbeck等, 2015; Gasparin等, 2019). 特别地, 鉴于数值模式在数据同化与海洋预报中的重要性, Fujii等(2019)对近年来海洋观测系统评估研究中所取得的进展进行了详细回顾. 这些研究进展与海洋模式的快速发展密不可分. 为此, 本文将重点阐述使用数值模式进行观测优化设计的优越性和必要性, 围绕海洋观测设计的研究现状、数值模式对海洋观测设计发展的推动作用、基于模式的观测设计策略的发展前景等问题展开详细讨论.

2 海洋观测设计的研究现状

近半个多世纪以来, 海洋观测设计取得了长足的进步. 图1表征了观测、理解和模拟/预测海洋三者之间的密切联系, 它们是相互补充、协调发展的. 以前, 对海洋进行观测, 主要目的是了解海洋现象, 探索其演变规律及背后的物理机制, 从而加深对海洋的认识; 对海洋更好的了解与认识又可以进一步指导设计更加合理的观测系统. 在20世纪60年代之前, 观测与认识海洋现象二者之间一直保持着这种关系. 数值模式的出现改变了这种关系, 其主要影响如下: 第一, 更多的观测和更好地了解海洋, 对于构建性能良好的数值模式至关重要, 而且观测资料还可以为数值模拟提供初始场与强迫场, 这都有助于提高模式的模拟与预测能力(Powell等, 2003; Tang等, 2004). 第二, 与实测数据相比, 模式数据或基于模式的再分析资料能够在时空上连续地描述海洋状态, 利用模式开展海洋科学研究更为方便且节省成本. 鉴于此, 近年来模式数据已被广泛地用于海洋科学研究中, 这极大地提高了对海洋现象及其背后动力机制的认识. 第三, 模式是开展海洋观测优化设计研究的重要工具, 将数值模式与优化方

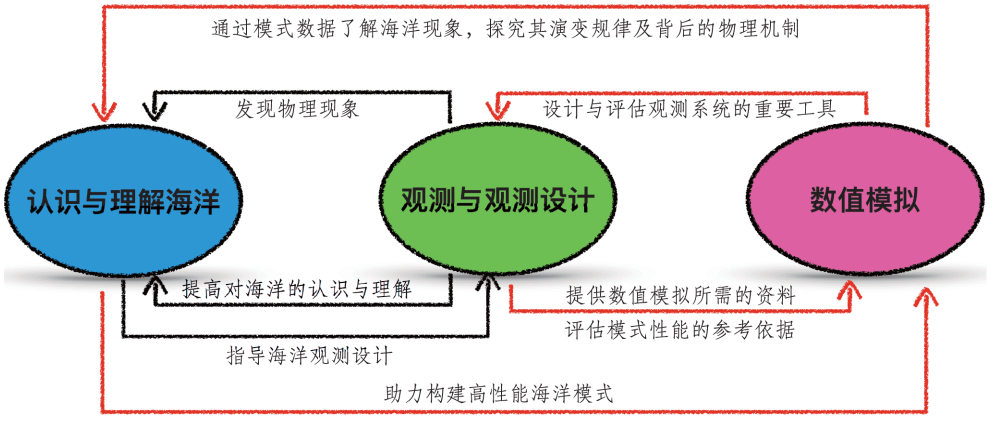

图 1　观测、认识海洋和数值模式之间的关系

其中红色箭头表示因海洋数值模式出现而产生的新联系

法相结合是实现观测系统优化设计的重要途径(Palmer等, 1998; Sévellec等, 2008; Li等, 2014; Tang等, 2016). 另外, 在利用OSSE或OSE试验评估观测系统的优劣时, 模式也是必不可少的.

数值模式的出现对观测、理解及模拟和预报海洋之间的关系产生了重大影响. 随着数值模式的广泛使用, 当前海洋观测设计呈现出了两个研究特征(图2): 其一, 基于模式的观测设计策略已经成为优化海洋观测的主要依据之一, 模式使用度不断增加; 其二, 观测设计的目的不再局限于提高对海洋现象的认识, 越来越多的学者开始关注如何通过优化观测系统来提高对海洋的模拟与预报能力. 下面, 我们将就这两个研究特点展开讨论.

2.1　数值模式成为海洋观测设计的重要依据

早期海洋观测设计的理论基础主要来自人们对海洋的认识及相关的物理经验与直觉, 通常考虑诸如海洋环流结构、海底地形、外场观测难度与费用等因素的影响(Barth和Wunsch, 1990; Oke和O'Kane, 2011). 然而, 以经验与直觉为基础开展观测设计的方法较为主观, 具有一定的局限性. 相对于利用经验开展设计观测的做法, 使用数值模式对观测系统进行优化具有明显的优势. 海洋模式是对控制方程进行数值离散之后得到的, 对于所研究的物理现象, 模式能够考虑相关的动力学和物理机制以及多种影响因素之间的相互作用(Mu, 2013). 因此, 模式可以较好地描述该现象的发生与发展, 在此基础上, 将模式与观测设计方法结合为客观地设计最优观测系统提供了可行途径. 事实上, 一些数值优化方法, 如集合卡尔曼滤波(Hamill和Snyder, 2002)、线性奇异向量(Palmer等, 1998)、条件非线性最优扰动(CNOP; Mu等, 2003)方法等, 已在观测设计中得到了成功应用, 这在一定程度上促进了模式在观测设计中的使用. 另外, 模式是评估观测系统有效性的重要工具. 在OSSE与OSE试验中, 模式是数据同化系统的重要组成部分, 同时, 在OSSE试验中, 模式还用于产生"拟观测资料". 此外, 在同化观测资料之后, 利用数值模式可以评估观测资料能否有效地提高所研究现象的模拟及预测能力. 总之, 数值模式在海洋观测设计中具有许多优势, 这些优势使其在观测设计中的使用度不断增加.

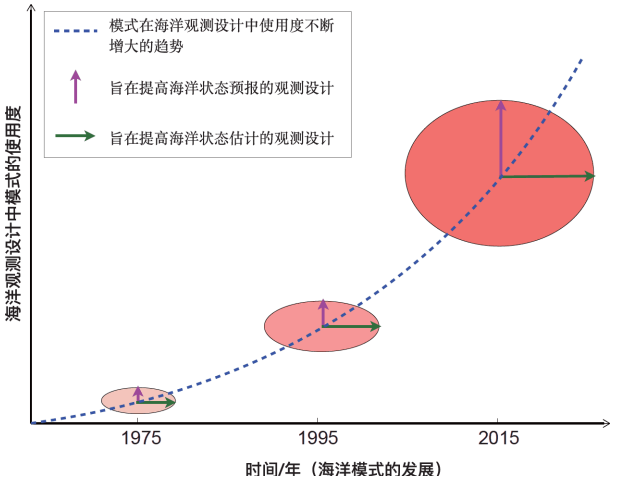

图 2　数值模式在海洋观测设计中的应用

图中展示了两个研究趋势: (1) 模式在海洋观测设计中使用程度日益增大; (2) 海洋观测设计越来越注重提高海洋预报

2.2　观测设计关注于提高对海洋的模拟与预报能力

以前海洋观测的主要目的是了解水文特征、物理现象及背后的动力机制. 因此, 此时的观测设计工作更加注重如何能更好地描述海洋现象和估计海洋状态. 例如, Bretherton等(1984)通过客观分析方法优化了温盐深剖面仪(conductivity temperature depth, CTD)的阵列布放, 以更准确地估计北大西洋上层热含量的变化. 近十几年来, 海洋观测设计开始注重如何更有效地提高对海洋的模拟与预测能力, 主要原因如下: 首先, 随着观测技术的迅速发展, 海洋观测数据得到快速累计, 观测数据种类也在不断丰富, 如船基观测、定点观测、移动观测与卫星遥感观测(Davis等, 2019), 这些观测资料极大地加深了人们对海洋现象及其背后物理机制的理解与认识. 在此背景下, 如何利用观测提高海洋的模拟与预报逐渐成为观测设计研究的焦点. 其次, 随着超级计算机性能的快速提升, 高分辨海洋模式得到了迅速发展, 现在已具备在较高的空间分辨率下(千米级)对海洋进行长期模拟或短期预测的能力(Randall等, 2019). 目前, 许多海洋研究机构, 比如日本海洋-地球科技研究所(Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology, JAMSTEC)与美国国家海洋和大气管理局(National Oceanic and Atmospheric Administration, NOAA), 已实现了全球或区域海洋的短期业务化预报. 受这些工作影响, 旨在提高海洋预报能力的观测设计

工作不断增加, 观测优化设计的重心也逐步由认识海洋转向认识和预报海洋并重. 有研究结果表明, 相比常规观测, 经优化设计过的观测系统能更高效地改进海洋预报(Alvarez和Mourre, 2012; Li等, 2014). 特别地, 利用CNOP方法, 本研究团队针对高影响海-气环境事件开展了一系列的目标观测研究. 在这些工作中, 不仅成功识别了高影响海气环境事件的目标观测敏感区, 还通过OSSE试验验证了敏感区的有效性(Mu等, 2007, 2017; Yu等, 2012; Wang等, 2013; Liu等, 2018; Zhang等, 2019). 值得注意的是, 我们发现对特定区域内海洋状态进行最优估计和最优预报的观测敏感区往往是不同的. 旨在提高海洋状态估计的最佳观测位置通常位于研究对象所在的海区内, 而旨在提高海洋预报的最佳观测则会受到动力环境、预报时长等因素的影响, 其位置不一定局限于所关注的区域. 举例说明, 受西传的中尺度涡旋影响, 提前两个月改善18°N处源区黑潮流量预报的最佳观测位置位于128°E附近, 而不是源区黑潮所在的吕宋岛附近海域(Zhang等, 2019).

3 数值模式在海洋观测设计发展中的重要作用

海洋模式出现于20世纪60年代末期, 在70年代中期开始被应用于海洋观测设计研究, 早期应用关注于通过优化观测阵列来更好地描述海洋现象及估计海洋状态. 在MODE计划中, Bretherton等(1976)利用模式优化了海流计的位置, 从而更好地监测萨加索海(Sargasso Sea)的流场变化. 该研究中采用了客观分析方法, 模式数据及其所提供的统计信息是该方法成功实施的关键. 受此启发, 使用数值模式优化海洋观测系统, 从而实现海洋状态最优估计的研究工作, 逐渐受到科学界的关注(Bennett和McIntosh, 1982; Bretherton等, 1984; McIntosh, 1987; Barth和Wunsch, 1990; Barth, 1992; Hernandez等, 1995). 例如, 通过最优插值方法, Bretherton等(1984)与McPhaden等(1984)利用简单模式分别对北大西洋热含量及大西洋赤道区域20℃等温线的观测系统进行了优化, 从而更好地估计了所关心区域内海洋状态的变化. 此外, Bennett和McIntosh(1982)指出可以通过数值模式将反问题与变分方法应用于观测阵列的优化设计. 基于该方法, Bennett(1985)优化了正压M2潮的观测阵列; McIntosh(1987)确定了巴士海峡(Bass Strait)内正压潮的最佳观测位置. 总体而言, 此阶段观测设计工作较为有限, 而且由于计算机性能的限制, 所使用的数值模式也都较为简单.

高性能海洋环流模式在20世纪90年代出现, 这极大地推动了基于模式的观测优化设计研究的发展. 该阶段的研究重点是, 通过优化观测系统提高对大洋环流低频变化规律的认识. 其中, 针对大西洋经圈翻转环流(Atlantic Meridional Overturning Circulation, AMOC)热传输的观测优化设计吸引了众多学者的关注(Marotzke等, 1999; Hirschi等, 2003; Köhl和Stammer, 2004; Baehr等, 2008). 例如, Köhl和Stammer(2004)使用MITgcm模式与变分方法设计了能更有效估计AMOC在北大西洋高纬地区热输送变化的最优观测阵列. Hirschi等(2003)指出, 在26°N断面实施观测能有效捕获AMOC的强度与垂直结构的变化. 通过利用不同方法对观测系统进行优化, Baehr等(2008)得到了相似的结论. 在此期间, 国际上还开展了热带海洋与全球大气计划(Tropical Ocean Global Atmosphere Program, TOGA), 并实施了全球热带海洋锚系浮标观测阵(The Global Tropical Moored Buoy Array, GTMBA), 通过RAMA、TAO/TRITON与PIRATA阵列分别对印度洋、太平洋及大西洋的热带海区进行了长期连续观测. 在此背景下, 热带海洋观测系统的优化设计研究取得了显著进展(Hackert等, 1998; Ballabrera-Poy等, 2007; Vecchi和Harrison, 2007; Sakov和Oke, 2008; Zhang和Bellingham, 2008; Cummings和Smedstad, 2014). 在这些工作中, 模式的模拟范围较大, 通常为海盆尺度, 但模式分辨率较低.

近20年来, 模式不断改进, 目前高分辨率海洋模式已广泛应用于区域海洋及陆架海的观测系统优化设计(Davis等, 2009; Le Hénaff等, 2009; Alvarez和Mourre, 2012; Oke和Sakov, 2012; Quattrocchi等, 2016; Kim等, 2018). 例如, 基于水平分辨率为0.1°的海洋预报系统, Oke和Sakov(2012)评估了澳大利亚沿海地区的锚定观测系统, 发现已有观测在多数区域内能有效地监测海洋状态的变化. 此外, 为更好地估计黄海入海口处的海洋环境状况, Kim等(2018)利用高分辨率区域海洋模式研究了该处观测系统的优化设计问题, 发现经优化后的观测阵列比均匀布放的观测阵列更有效.

20世纪90年代开始的观测计划不仅加深了人们对

热带海洋变异规律的认识，而且还吸引了许多学者尝试通过优化观测系统来提高海洋预报．其中，旨在提高厄尔尼诺-南方涛动(ENSO)预测能力的观测设计研究得到了广泛关注．基于中等复杂程度的海气耦合模式与线性奇异向量方法，Moore和Kleeman(1996, 1997)从误差增长动力学的角度研究了ENSO的可预报性, 发现热带中、西太平洋的初始误差增长较快. 通过设计OSSE试验, Morss和Battisti(2004)指出在赤道太平洋内145°E、150°W与东边界附近观测海温与温跃层深度对提高ENSO预测能力较为重要．Kramer和Dijkstra(2013)指出对热带东太平洋海表温度进行强化观测能减少NINO3指数预测的不确定性. 此外, 本团队利用CNOP方法在不同模式中分别识别了ENSO的目标观测敏感区(Mu等, 2007, 2014; Yu等, 2012; Duan和Hu, 2016; Hu和Duan, 2016), 这些研究均表明赤道东太平洋是提高ENSO预测能力的重要区域.

除ENSO之外，基于模式的观测优化设计策略还被应用于提高其他高影响海洋环境事件的预报，如印度洋偶极子(IOD)与黑潮. 具体地, 基于GFDL CM2p1耦合模式，Feng和Duan(2014)发现在印度洋东西海盆具有偶极子空间结构的初始误差会导致IOD预报结果出现较大不确定性．Feng等(2017)指出在偶极子式误差的次表层区域内强化观测能有效减少IOD预报的不确定性．在针对黑潮所开展的观测优化设计研究中, Fujii等(2008)基于奇异向量方法发现，在日本九州东南海区进行观测可能对黑潮大弯曲(the Kuroshio Large Meander, KLM)形成的模拟与预报有重要作用; Kramer等(2012)利用粒子滤波方法识别了预测黑潮延伸体年代际路径转换的最佳观测位置．针对不同地理位置处的黑潮，本团队也开展了观测优化设计研究, 并取得了丰富的研究成果(Wang等, 2013; Liu等, 2018; Liang等, 2019; Zhang等, 2019), 详细内容将在下一节中进行介绍. 另外, 随着区域海洋模拟系统的发展，针对提高陆架海预报的观测优化设计也取得了显著进展(Alves等, 2004; Alvarez和Mourre, 2014; Li等, 2014).

如前所述，数值模式极大地推动了海洋观测设计研究的发展．以模式为基础的观测优化设计策略，目前已被广泛应用于改进对海洋现象的认识与预报，这充分体现了将模式应用于观测设计的优越性．数值模式在未来的观测设计研究中将起到不可替代的作用, 并持续地为改进海洋模拟和预报做出贡献，我们对此充满信心．用数值模式生成海洋再分析数据集的成功经验，带给我们很大的启发：既然海洋模式能够成功应用于产生再分析资料，我们为什么不能利用模式开展海洋观测的优化设计呢？海洋再分析数据是利用资料同化技术，将观测资料与数值预报资料进行融合与最优集成．数值模式是产生再分析数据的重要工具, 当前主要的海洋再分析数据集，如欧洲中期天气预报中心(ECWMF)的ORA-S3、ORA-S4资料以及SODA (Simple Ocean Data Assimilation)海洋再分析资料, 均是使用不同的数值模式与数据同化方案产生的(表1). 海洋再分析数据已在诸多领域得到了广泛应用，其成功应用与数值模式的使用密不可分.

4　基于CNOP方法的目标观测研究

随着模式在观测设计中的使用度不断增加，一些优化方法开始被用于寻找最优观测位置，这些方法大致可分为两类: 第一类方法, 如奇异向量方法和CNOP方法，主要从误差增长的角度来确定改善高影响海气环境事件预测能力的目标观测敏感区；第二类方法则基于数据同化技术，如集合卡尔曼滤波、集合转换卡尔曼滤波(Bishop等, 2001), 通过减少分析误差或预报误差来确定最优观测位置．为展示基于模式的观测优化设计策略在提高海洋预报中的有效性，本节将重点介绍本团队为提高黑潮预报所开展的基于CNOP方法的目标观测研究．基于CNOP方法的目标观测是在非线性动力框架下实施的，其目的是通过优化观测系统来获得更为准确的海洋预测结果．OSSE试验表明，基于CNOP方法的目标观测能有效地改善高影响海气环境事件的预报技巧，如ENSO、IOD、台风、黑潮等(Qin和Mu, 2011; Feng和Duan, 2014, 2018; Duan和Hu, 2016; Hu和Duan, 2016; Zhang等, 2019). 限于篇幅, 本文仅回顾该方法在改进黑潮预报中的研究结果.

4.1　基于CNOP方法开展目标观测研究的理论基础

目标观测, 又称为适应性观测, 是20世纪90年代后期发展起来的观测策略, 其定义如下: 为了使验证时刻(t_V)人们所关注的区域(验证区)内的预报更加准确，要在目标时刻(t_A，$t_A<t_V$)对验证区内预报结果有较大影响的区域(敏感区)进行额外观测，从而通过为模式提

表 1　主要海洋再分析数据集中数值模式的使用

数据集	模式	水平分辨率	同化方案	参考文献
ORAS3	HOPE	1°×1°	最优插值	Balmaseda等(2008)
ORAS4	NEMO	1°×1°	3D-VAR	Balmaseda等(2013)
GECCO	MITgcm	1°×1°	4D-VAR	Köhl和Stammer(2008)
GECCO2	MITgcm	1°×1/3°	4D-VAR	Köhl(2015)
GODAS	MOM	1°×1°	3D-VAR	Saha等(2010)
SODA	MOM	0.25°×0.25°	顺序同化	Carton和Giese(2008)

供更接近真实状况的初始场来改善预报(Snyder, 1996; Mu, 2013; Mu等, 2015). 目标观测的思想可追溯到20世纪50年代, Riehl等(1956)注意到飓风在某一区域的数值预报技巧受限于前期某一局部区域的初值条件. 而且, 具有特定空间结构的初始误差比随机误差更容易导致预报技巧的快速下降(Mu, 2013; Yu等, 2012). 可见, 识别增长最快的初始误差, 并依据其空间结构特征确定观测敏感区, 是目标观测的关键.

通过将CNOP方法与模式相结合, 可以实现目标观测敏感区的识别. CNOP方法可用于寻找满足一定物理意义的初始约束并在预报终止时刻有最大非线性发展的最优初始误差(Mu等, 2003). 在数学上, CNOP型初始误差(简称为CNOP)定义为以下非线性优化问题的解:

$$J(\mathbf{u}_0^*)=\max_{\mathbf{u}_{0A}\le\delta}M_t(\mathbf{U}_0+\mathbf{u}_0)-M_t(\mathbf{u}_0)_B, \tag{1}$$

其中, $\mathbf{U}_0$与$\mathbf{u}_0$分别为预报起始时刻背景场与误差场的状态向量, $\mathbf{u}_{0A}\le\delta$为初始误差所满足的物理约束; M_t为非线性传播算子; $J(\mathbf{u}_0)=M_t(\mathbf{U}_0+\mathbf{u}_0)-M_t(\mathbf{u}_0)_B$为目标函数, 用来衡量初始误差在预报终止时刻$t$的非线性发展. 这里CNOP的物理意义很明确, 它是非线性动力系统中最不稳定的初始误差模态, 因此其空间结构可用于确定目标观测敏感区.

基于CNOP方法开展目标观测的流程如下(图3): 首先, 在t_I时刻人们通过数值预报结果发现某高影响事件可能在验证时刻(t_V)对验证区内海洋环境有重要影响, 于是将该事件选为目标观测的研究对象; 在决策时刻(t_D)之前, 计算CNOP型误差, 依据其空间结构确定敏感区, 随后在敏感区内制定合适的观测方案; 在目标观测时刻(t_A), 依据所制定的观测计划, 在敏感区内实施强化观测; 随后, 通过OSSE或OSE评估目标观测效果, 即在模式中同化t_A时刻的观测资料, 并积分模式到验证时刻, 考察同化这些数据后验证区内所关注事件的预报技巧是否有显著提升.

4.2　基于CNOP方法的目标观测在提高黑潮预报中的应用

目前, 利用CNOP方法已成功识别了多个区域内黑潮变异预报的目标观测敏感区, 如源区黑潮流量的秋季快速下降现象、黑潮入侵南海、日本南部黑潮大弯曲形成及黑潮延伸体模态转变的目标观测敏感区(图4). 在这些应用中, 尽管所使用的模式存在差异, 但相应的OSSE试验结果均表明, 在所识别的敏感区内进行强化观测能有效地提高所关心事件的预报技巧, 提升范围约在20~50% (表2).

具体来讲, 在黑潮上游区域, CNOP方法首先被应用到了源区黑潮流量季节性下降现象的目标观测研究. 利用区域海洋模式ROMS(Regional Ocean Modeling System), Zhang等(2016)考察了初始误差对源区黑潮流量季节性下降预报的影响, 发现CNOP使得该处黑潮流量发生显著改变. CNOP的空间结构表明吕宋岛以东海域是源区黑潮流量季节性下降的目标观测敏感区. 利用垂直积分总能量方案, Zhang等(2017)进一步确定该敏感区位于127°E~131.5°E, 17°N~18.5°N. 敏感性试验表明, 敏感区内的初始误差通常会导致较大的预报误差, 因此在敏感区内增加观测能有效地减少源区黑潮流量季节性下降现象预报的不确定性. 进一步地, Zhang等(2019)在敏感区内构建了最优适应性观测网, 发现基于CNOP所构建的观测网比随机观测网和常规观测网都更为有效. 当观测站点数目为6或8, 观测站点最小间距为140或165km时, 最优适应性观测网能将源区黑潮流量季节性下降过程的预报技巧平均提高约43.1%. 此外, 黑潮入侵南海是该区域内另外一

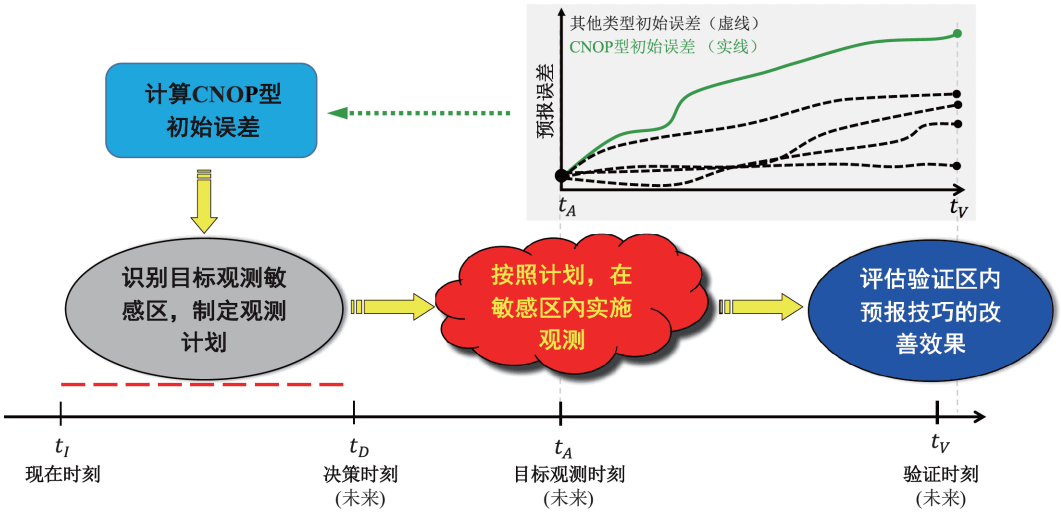

图 3　基于 CNOP 方法开展目标观测的流程图

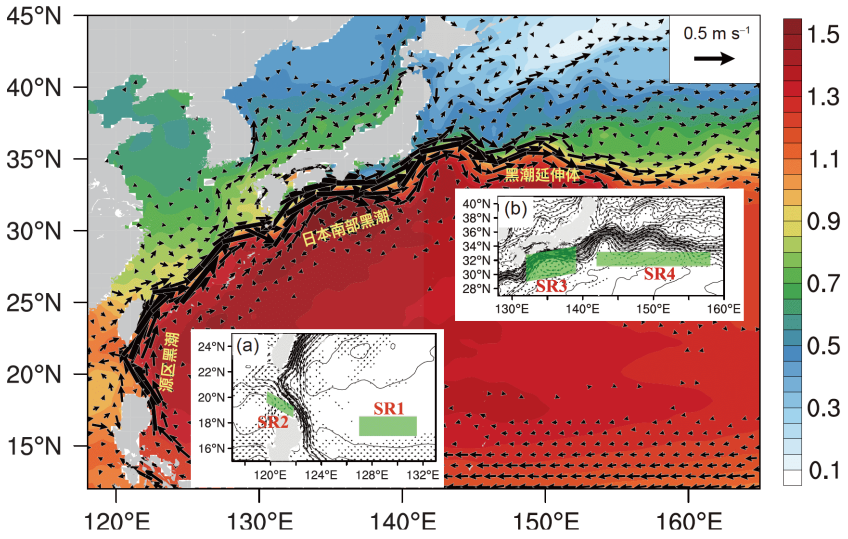

图 4　利用 CNOP 方法识别的黑潮目标观测敏感区

SR1~SR4 分别为源区黑潮流量季节性下降、黑潮入侵南海、日本南部黑潮大弯曲路径形成及黑潮延伸体模态转变的目标观测敏感区. 图中填色与矢量箭头分别表示由 AVISO 数据(1992~2018年)计算得到的平均绝对动力高度及地转流

个值得关注的问题. 利用ROMS模式, Liang等(2019)发现导致黑潮入侵南海的CNOP型初始扰动主要位于吕宋海峡南部上层海洋. OSSE试验表明, 在该区域进行强化观测能将黑潮入侵南海的预报技巧提高40%左右(Liang, 2019).

在黑潮下游, CNOP方法首先被应用于日本南部黑潮大弯曲路径形成的目标观测研究. 在1.5层浅水模式中, Wang等(2012)发现初始误差是导致日本南部黑潮大弯曲路径预报不确定性的重要原因. CNOP型误差主要位于九州岛东南海区, 在该区域去除初始误差可将黑潮大弯曲路径变化的预测技巧提高约40.0% (Wang等, 2013). 由于1.5层模式较为简单, 不能描述初始误差的垂直空间结构及海底地形的影响, Liu等(2018)利用ROMS模式进一步开展了黑潮大弯曲路径形成的目标观测研究, 发现正压不稳定与斜压不稳定性共同导致了初始误差的快速增长. 在水平方向上, 目标观测敏感区也位于九州岛东南区域, 而在垂向上则位于0~2500m. OSSE试验表明, 在该敏感区内去除

表 2　基于 CNOP 的目标观测对不同区域内黑潮预报技巧的改善(OSSE 试验结果)

研究对象	模式	优化变量维数	预报改善	参考文献
源区黑潮流量季节性下降	ROMS	~1.2×10^8	43.1%	Zhang等(2019)
黑潮入侵南海	ROMS	~2.3×10^8	>40.0%	Liang(2019)
日本南部黑潮大弯曲路径形成	浅水模式	~2.4×10^6	>40.0%	Wang等(2013)
日本南部黑潮大弯曲路径形成	ROMS	~1.7×10^8	~22.0%	Liu(2018)
黑潮延伸体模态转变	浅水模式	~1.8×10^5	~51.0%	Zhang(2017)

初始误差可将相应预测技巧提高约22.0% (Liu, 2018). 此外, Zhang(2017)研究了初始误差对黑潮延伸体模态转变预报的影响, 发现CNOP主要位于南部再循环流区域(141°E~146°E, 31°N~33°N), 消除在该区域内初始误差可将黑潮延伸体模态转变的预报技巧提高约51.0%.

5　基于模式开展海洋观测优化设计的思考与展望

当前, 基于模式的观测设计策略在实际应用中仍面临着一些挑战: 首先, 模式误差普遍存在, 这可能会影响目标观测敏感区的有效性. 其次, 不同模式在动力框架、离散方案、参数化过程、外强迫等方面存在诸多差异, 在不同模式中所识别的敏感区是否一致(即模式依赖性)是值得关注的问题. 在使用OSSE或OSE试验评估观测系统的优劣时, 也存在着类似问题, 即评估结果可能依赖于所使用的数据同化方案. 另外, 我们还不得不考虑如下问题: 评估观测系统时应优先使用OSSE试验还是OSE试验? 如何针对模式参数及海洋气候平均态开展观测优化设计? 针对上述问题, 以下展开详细讨论.

5.1　目标观测应用于减小模式误差

初始条件和模式的不确定性是导致模拟与预报结果不准确的重要因素. 与此相对应, 可预报性问题可以分为两类: 第一类可预报性问题探究初始条件不确定性的影响, 而第二类可预报性问题考察模式不确定性的影响. 基于完美模式假设, 经典目标观测通过减少敏感区内初始误差来处理第一类可预报性问题. 然而, 模式误差在海洋的模拟与预报中普遍存在, 因此与模式误差相关的可预报性问题不容忽视. 对于第二类可预报性问题, 减小模式误差是提高数值预报技巧的重要途径. 模式误差的一个重要来源是模式参数的不确定性, 这些参数大致可分为两类: 第一类是与模式中数值格式设计有关的参数, 例如与计算稳定性相联系的参数, 这类参数无法通过观测资料获得. 第二类则是可以通过观测数据直接或间接确定的参数. 我们认为, 可以把目标观测的思想应用于与第二类参数相关的可预报性问题, 通过对此类参数进行强化观测来减少其不确定性所导致的预报技巧下降(Mu, 2013).

但是, 在数值模式中这类参数的数量往往很大, 直接对所有参数进行强化观测耗费巨大. 对此, Mu等(2010)与Mu(2013)提出了与参数相关的条件非线性最优扰动(CNOP-P)方法, 目的是利用非线性最优化方法寻找一类最优的参数误差组合, 这种误差组合在优化终止时刻对预报或模拟结果影响最大. 与关于初始条件的目标观测问题类似, CNOP-P方法在参数构成的相空间内寻找其“敏感区”, 即确定出对模拟或预报结果有显著影响的敏感参数. 从目标观测角度对这些敏感参数进行强化观测, 能够更有效地减少模式参数不确定性的影响, 从而改进数值模拟或预测能力. 目前, 针对模式参数的目标观测研究在改进海洋预报方面应用较少. 但是, 已有工作分析了生态模式中参数的敏感性. 比如, 利用CNOP-P方法, Sun和Mu(2017)和Sun等(2017)在陆面过程模式中开展了模式参数的敏感性分析. 在海洋生态模式中, Gao等(2020)利用CNOP-P方法识别了对模拟海洋次表层叶绿素最大值位置有重要影响的敏感参数. 这些研究表明, 减少CNOP-P方法所识别的敏感参数的不确定性能有效改善所关心物理现象的预报. 因此, 我们认为, 与参数相关的目标观测研究未来将成为改进海洋模拟与预测能力的重要手段之一.

5.2　利用多模式策略处理模式依赖性问题

利用多模式策略确定目标观测敏感区，是处理模式依赖性问题的可行途径. 开展多模式观测设计研究的首要前提是考察已有模式对研究对象的模拟能力. 只有模拟误差较小、能反映真实物理过程的模式, 才可用于敏感区的识别. 在筛选出性能良好的模式之后，通过观测优化方法用这些模式分别确定出敏感区，随后需要对这些敏感区的空间结构特征进行分析. 假如在多数模式中所识别的敏感区空间分布一致，那么可以在一定程度上忽略模式依赖性问题. 假如不同模式中的敏感区存在显著差异, 此时很难保证所有敏感区都是有效的，模式依赖性不可忽略. 因此, 有必要进一步确定是否存在一个相对有效的敏感区. 一种可行方案是将所有敏感区进行集合平均，并在不同模式中通过OSSE试验考察集合平均后的敏感区的优劣. 如果该敏感区在大部分OSSE试验中是有效的，那么则可将其应用于后续外场试验中的观测阵列设计. 此外, 还可以通过基于不同模式的OSSE试验对所有敏感区的有效性进行交叉验证，并选取对预报技巧有最大改善的敏感区作为后续的观测设计依据.

近几年, 超级计算机的性能迅速增长, 这极大地提高了使用多模式策略开展观测设计研究的可行性. 同时, 这也使得在OSSE或OSE试验中使用多种数值同化方案成为可能，进而可以消除数据同化方案差异对敏感区评估的影响. 值得注意的是，国际上已有学者开始利用多模式策略开展海洋观测的设计与评估研究. 如SMOS-Nino15观测评估计划使用两个预报系统来评估同化卫星盐度数据对2015/16 ENSO事件预测的影响(参见https://www.godae-oceanview.org/projects/smos-nino15). 为构建更为高效的观测系统，在H2020 AtlantOS计划中使用4个业务化海洋同化-预报系统来定量评估大西洋观测资料的影响(Gasparin等，2019; Visbeck等，2015). 这些研究表明，多模式策略能更客观地对海洋观测资料的效应进行评估，在处理模式依赖性方面是有效的. 不足的是，当前此类研究工作仍较少，同时相应研究中所使用数值模式数量也较为有限. 为此, 我们建议应该加大投入, 尽可能在海洋观测设计与评估中使用多个模式，以减弱模式依赖性的影响.

5.3　优先使用OSSE试验评估敏感区的优劣

OSSE与OSE试验是评估观测系统的两个主要手段. OSSE试验将模式数据作为所研究区域内海洋状态的“真值”，在此基础上叠加观测误差后得到所需的观测资料(又称拟观测资料). 因此, 可以通过剔除诸如模式误差、观测误差等因素的影响，将敏感区验证问题独立出来，从而更直接地反映敏感区的有效性. 不难看出, OSSE试验结果可能与考虑实际影响因素的情况存在出入. 相比之下, OSE试验则直接评估敏感区内真实观测资料的影响, 从而最大程度地反映实际情况. 但是，这一过程不可避免地受到模式误差、观测误差等各种不确定因素的影响，从而很难独立地验证敏感区的有效性. 由此可见，评估海洋观测设计的有效性是一个复杂且精细的问题. 尽管观测系统的优劣最终还是要放在外场试验中检验，但在科学研究中为了独立、客观地评价敏感区的有效性，通常需要排除其他影响因子的作用，在这种情况下，OSSE试验是有优势的.

在数值天气预报中，基于模式的观测设计策略应用较早，目前已成功开展了一系列的外场观测及观测评估工作，取得了丰富的研究成果(Majumdar，2016). 相较而言，该策略在海洋中应用较晚，相关的研究工作及所取得的成果较为初步. 在一些海洋观测优化设计研究中, 如基于CNOP方法的目标观测, 其主要研究内容是确定敏感区及通过OSSE试验验证敏感区的有效性. 为更直接、客观地反映敏感区的有效性，此类OSSE试验通常设计较为简单, 忽略了诸如观测误差、观测位置、观测仪器布放、数据同化方案等因素的影响. 我们认为在敏感区有效性得到验证的基础上, 还需要设计复杂的OSSE试验, 在尽可能多地考虑实际影响因素的条件下，对敏感区及该区域内所设计的观测阵列的优劣进行更详细地评估. 只有在简单和复杂的OSSE试验中均成功验证了敏感区及敏感区内观测阵列的有效性的前提下，才可以考虑开展外场观测试验. 总而言之, OSSE试验是海洋观测优化设计研究初期阶段的优先选择，使用OSSE试验还是外场试验，需要根据不同的研究目的去合理地选择.

5.4　海洋气候平均态与变异的观测优化设计

认识与理解海洋大致包括两个方面：气候平均态

与多时空尺度变异规律. 气候平均态是海洋在长时间内的平均状态, 而变异则指的是海洋实际状态与气候平均态之间的异常偏差. 海洋的气候平均态与变异均对气候、生态系统和人类生活等有显著影响. 例如, 海洋气候平均态在维持热带环流结构与全球气候有重要作用. 与此同时, 热带海洋的年际异常变化, 如ENSO和IOD, 则对沃克环流、极端天气事件、渔业等有极大影响. 因此, 海洋观测设计应该同时关注气候平均态与变异两个方面.

在前文中, 作者以基于CNOP方法的目标观测研究为例, 着重介绍了使用数值模式优化海洋变异观测系统的优越性. 事实上, 数值模式也应该在海洋气候平均态的观测优化设计中发挥重要作用. 性能良好的模式能够在长时间内对海洋进行较好的模拟, 并提供描述海洋的时空连续资料. 通过结合模式数据与实测资料不仅有助于加深对海洋气候平均态的认识, 同时还能为气候平均态的观测设计提供指导. 特别地, 对于了解或观测较少的海洋现象, 如深海环流, 模式应在其观测设计中起到关键作用. 由于缺乏观测资料, 模式所模拟的气候平均态与物理经验是对此类观测系统进行优化设计的主要参考依据. 相比随机选取的观测阵列, 依据模式资料与物理经验所设计得到的观测阵列应该更为合理. 此外, 通过构建合适的目标函数, 模式能够将海洋气候平均态的观测系统优化设计问题转化为非线性数值优化求解问题, 进而可应用于识别海洋气候平均态的目标观测敏感区. 在所识别的敏感区内布放观测预期能有效地估计海洋气候平均态并预测其变化. 可见, 将数值模式应用于海洋气候平均状态的观测设计是未来的一个重要研究方向, 这对于更好地认识和预测海洋有重要意义.

6 总结

海洋观测优化设计旨在高效、经济地对海洋进行观测, 使用数值模式优化观测设计是该领域的重要发展方向. 本文旨在强调将数值模式应用于海洋观测优化设计的优越性及必要性. 在观测、理解、模拟(预报)海洋三者相互促进、协调发展的背景下, 文章首先指出了当前海洋观测设计研究的两个趋势: (1) 观测设计理论依据由单纯依赖物理经验向将物理经验与数值模式相结合转变; (2) 观测设计研究的目的从认识海洋向认识海洋与预报海洋并重转变. 随后, 文章简要回顾了数值模式在海洋观测优化设计发展中的重要作用. 为展示使用模式优化观测设计的有效性, 文章重点回顾了基于CNOP方法的目标观测在提高黑潮预报中的应用. 最后, 作者对基于模式的海洋观测优化设计研究给出了建议与展望, 指出了开展关于模式参数及海洋气候平均态的观测优化设计的必要性, 建议通过多模式策略来减轻模式依赖性问题, 并优先使用OSSE试验评估敏感区的优劣.

将数值模式应用于观测设计是海洋观测的重要发展方向, 符合当前海洋科学发展的需要. 正如使用模式产生再分析数据集一样, 科学家应该敢于、善于在海洋观测设计中使用数值模式. 诸如模式误差、模式依赖性等可能存在的问题不应成为开展此类研究的障碍. 相反, 我们应竭尽所能地去寻找方法来克服这些困难. 与此同时, 我们希望, 各国海洋研究机构能够继续加大对基于模式的海洋观测设计项目的支持. 我们认为, 通过观测设计、数值模式与数据同化等领域科研人员的共同努力, 在有关业务部门的统筹协调下, 海洋的模拟与预测水平一定会取得新的显著提高.

参考文献

Alvarez A, Mourre B. 2012. Optimum sampling designs for a glider–mooring observing network. J Atmos Ocean Tech, 29: 601–612

Alvarez A, Mourre B. 2014. Cooperation or coordination of underwater glider networks? An assessment from observing system simulation experiments in the ligurian sea. J Atmos Ocean Tech, 31: 2268–2277

Alves O, Alonso Balmaseda M, Anderson D, Stockdale T. 2004. Sensitivity of dynamical seasonal forecasts to ocean initial conditions. Q J R Meteorol Soc, 130: 647–667

Baehr J, Hirschi J, Beismann J O, Marotzke J. 2004. Monitoring the meridional overturning circulation in the North Atlantic: A model-based array design study. J Mar Res, 62: 283–312

Baehr J, McInerney D, Keller K, Marotzke J. 2008. Optimization of an observing system design for the North Atlantic meridional overturning circulation. J Atmos Ocean Tech, 25: 625–634

Ballabrera-Poy J, Hackert E, Murtugudde R, Busalacchi A J. 2007. An observing system simulation experiment for an optimal moored instrument array in the tropical Indian Ocean. J Clim, 20: 3284–3299

Balmaseda M A, Mogensen K, Weaver A T. 2013. Evaluation of the

ECMWF ocean reanalysis system ORAS4. Q J R Meteorol Soc, 139: 1132–1161

Balmaseda M A, Vidard A, Anderson D L T. 2008. The ECMWF ocean analysis system: ORA-S3. Mon Weather Rev, 136: 3018–3034

Barth N H. 1992. Oceanographic experiment design II: Genetic algorithms. J Atmos Ocean Technol, 9: 434–443

Barth N, Wunsch C. 1990. Oceanographic experiment design by simulated annealing. J Phys Oceanogr, 20: 1249–1263

Battisti D S, Vimont D J, Kirtman B P. 2019. 100 years of progress in understanding the dynamics of coupled atmosphere-ocean variability. Meteorol Monographs, 59: 8.1–8.57

Bennett A F. 1985. Array design by inverse methods. Prog Oceanogr, 15: 129–156

Bennett A F, McIntosh P C. 1982. Open ocean modeling as an inverse problem: Tidal theory. J Phys Oceanogr, 12: 1004–1018

Bishop C H, Etherton B J, Majumdar S J. 2001. Adaptive sampling with the ensemble transform kalman filter. Part I: Theoretical aspects. Mon Wea Rev, 129: 420–436

Bretherton F P, Davis R E, Fandry C B. 1976. A technique for objective analysis and design of oceanographic experiments applied to MODE-73. Deep Sea Res Oceanogr Abstr, 23: 559–582

Bretherton F P, Mcphaden M J, Kraus E B. 1984. Design studies for climatological measurements of heat storage. J Phys Oceanogr, 14: 318–337

Carton J A, Giese B S. 2008. A reanalysis of ocean climate using Simple Ocean Data Assimilation (SODA). Mon Weather Rev, 136: 2999–3017

Cummings J A, Smedstad O M. 2014. Ocean data impacts in global HYCOM. J Atmos Ocean Tech, 31: 1771–1791

Davis R E, Leonard N E, Fratantoni D M. 2009. Routing strategies for underwater gliders. Deep Sea Res Part II-Top Stud Oceanogr, 56: 173–187

Davis R E, Talley L D, Roemmich D, Owens W B, Rudnick D L, Toole J, Weller R, McPhaden M J, Barth J A. 2019. 100 years of progress in ocean observing systems. Meteorol Monographs, 59: 3.1–3.46

Duan W, Hu J. 2016. The initial errors that induce a significant “spring predictability barrier” for El Niño events and their implications for target observation: Results from an earth system model. Clim Dyn, 46: 3599–3615

Feng R, Duan W, Mu M. 2017. Estimating observing locations for advancing beyond the winter predictability barrier of Indian Ocean dipole event predictions. Clim Dyn, 48: 1173–1185

Feng R, Duan W S. 2014. The spatial patterns of initial errors related to the “winter predictability barrier” of the indian ocean dipole. Atmos Ocean Sci Lett, 7: 406–410

Feng R, Duan W. 2018. The role of initial signals in the tropical Pacific Ocean in predictions of negative Indian Ocean Dipole events. Sci China Earth Sci, 61: 1832–1843

Fujii Y, Cummings J, Xue Y, Schiller A, Lee T, Balmaseda M A, Rémy E, Masuda S, Brassington G, Alves O, Cornuelle B, Martin M, Oke P, Smith G, Yang X. 2015. Evaluation of the Tropical Pacific Observing System from the ocean data assimilation perspective. Q J R Meteorol Soc, 141: 2481–2496

Fujii Y, Kamachi M, Nakaegawa T, Yasuda T, Yamanaka G, Toyoda T, Ando K, Matsumoto S. 2011. Assimilating ocean observation data for ENSO monitoring and forecasting. Clim Var Asp Challenges Prospect, 75–98

Fujii Y, Rémy E, Zuo H, Oke P, Halliwell G, Gasparin F, Benkiran M, Loose N, Cummings J, Xie J, Xue Y, Masuda S, Smith G C, Balmaseda M, Germineaud C, Lea D J, Larnicol G, Bertino L, Bonaduce A, Brasseur P, Donlon C, Heimbach P, Kim Y H, Kourafalou V, Le Traon P Y, Martin M, Paturi S, Tranchant B, Usui N. 2019. Observing system evaluation based on ocean data assimilation and prediction systems: On-going challenges and a future vision for designing and supporting ocean observational networks. Front Mar Sci, 6: 417

Fujii Y, Tsujino H, Usui N, Nakano H, Kamachi M. 2008. Application of singular vector analysis to the Kuroshio large meander. J Geophys Res, 113: C07026

Gao Y, Mu M, Zhang K. 2020. Impacts of parameter uncertainties on deep chlorophyll maximum simulation revealed by the CNOP-P approach. J Ocean Limnol, 38: 1382–1393

Gasparin F, Guinehut S, Mao C, Mirouze I, Rémy E, King R R, Hamon M, Reid R, Storto A, Le Traon P Y, Martin M J, Masina S. 2019. Requirements for an integrated *in situ* Atlantic Ocean observing system from coordinated observing system simulation experiments. Front Mar Sci, 6: 83

Hackert E C, Miller R N, Busalacchi A J. 1998. An optimized design for a moored instrument array in the tropical Atlantic Ocean. J Geophys Res, 103: 7491–7509

Hamill T M, Snyder C. 2002. Using improved background-error covariances from an ensemble Kalman filter for adaptive observations. Mon Wea Rev, 130: 1552–1572

Hernandez F, Traon P Y L, Barth N H. 1995. Optimizing a drifter cast strategy with a genetic algorithm. J Atmos Ocean Technol, 12: 330–345

Hirschi J, Baehr J, Marotzke J, Stark J, Cunningham S, Beismann J O. 2003. A monitoring design for the Atlantic meridional overturning circulation. Geophys Res Lett, 30: 1413

Hu J, Duan W. 2016. Relationship between optimal precursory disturbances and optimally growing initial errors associated with ENSO events: Implications to target observations for ENSO

prediction. J Geophys Res Oceans, 121: 2901–2917

Kim N H, Hwang J H, Cho J, Kim J S. 2018. A framework to determine the locations of the environmental monitoring in an estuary of the Yellow Sea. Environ Pollution, 241: 576–585

Köhl A. 2015. Evaluation of the GECCO2 ocean synthesis: Transports of volume, heat and freshwater in the Atlantic. Q J R Meteorol Soc, 141: 166–181

Köhl A, Stammer D. 2004. Optimal observations for variational data assimilation. J Phys Oceanogr, 34: 529–542

Köhl A, Stammer D. 2008. Decadal sea level changes in the 50-year GECCO ocean synthesis. J Clim, 21: 1876–1890

Kramer W, Dijkstra H A, Pierini S, van Leeuwen P J. 2012. Measuring the impact of observations on the predictability of the Kuroshio extension in a Shallow-Water model. J Phys Oceanogr, 42: 3–17

Kramer W, Dijkstra H A. 2013. Optimal localized observations for advancing beyond the ENSO predictability barrier. Nonlin Processes Geophys, 20: 221–230

Le Hénaff M, De Mey P, Marsaleix P. 2009. Assessment of observational networks with the Representer Matrix Spectra method—Application to a 3D coastal model of the Bay of Biscay. Ocean Dyn, 59: 3–20

Lermusiaux P F J. 2007. Adaptive modeling, adaptive data assimilation and adaptive sampling. Physica D-Nonlin Phenom, 230: 172–196

Li Y, Peng S, Liu D. 2014. Adaptive observation in the South China Sea using CNOP approach based on a 3-D ocean circulation model and its adjoint model. J Geophys Res Oceans, 119: 8973–8986

Liang P. 2019. The predictability studies of the Kuroshio intrusion into the South China Sea. Dissertation for Doctoral Degree. Qingdao: University of Chinese Academy of Sciences

Liang P, Mu M, Wang Q, Yang L. 2019. Optimal precursors triggering the Kuroshio intrusion into the South China Sea obtained by the conditional nonlinear optimal perturbation approach. J Geophys Res Oceans, 124: 3941–3962

Liu X. 2018. The predictability studies of the Kuroshio large meander path south of Japan and its adaptive observation. Dissertation for Doctoral Degree. Qingdao: University of Chinese Academy of Sciences

Liu X, Mu M, Wang Q. 2018. The nonlinear optimal triggering perturbation of the Kuroshio large meander and its evolution in a regional ocean model. J Phys Oceanogr, 48: 1771–1786

Majumdar S J. 2016. A review of targeted observations. Bull Am Meteorol Soc, 97: 2287–2303

Marotzke J, Giering R, Zhang K Q, Stammer D, Hill C, Lee T. 1999. Construction of the adjoint MIT ocean general circulation model and application to Atlantic heat transport sensitivity. J Geophys Res, 104: 29529–29547

McIntosh P C. 1987. Systematic design of observational arrays. J Phys Oceanogr, 17: 885–902

McPhaden M J, Reverdin G, Merle J, du Penhoat Y, Kartavtseff A. 1984. Objective analysis of simulated equatorial Atlantic Ocean data on seasonal time scales. Deep Sea Res Part A Oceanogr Res Pap, 31: 551–569

Moore A M, Arango H G, Broquet G, Edwards C, Veneziani M, Powell B, Foley D, Doyle J D, Costa D, Robinson P. 2011. The Regional Ocean Modeling System (ROMS) 4-Dimensional variational data assimilation systems. Prog Oceanogr, 91: 74–94

Moore A M, Kleeman R. 1996. The dynamics of error growth and predictability in a coupled model of ENSO. Q J R Met Soc, 122: 1405–1446

Moore A, Kleeman R. 1997. The singular vectors of a coupled ocean-atmosphere model of ENSO. II: Sensitivity studies and dynamical interpretation. Q J R Meteorol Soc, 123: 983–1006

Morss R E, Battisti D S. 2004. Designing efficient observing networks for ENSO prediction. J Clim, 17: 3074–3089

Mu M. 2013. Methods, current status, and prospect of targeted observation. Sci China Earth Sci, 56: 1997–2005

Mu M, Duan W, Chen D, Yu W. 2015. Target observations for improving initialization of high-impact ocean-atmospheric environmental events forecasting. Natl Sci Rev, 2: 226–236

Mu M, Duan W S, Wang B. 2003. Conditional nonlinear optimal perturbation and its applications. Nonlin Processes Geophys, 10: 493–501

Mu M, Duan W S, Wang B. 2007. Season-dependent dynamics of nonlinear optimal error growth and El Niño-Southern Oscillation predictability in a theoretical model. J Geophys Res, 112: D10113

Mu M, Duan W, Wang Q, Zhang R. 2010. An extension of conditional nonlinear optimal perturbation approach and its applications. Nonlin Processes Geophys, 17: 211–220

Mu M, Feng R, Duan W. 2017. Relationship between optimal precursors for Indian Ocean Dipole events and optimally growing initial errors in its prediction. J Geophys Res Oceans, 122: 1141–1153

Mu M, Yu Y, Xu H, Gong T. 2014. Similarities between optimal precursors for ENSO events and optimally growing initial errors in El Niño predictions. Theor Appl Climatol, 115: 461–469

Oke P R, O'Kane T J. 2011. Observing system design and assessment. In: Schiller A, Brassington G B, eds. Operational Oceanography in the 21st Century. Berlin: Springer. 123–151

Oke P R, Sakov P. 2012. Assessing the footprint of a regional ocean observing system. J Mar Syst, 105-108: 30–51

Palmer T N, Gelaro R, Barkmeijer J, Buizza R. 1998. Singular vectors, metrics, and adaptive observations. J Atmos Sci, 55: 633–653

Powell M D, Vickery P J, Reinhold T A. 2003. Reduced drag coefficient for high wind speeds in tropical cyclones. Nature, 422: 279–283

Qin X, Mu M. 2011. A study on the reduction of forecast error variance by three adaptive observation approaches for tropical cyclone prediction. Mon Weather Rev, 139: 2218–2232

Quattrocchi G, Cucco A, Antognarelli F, Satta A, Maicu F, Ferrarin C, Umgiesser G. 2016. Optimal design of a lagrangian observing system for hydrodynamic surveys. J Operat Oceanogr, 9: s77–s88

Randall D A, Bitz C M, Danabasoglu G, Denning A S, Gent P R, Gettelman A, Griffies S M, Lynch P, Morrison H, Pincus R, Thuburn J. 2019. 100 years of earth system model development. Meteorol Monographs, 59: 12.1–12.66

Riehl H, Haggard W H, Sanborn R W. 1956. On the prediction of 24-hour hurricane motion. J Meteor, 13: 415–420

Saha S, Moorthi S, Pan H L, Wu X, Wang J, Nadiga S, Tripp P, Kistler R, Woollen J, Behringer D, Liu H, Stokes D, Grumbine R, Gayno G, Wang J, Hou Y T, Chuang H Y, Juang H M H, Sela J, Iredell M, Treadon R, Kleist D, van Delst P, Keyser D, Derber J, Ek M, Meng J, Wei H, Yang R, Lord S, van den Dool H, Kumar A, Wang W, Long C, Chelliah M, Xue Y, Huang B, Schemm J K, Ebisuzaki W, Lin R, Xie P, Chen M, Zhou S, Higgins W, Zou C Z, Liu Q, Chen Y, Han Y, Cucurull L, Reynolds R W, Rutledge G, Goldberg M. 2010. The NCEP climate forecast system reanalysis. Bull Amer Meteor Soc, 91: 1015–1058

Sakov P, Oke P R. 2008. Objective array design: Application to the tropical Indian Ocean. J Atmos Ocean Tech, 25: 794–807

Schiller A, Brassington G B. 2011. Operational Oceanography in the 21st Century. Berlin: Springer Science & Business Media

Sévellec F, Huck T, Ben Jelloul M, Grima N, Vialard J, Weaver A. 2008. Optimal surface salinity perturbations of the meridional overturning and heat transport in a global ocean general circulation model. J Phys Oceanogr, 38: 2739–2754

Sun G, Mu M. 2017. A new approach to identify the sensitivity and importance of physical parameters combination within numerical models using the Lund-Potsdam-Jena (LPJ) model as an example. Theor Appl Climatol, 128: 587–601

Sun G, Peng F, Mu M. 2017. Uncertainty assessment and sensitivity analysis of soil moisture based on model parameter errors—Results from four regions in China. J Hydrol, 555: 347–360

Snyder C. 1996. Summary of an informal workshop on adaptive observations and FASTEX. Bull Am Meteorol Soc, 77: 953–961

Tang Y, Kleeman R, Moore A M. 2004. SST assimilation experiments in a tropical pacific ocean model. J Phys Oceanogr, 34: 623–642

Tang Y, Shen Z, Gao Y. 2016. An introduction to ensemble-based data assimilation method in the Earth sciences. In: Lee D, Burg T C, Volos C K, eds. Nonlinear Systems-Design, Analysis, Estimation and Control. Oregon: InTech

Vecchi G A, Harrison M J. 2007. An observing system simulation experiment for the Indian Ocean. J Clim, 20: 3300–3319

Visbeck M, Araujo M, Boetius A, Buch E, Claustre H, Dabrowski T, Delory E, deYoung B, Drinkwater K, Fischer A, Fritz J-S, Horsburgh K J, Karstensen J, Lampitt R, Larkin K, Le Traon P-Y, Lherminier P, Monteiro P, Mowlem M C, Pearlman J, Pinardi N, Pouliquen S, Saraceno M, Speich S, Waldmann C, Wallace D, Weller B, Whoriskey F. 2015. More Integrated and More Sustainable Atlantic Ocean Observing System (AtlantOS). CLIVAR Exchanges, 67: 18–20

Wang Q, Mu M, Dijkstra H A. 2012. Application of the conditional nonlinear optimal perturbation method to the predictability study of the Kuroshio large meander. Adv Atmos Sci, 29: 118–134

Wang Q, Mu M, Dijkstra H A. 2013. The similarity between optimal precursor and optimally growing initial error in prediction of Kuroshio large meander and its application to targeted observation. J Geophys Res Oceans, 118: 869–884

Yu Y, Mu M, Duan W, Gong T. 2012. Contribution of the location and spatial pattern of initial error to uncertainties in El Niño predictions. J Geophys Res, 117: C06018

Zhang K, Mu M, Wang Q, Yin B, Liu S. 2019. CNOP-based adaptive observation network designed for improving upstream kuroshio transport prediction. J Geophys Res Oceans, 124: 4350–4364

Zhang K, Mu M, Wang Q. 2017. Identifying the sensitive area in adaptive observation for predicting the upstream Kuroshio transport variation in a 3-D ocean model. Sci China Earth Sci, 60: 866–875

Zhang K, Wang Q, Mu M, Liang P. 2016. Effects of optimal initial errors on predicting the seasonal reduction of the upstream Kuroshio transport. Deep Sea Res Part I-Oceanogr Res Pap, 116: 220–235

Zhang X. 2017. The predictability studies of the Kuroshio Extension states transition. Dissertation for Doctoral Degree. Qingdao: University of Chinese Academy of Sciences

Zhang Y, Bellingham J G. 2008. An efficient method of selecting ocean observing locations for capturing the leading modes and reconstructing the full field. J Geophys Res, 113: C04005

(责任编委: 陈大可)