

基于激光数据的北极海水二氧化碳分压研究

张思琪^{1,2,3}, 陈 鹏^{3,4*}, 张镇华¹, 潘德炉^{1,3}

(1. 南方海洋科学与工程广东省实验室(广州), 广东 广州 511458;

2. 齐鲁工业大学(山东省科学院)海洋仪器仪表研究所, 山东 青岛 266061;

3. 自然资源部第二海洋研究所 卫星海洋环境动力学国家重点实验室, 浙江 杭州 310012;

4. 东海实验室, 浙江 舟山 316021)

摘要: 星载激光雷达作为一种新型的主动遥感技术, 为全球海洋昼夜以及极地冬季海水二氧化碳分压的研究提供了可能。研究通过使用云-气溶胶激光雷达与红外探路者卫星(CALIPSO)数据, 对全球海表面叶绿素 a (Chla) 浓度进行了反演, 并构建了基于激光数据的前向神经网络模型(FNN-LID), 重构了北冰洋海水二氧化碳分压(pCO_2)昼/夜长时序数据集。在此基础上, 对基于主动遥感的极地海水 Chla 浓度和海水 pCO_2 数据进行了验证与分析。结果显示, 基于该算法的反演产品, 具有较高的数据质量, 不论是和其他被动遥感的产物还是独立浮标观测数据集都有较好的一致性, 且能够有效“填充”极地冬季的数据空白。在北冰洋海区, 受陆源强烈影响的边缘海都表现为较高的海表 Chla 浓度。北冰洋海水 pCO_2 的空间格局表现出经向的差异, 且 pCO_2 的季节变化十分剧烈, 甚至超过 $80 \mu atm$ 。近 20 年来, 北冰洋稳定地表现为大气二氧化碳的汇, 而在东西伯利亚海和喀拉海等海冰显著衰退的地区, 海面 pCO_2 的增长率非常显著。

关键词: 星载激光雷达反演; 北冰洋; 海水二氧化碳分压; 极夜; 长时序研究

中图分类号: P76

文献标识码: A

Arctic sea surface CO_2 partial pressure based on LiDAR

ZHANG Si-Qi^{1,2,3}, CHEN Peng^{3,4*}, ZHANG Zhen-Hua¹, PAN De-Lu^{1,3}

(1. Southern Marine Science and Engineering Guangdong Laboratory (Guangzhou), Guangzhou 511458, China;

2. Institute of Oceanographic Instrumentation, Qilu University of Technology (Shandong Academy of Sciences), Qingdao 266061, China;

3. State Key Laboratory of Satellite Ocean Environment Dynamics, Second Institute of Oceanography, Ministry of Natural Resources, Hangzhou 310012, China;

4. Donghai Laboratory, Zhoushan 316021, China)

Abstract: The spaceborne light detection and ranging (LiDAR), as a novel active remote sensing technology, offers possibilities for global diurnal research. In this study, global sea surface chlorophyll- a (Chla) concentrations were inverted using satellite data from Cloud-Aerosol Lidar and Infrared Pathfinder Satellite Observations (CALIPSO). A feed-forward neural network model based on LiDAR data (FNN-LID) was developed to reconstruct a long-term diurnal dataset of sea surface pCO_2 in the Arctic Ocean. Subsequently, verification and analysis were conducted on the polar sea surface Chla concentrations and sea surface pCO_2 based on active remote sensing. The results demonstrated that the inversion products generated by this algorithm exhibit high data quality and exhibit favorable consistency with both other passive remote sensing products and buoy observations. Moreover, these products effectively fill data gaps during polar winters. Along the Arctic Ocean, margin seas significantly influenced by terrestrial sources consistently display high sea surface Chla concentrations. The spatial distribution of sea surface pCO_2 in the Arctic Ocean manifests meridional variations, with marked seasonal fluctuations, even higher than $80 \mu atm$. Over the past two decades, the Arctic Ocean has

收稿日期: 2023-10-07, 修回日期: 2023-11-20

Received date: 2023-10-07, Revised date: 2023-11-20

基金项目: 东海实验室预研项目 (DH-2022ZY003), 山东省重点研发计划 (2023ZLYS01), 国家自然科学基金 (42322606, 42276180, 61991453, 2022YFC3104200)

Foundation items: Supported by the Donghai Laboratory Prereseach Project (DH2022ZY0003), Key R&D Program of Shandong Province, China (2023ZLYS01), National Natural Science Foundation of China (42322606, 42276180, 61991453, 2022YFC3104200),

作者简介 (Biography): 张思琪 (1996-), 女, 浙江杭州人, 助理研究员, 激光遥感应用及海洋碳循环的研究, Email: sqzhang@sio.org.cn

*通讯作者 (Corresponding author): Email: chenp@sio.org.cn

consistently acted as a carbon dioxide sink, while areas with substantial sea ice decline such as the East Siberian Sea and Kara Sea exhibit pronounced increases in sea surface $p\text{CO}_2$.

Key words: spaceborne LiDAR, arctic ocean, sea surface CO_2 partial pressure, polar night, long-term variation

引言

工业革命以来,人类对森林的砍伐和大量化石燃料的燃烧,向大气中排放了过量的二氧化碳(CO_2),引起了大气 CO_2 浓度的持续上升^[1,2]。海洋作为自然界中最大的碳汇,其持续增长的碳汇是至关重要的^[3]。对于现代海洋全球海水二氧化碳分压($p\text{CO}_2$)的年度变化和季节性波动的研究已较为充分^[4,5];然而,区域性的海洋碳估算仍然存在较大不确定性,特别是在北冰洋和南大洋等一些数据稀缺的地区。这些区域由于季节性差异显著、实测数据覆盖范围非常有限和海况恶劣等因素而存在较大不确定性^[2,6,7]。因此,准确的全球碳清单则亟待对这些特殊区域海洋碳汇能力的深入认知。

在过去的30年里,在全球气候变化的持续影响下,北冰洋冰-大气系统的显著变化:海冰损失增加^[8,9]、海表面环流改变^[10-12]、表层水增加^[13,14]以及初级生产力提高^[15]等。此外,北冰洋也被认为是海洋酸化最严重的区域, CO_2 的溶解度在低温度下更大,导致了北冰洋碳酸盐系统对人为 CO_2 更加敏感^[16,17],正确认识北冰洋碳酸盐体系对全球气候变化的响应将有助于制定应对气候变化的有效政策。

海水 $p\text{CO}_2$ 一直被认为是海洋碳酸盐系统最直观的参数^[18-20]。然而,由于北极环境复杂,频繁的高强度风暴和冬季低温使得北极海水 $p\text{CO}_2$ 观测数据非常罕见且昂贵,只有阿拉斯加、加拿大部分地区和斯堪的纳维亚半岛(格陵兰岛)有较为充足的实测数据^[21],其他地区则缺乏充足的研究数据。近年来,受益于海面 CO_2 逸度原位测量密度的增加和大量遥感数据,出现了多种基于数据插值方法或机器学习的海面 $p\text{CO}_2$ 重建方法^[6],在全球研究中已成功填补时空数据空白^[22-30]。然而,由于极地地区的被动遥感数据质量较差,覆盖范围非常有限,当前对于极区的研究仍存在较大误差。此外,太阳辐射驱动的被动辐射计受海冰、云和太阳辐射损失较大,导致整个冬季高纬度地区海洋水色观测的大量缺失^[18,28],包括海表面叶绿素 a (Chla) 浓度及其衍生数据 $p\text{CO}_2$ 。

而最近的星载激光雷达观测则在逐渐满足这些关键数据需求,同时包含昼/夜间观测(分别在当

地时间 13:40 和 01:40 采集)的高分辨率激光雷达数据集也用来反演昼/夜海水 Chla 浓度。Lu 等人(2014)反演了基于云-气溶胶激光雷达与红外探路者卫星(Cloud-Aerosol Lidar and Infrared Pathfinder Satellite Observations)的全球海洋 Chla 和颗粒有机碳浓度。Behrenfeld 等人(2017)展示了基于激光数据的极地浮游植物生物量年循环结果^[31,32]。与传统的卫星海洋颜色遥感相比,激光遥感数据提供了全新的全球(包括极地地区)海洋浮游植物特性的昼/夜观测结果,从而有效提高我们对海洋浮游植物初级生产力的了解^[33-36]。

本研究使用 CALIPSO 星载数据,对全球海水 Chla 进行了反演,并构建了 FNN-LID 模型,在此基础上重构了北冰洋海水 $p\text{CO}_2$ 昼/夜长时序数据集,详细地对极地海水 Chla 浓度和海水 $p\text{CO}_2$ 的时空分布进行了分析,并讨论了近 20 年来的年际变化。

1 数据与方法

1.1 激光数据的反演

海洋激光雷达作为一种主动遥感手段,通过发射系统-接受回波信号为探测夜间海洋生物活动提供了可能。本研究使用了 2007~2020 年美国国家航空航天局发布的 CALIPSO 星载激光雷达数据(数据下载地址: <http://orca.science.oregonstate.edu>)^[37,38]。该卫星搭载的正交偏振云和气溶胶激光雷达(Cloud Aerosol Lidar with Orthogonal Polarization, CALIOP)可同时产生 532 nm 和 1 064 nm 波段的双偏振激光脉冲,该回波信号需针对偏振串扰效应进行校正^[39]。本研究使用 Zhang 等人(2022)的全球海水 Chla 反演算法,该算法基于前反馈神经网络构建了 CALIPSO 雷达回波信号与全球海水 Chla 之间的非线性关系,并基于此算法反演了完整季节周期的全球昼/夜海水 Chla 浓度^[40]。

1.2 其他数据

本次研究还使用了实测数据、其他被动遥感数据和数据同化产品。研究使用表层海洋 CO_2 地图集(Surface Ocean CO_2 Atlas, SOCAT)系统产品。该数据集提供经过质量控制的表层海洋 CO_2 逸度观测数据,能够支持促进海洋碳循环相关研究的发展。第

一版SOCAT数据发布于2011年,最新的SOCAT数据(2022版)共涵盖了1957年到2021年间3370万组观测数据。为了提高在边缘海的适用性,本研究选择了经过校正的离散走航数据,并根据数据的观测时间划分为昼/夜实测数据集。此外,根据海区特征,研究选择 1° 的空间网格对昼/夜走航实测数据进行网格化。我们还使用了生物地球化学Argo(BGC-argo)浮标在海洋25 m水深以内的海水Chla观测数据,用于对激光反演产品进行独立验证。

研究使用了据由哥白尼海洋环境监测服务(Copernicus Marine Environment Monitoring Service, CMEMS)提供的月平均海面温度(Sea Surface Temperature, SST)、海面盐度(Sea Surface Salinity, SSS)、海面高度(Sea Surface Height, SSH)和混合层深度(Mixed Layer Depth, MLD)数据,其空间分辨率为 0.25° 。大气 CO_2 摩尔分数($x\text{CO}_2$)数据则是来自CarbonTracker2019B的数据同化产品。另外,我们对这些海洋环境数据都经过严格的质量控制和统一的网格化处理,将分辨率不同的原始数据,都插值为 $1^\circ \times 1^\circ$ 的空间分辨率的月平均数据。

1.3 FNN-LID算法的构建

海水 $p\text{CO}_2$ 的变化通常受到海水热力学作用和生物化学过程等多种控制机制的共同影响。其中,SST和SSS的变化可以较好地表征海洋环境中热力学作用对海水 $p\text{CO}_2$ 的影响;Chla则与海洋生物过程息息相关,可以用于表征由于生物活动对海水 $p\text{CO}_2$ 产生的影响;而SSH和MLD则与海洋水平和垂直方向上的海水动力过程相关;此外, $x\text{CO}_2$ 则能作为有效参数,用于表征大气 CO_2 对海水所产生的影响。因此,研究通过时空匹配,将SST、SSS、SSH、 $x\text{CO}_2$ 、MLD和Chla数据一同作为环境预测变量组。通过构建实测海水 $p\text{CO}_2$ 和建立环境预测变量组之间的非线性关系,开发了一个两步的前反馈神经网络,分步骤对海水 $p\text{CO}_2$ 进行反演,流程如图1所示。在每个部分中,本研究都使用FNN-LID捕捉 $p\text{CO}_2\text{-clim}$ 或 $p\text{CO}_2\text{-anom}$ 与一组独立的环境预测变量之间非线性关系。同时,为了提高重建的准确性,这两个部分都是以月为单位构建的。建模过程中,本研究使用Keras人工神经网络库(来自<https://keras.io>)实现FNN-LID的设计、调试、评估和应用。在神经网络算法中,问题的复杂程度和用于训练的数据数量共同决定了神经元数量和层数。本研究遵循

数据数量和连接数之间的因数为10的经验规则,以避免过度拟合^[41]。

在两个过程中所使用的一系列环境预测因子(X_1, X_2, \dots, X_n)为同一个数据集,但这些数据集在两个步骤中所起的作用是不同的。第一步,研究希望通过环境参数重建更理想的高空间分辨率($1^\circ \times 1^\circ$) $p\text{CO}_2\text{-clim}$ 数据,解决现有气候态数据空间分辨率低($4^\circ \times 5^\circ$)的问题。在第二步中,通过使用有限数量的测量数据和环境数据,反演了 $p\text{CO}_2\text{-anom}$,并通过两个步骤中的模型结果相加获得海水 $p\text{CO}_2$ 。在这两个步骤中,本研究通过加入相邻月份的(前一个月和后一个月)的数据来实现保留季节性特征的同时扩展训练数据集。此外,研究将整个数据集分为3个部分,用于FNN训练(50%)、评估(25%)和验证(25%)。因此,本研究对每个月分别构建了反演模型,模型都采用两个各具有五个层的FNN模型分步反演海水 $p\text{CO}_2$,这两个模型共享一个共同的架构,但在不同的数据上进行训练。

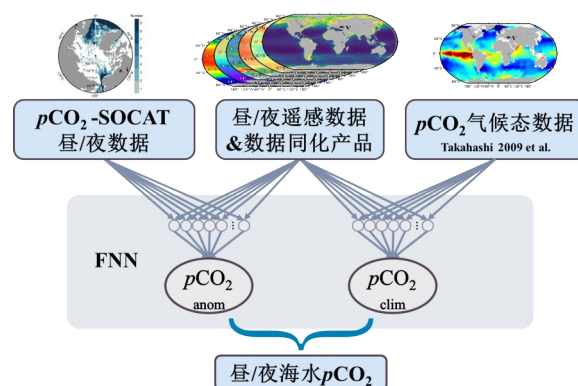


图1 FNN-LID昼/夜海水 $p\text{CO}_2$ 遥感反演模型流程图

Fig. 1 Flowchart of the FNN-LID day/night sea surface $p\text{CO}_2$ retrieved method.

1.4 统计方法

文章使用数据偏差(Bias)、均方根误差(RMSE)和相关系数(R^2)等统计参数作为模型的评价标准之一,这些统计参数的计算过程,如下所示:

$$\text{Bias} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i) \quad , \quad (1)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad , \quad (2)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (\bar{y} - y_i)^2} \quad , \quad (3)$$

其中, n 为样本数量,第 i 个样本的模型反演结果为

\hat{y} , 第 i 个样本的实际观测值为 y_i , \bar{y} 为实际观测值的平均值。

2 结果与讨论

2.1 北冰洋海表面 Chla 的精度检验与时空分布

研究以相对成熟的由 MODIS 反演的 Chla 产品 (Chla-MODIS) 和由 BGC-argo 观测的 Chla 数据 (Chla-Bioargo) 对由 CALIOP 反演的 Chla 产品 (Chla-CALIOP) 进行验证。经过时空匹配后的对比结果显示: 在全球范围内, 来自两个传感器的 Chla 值非常一致 (平均偏差为 $-0.15 \mu\text{atm}$, $R^2=0.75$, $n=12\,775$)。为了进一步对海水 Chla 数据进行验证, 我们还选取了未参与激光数据建模过程的 BGC-argo 浮标数据。相比对 MODIS 遥感数据, BGC-argo 浮标不受太阳辐射的影响能够提供高质量的夜间海水 Chla 观测数据。因此, 我们对浮标数据进行了划分, 与 CALIPSO-Chla 产品的昼/夜对比结果如图 2 所示。总体来看, 激光反演产品能够较好地还原海表 Chla 的时空分布情况, 在 462 组匹配点中两者的相关系数 R^2 为 0.55, 平均误差为 $-0.11 \mu\text{g/L}$ 。此外, 相比于白天的反演产品 ($\text{Bias} = 0.025 \mu\text{g/L}$, $r^2 = 0.24$), 夜间的反演产品展现出更好的效果 ($\text{Bias} = 0.008 \mu\text{g/L}$, $r^2 = 0.25$)。

此外, 我们的反演结果也表明, CALIPSO-Chla 反演产品可以有效填补被动遥感产品在高纬度以及极地区域冬季的数据空白。如图 3(a) 所示, 以 2011 年 12 月为例, 由于太阳高度角过低、太阳辐射不足, 以及传统的大气校正失效等原因, 导致 MODIS 被动水色产品发生季节性大面积缺失, 而并不依赖太阳辐射的主动遥感传感器却依然可以持续获得高纬度地区海水 Chla 数据, 如图 3(b) 所示。因此, 基于 CALIOP 的 Chla 能够“填充”在晚秋至早春期间传统被动遥感卫星难以观测的区域, 并提供完整的极地浮游植物年周期记录^[31]。由于现有北极冬季实测数据稀少的暂时无法直接对比比较精度, 考虑激光雷达信号与 Chla 的相关性不断被大量研究证实^[31, 32], 同时机器学习对于这两者间非线性关系到的学习能力在全球范围内都表现较好, 我们认为外推是有一定合理性的。此外, 尽管无法评价现有 Chla 数据在北冰洋冬季的精度, 极地反演结果也经过实测和极地夏季其他遥感反演产品验证^[42], 基于真实信号的反演遥感数据也比被动遥感的“空白”带来更多有关极地生态环境的有效信息。此外, 我们也发现由于激光卫星数据刈副宽度较为狭

窄, 无法实现大面观测。在我们将原始星下点数据网格化到 1° 的月平均结果时, 也会引入误差。

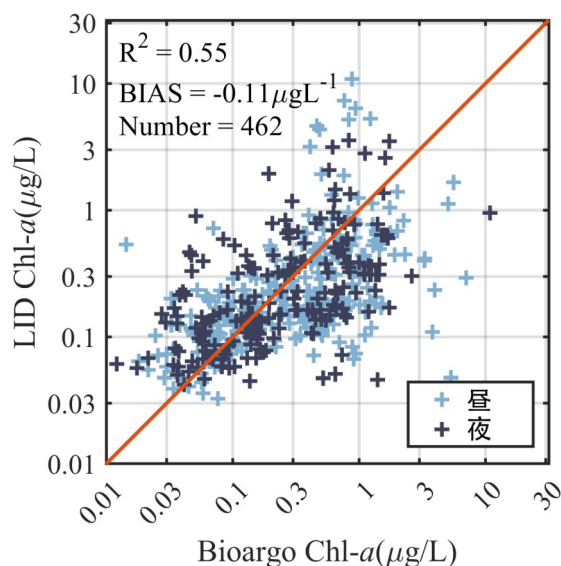


图2 激光反演产品与 BGC-argo 产品海水 Chla 反演结果对比图 ($\mu\text{g L}^{-1}$)。

Fig. 2 Comparison between CALIPSO-Chla and BGC-argo of global Chla ($\mu\text{g L}^{-1}$).

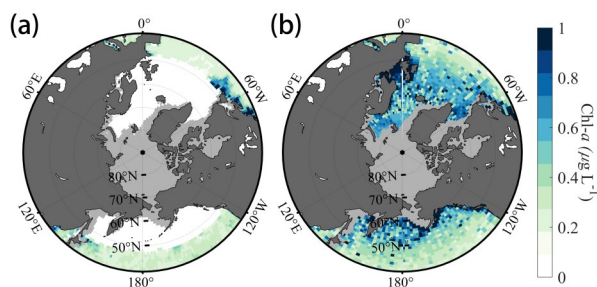


图3 2011 年 12 月北冰洋海水 Chla 分布图 ($\mu\text{g L}^{-1}$): (a) MODIS 数据和 (b) CALIPSO 激光雷达数据。白色为无效数据区域, 浅灰色阴影则表示海冰覆盖范围

Fig. 3 Sea Water Chla concentrate ($\mu\text{g L}^{-1}$) from (a) MODIS and (b) CALIPSO on December 2011. White indicates invalid data areas, while light gray shading represents sea ice

针对北冰洋的海水 Chla 浓度, 我们计算了 2007~2020 年间的气候态季节平均结果 (春季: 3~5 月、夏季: 6~8 月、秋季: 9~11 月和冬季: 12~2 月)。如图 4 所示, 与全球大洋类似北半球高纬度海水 Chla 浓度呈现出近岸高于大洋的空间分布。其中, 最高值出现在白令海海盆和波罗地海等生物活动强烈的边缘海区域。此外, 在北冰洋海区, 喀拉海拉普捷夫海等受陆源强烈影响的边缘海都表现为较高的海表 Chla 浓度, 在夏秋的冰季其浓度大于

$1 \mu\text{g L}^{-1}$ 。在格陵兰海无冰区,则表现出显著的季节性变化,海水 Chla 浓度在夏季达到全年的峰值。

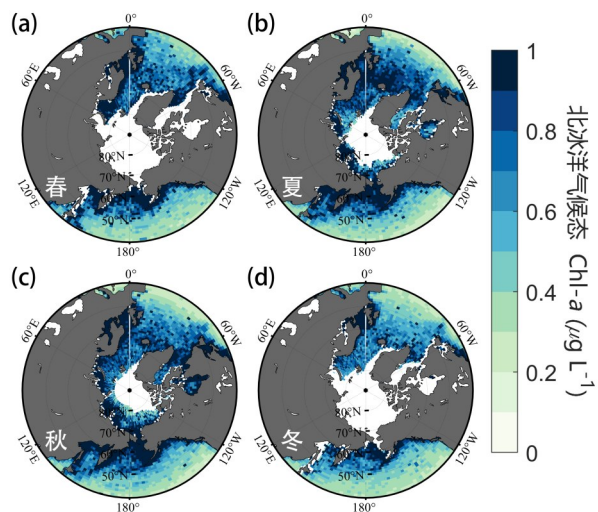


图4 气候态北冰洋海水 Chla 浓度季节分布图($\mu\text{g L}^{-1}$):(a) 春季(3-5月);(b)夏季(6-8月);(c)秋季(9-11月)和(d)冬季(12-2月)。

Fig. 4 Seasonal distribution of climate-averaged sea surface Chla concentrate for Arctic Ocean ($\mu\text{g L}^{-1}$): (a) Spring (March-May); (b) Summer (June-August); (c) Autumn (September-November), and (d) Winter (December-February)

2.2 FNN-LID算法的精度检验

我们使用未参与建模的北冰洋数据对模型结果进行验证,结果如图5所示。在北冰洋海区,FFN-LID的反演也维持了较好的效果,在验证集2567个验证数据中,平均RMSE为24.69 μatm ,总体平均 R^2 为0.76,误差为-0.14 μatm 。其中,误差主要表现在波弗特海沿岸和新地岛北部被高估,而在格陵兰岛以东的融冰区存在轻微低估。

Yasunaka团队、CMEMS、日本气象厅和苏黎世联邦理工学院也都曾使用不同的机器学习方法重建基于SOCAT实测数据的全球/北冰洋数据集^[29, 43-46]。我们也将本模型的反演效果与这些国际先进产品进行了对比,不同方法表现都出大致相似的空间分布,各个产品与SOCAT实测数据相比较的统计指标如表1所示。此外,与其他数据集相比,本产品不仅提供基于遥感观测数据的冬季高纬度结果,并在东西伯利亚海和喀拉海有更好的反演效果。

2.3 北冰洋海水 $p\text{CO}_2$ 的时空分布特征

部分海冰覆盖月份无法获得全年 $p\text{CO}_2$ 数据,因

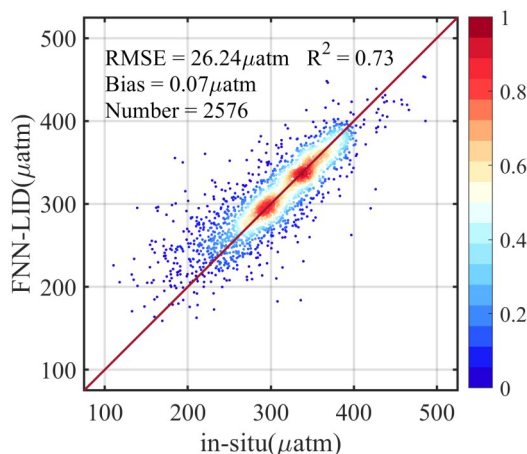


图5 验证集中CALIPSO反演 $p\text{CO}_2$ 产品与实测数据的对比图(μatm)。

Fig. 5 Comparison between CALIPSO- $p\text{CO}_2$ and with observed data in the validation set (μatm).

表1 基于不同反演算法的的北冰洋重构数据集与SOCAT实测数据的验证

Table 1 Comparison of reconstruction datasets based on different method with observed SOCAT- $p\text{CO}_2$ in the Arctic Ocean

数据集	RMSE (μatm)	Bias (μatm)	R^2	样本量
CMEMS	31.22	0.27	0.64	12 402
IBP	29.36	-1.21	0.68	15 445
JMA	26.71	1.01	0.63	6 412
FNN-LID(论文产品)	24.59	-0.14	0.75	10 266
Yasunaka等(2016)	32	-	0.8	-
Yasunaka等(2018)	30	-	0.82	-

为海冰会干扰辐射传输,导致遥感数据质量下降。因此,我们使用海冰数据来对反演产品进行掩膜,季节平均 $p\text{CO}_2$ 结果如图6所示。北冰洋海水 $p\text{CO}_2$ 的空间格局表现出经向的差异,在以太平洋水域为主的区域(例如楚科奇海和格陵兰海)显示出较高的季节变化。在楚科奇海域,海水 $p\text{CO}_2$ 高于波弗特海西部,这一发现与Bates的观察结果一致^[47]。以格陵兰海和巴伦支海为例,北冰洋海水中 $p\text{CO}_2$ 的季节变化(6~12月)约为 $81.1 \pm 39.16 \mu\text{atm}$,这种剧烈的季节性变化在整个北冰洋都很普遍,其中季节性振幅最大值出现在白令海峡和白海大陆架附近。

极夜是持续的黄昏或夜晚,在北极的极夜通常持续约11周(从11月到次年1月),这段时间里北冰洋受到的太阳辐射很少。尽管一些模型用气候平均值或插值Chla数据替换了北冰洋冬季Chla值,实

现了对冬季北冰洋海水 $p\text{CO}_2$ 的反演。但这种处理在反演冬季 $p\text{CO}_2$ 时会引入较大的不确定性,例如冬季 Chla 值通常低于气候平均值,使用气候态数据将会高估冬季海水 Chla。然而,通过主动 LiDAR 传感器收集的 CALIPSO 测量值不受太阳辐射的限制,因此 FNN-LID 模型可以提供从晚秋到初春季的空缺值,以补充被动水色传感器无法观测的数据,从而构建了第一个完全基于测量数据而非统计数据的完整极地 $p\text{CO}_2$ 数据集。使用主动遥感所重建的夏季和冬季 $p\text{CO}_2$ 数据分别如图 6(b) 和 (d) 所示,基于 LiDAR 的遥感产品明显具有优越的空间覆盖范围。相比于直接使用这些覆盖范围相对较小的被动数据来估算北冰洋碳汇,能够避免对冬季北冰洋碳汇的低估。

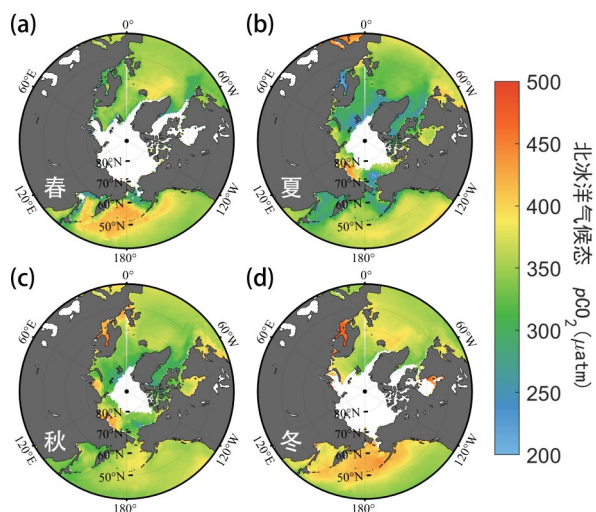


图 6 气候态北冰洋海水 $p\text{CO}_2$ 季节分布图 (μatm): (a) 春季 (3~5 月); (b) 夏季 (6~8 月); (c) 秋季 (9~11 月) 和 (d) 冬季 (12~2 月)

Fig. 6 Seasonal distribution of climate-averaged sea surface $p\text{CO}_2$ for Arctic Ocean (μatm): (a) Spring (March-May); (b) Summer (June-August); (c) Autumn (September-November); and (d) Winter (December-February)

在此基础上,本研究重新评估了北冰洋完整的近海表大气和海表面 $p\text{CO}_2$ 年内变化,结果显示如图 7 所示。北冰洋上空大气 $p\text{CO}_2$ 的空间变化很小,季节变化约为 $4 \mu\text{atm}$,在夏季达到最高值。而海水则表现为剧烈的季节性波动,冬季海水 $p\text{CO}_2$ 显著高于夏季。海水 $p\text{CO}_2$ 的季节性变化通常受到温度作用和非温度作用(包括生物作用和海水混合作用等)的共同影响。当温度作用为主要控制机制时,由于溶解度变化,海水 $p\text{CO}_2$ 随温度上升而增大,夏季海

水 $p\text{CO}_2$ 会高于冬季;而非温度效应作为主要控制机制时,由于冬季富含 DIC 的深层海水上涌和夏季强烈的生物作用消耗海水 $p\text{CO}_2$ 等作用影响,呈现出相反的结果:冬季海水 $p\text{CO}_2$ 会高于夏季。因此,非温度效应在北冰洋海水中占主导地位,该结论与传统实测数据在亚北冰洋地区发现的季节变化一致,整个北半球高纬度地区的季节性变化都表现为冬季海水 $p\text{CO}_2$ 高于夏季。

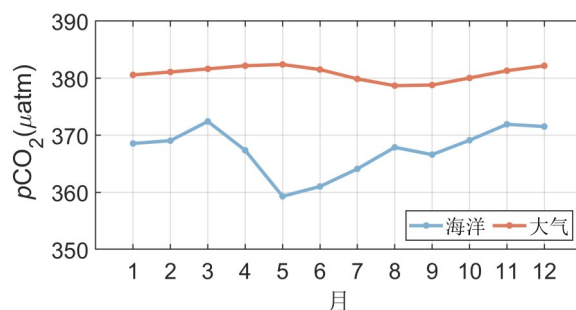


图 7 北冰洋近海表大气和海表面 $p\text{CO}_2$ 年内变化。

Fig. 7 Seasonal variation of atmospheric and sea surface $p\text{CO}_2$ in the Arctic Ocean.

2.4 北冰洋海水二氧化碳分压的长时序变化

研究使用长时间序列海水 $p\text{CO}_2$ 值来计算年际变化趋势,为了更好地观察海水 $p\text{CO}_2$ 的长时序变化。结果显示,2007~2020 年间北冰洋海水 $p\text{CO}_2$ 变化趋势约为 $1.93 \pm 0.016 \mu\text{atm yr}^{-1}$,伴随着大气 $p\text{CO}_2$ 几乎不变的增长率,近 20 年来北冰洋稳定地表现为大气 CO_2 的汇。

如图 8 所示,研究还统计了北冰洋不同子区域 $p\text{CO}_2$ 长时序变化。结果表明,在过去的 20 年内,北冰洋的各个区域海水 $p\text{CO}_2$ 都始终低于大气,表现为大气 CO_2 的汇。其中,在东西伯利亚海和喀拉海等海冰显著衰退的地区,海面 $p\text{CO}_2$ 的增长率非常显著。Qi 等人(2022)根据多年的观测提出:当海冰消失时,海冰附近碳酸盐缓冲能力良好(碱度相对较高而 $p\text{CO}_2$ 较低)的海水被缓冲能力较差的融冰水(碱度较低且 $p\text{CO}_2$ 较高)稀释^[48]。与原始海水相比,大气中的 CO_2 入侵将导致被融冰水稀释的海水中的 pH 值和缓冲能力都大幅下降,这种由冰融化驱动的机制可以解释过去 20 年在北冰洋观察到 $p\text{CO}_2$ 快速增加的现象。此外,在西伯利亚海和拉普捷夫海海水 $p\text{CO}_2$ 已逐渐接近大气水平,未来是否能持续地表现为碳源仍值得更深入的研究。

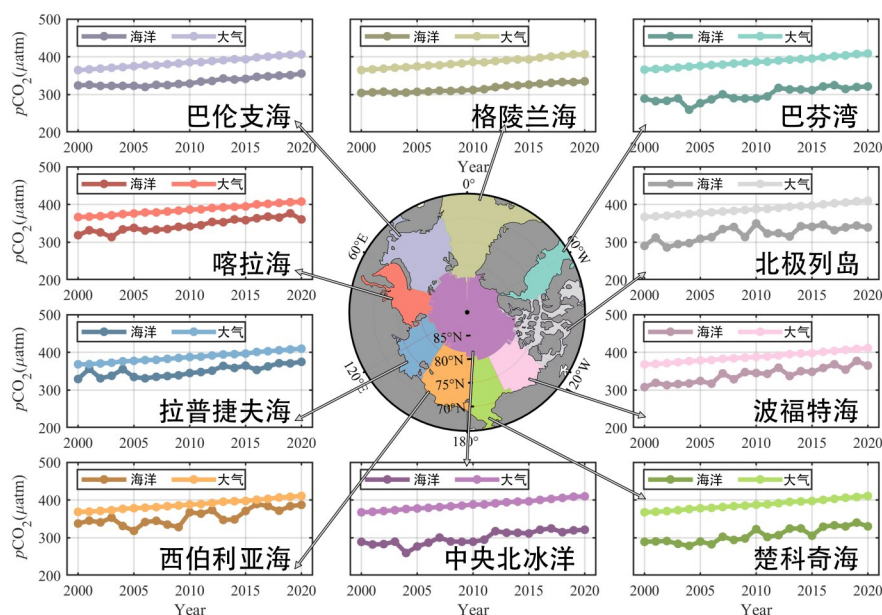


图8 北冰洋不同子区域 $p\text{CO}_2$ 长时序变化。

Fig. 8 Long-term variation of $p\text{CO}_2$ in different Subregions of the Arctic Ocean.

3 结语

本研究使用 CALIPSO 星载数据,对全球海水 Chla 进行了反演,并构建了 FNN-LID 模型,重构了北冰洋海水 $p\text{CO}_2$ 昼/夜长时序数据集。在此基础上,研究对极地海水 Chla 浓度和海水 $p\text{CO}_2$ 进行了分析,发现激光数据有效“填充”了极地冬季的空白。此外,在北冰洋海区,喀拉海拉普捷夫海等受陆源强烈影响的边缘海都表现为较高的海表 Chla 浓度。在格陵兰海无冰区,则表现出显著的季节性变化,海水 Chla 浓度在夏季达到全年的峰值。北冰洋海水 $p\text{CO}_2$ 的空间格局表现出经向的差异,且北冰洋海水中 $p\text{CO}_2$ 的季节变化十分剧烈,其中季节性振幅最大值出现在白令海峡和白海大陆架附近。近 20 年来北冰洋稳定地表现为大气 CO_2 的汇,而在东西伯利亚海和喀拉海等海冰显著衰退的地区,海面 $p\text{CO}_2$ 的增长率非常显著。

未来与展望:研究通过使用主动遥感数据反演了北极极夜情况下的海水 $p\text{CO}_2$,但是这一参数无法直接观测海洋碳汇,仍需要设计后续环节估算海-气 CO_2 通量。而对海-气 CO_2 通量的估算还需要考虑到近海表的大气 CO_2 浓度、海表面 CO_2 的溶解度以及海-气气体传输速率。因此,下一步的工作目标是如何进一步利用遥感数据大面长时序的优势,采取主被动融合的方式估算北极的海-气 CO_2 通量,并计算北极长时序碳汇变化。

Reference

- [1] REAY D. Greenhouse gas sinks [M]. CABI, 2007.
- [2] SABINE C L, FEELY R A, GRUBER N, *et al.* The oceanic sink for anthropogenic CO_2 [J]. *science*, 2004, **305** (5682): 367-71.
- [3] ARICò S, WANNINKHOF R, SABINE C. Integrated ocean carbon research: A summary of ocean carbon research, and vision of coordinated ocean carbon research and observations for the next decade [J]. 2021.
- [4] TAKAHASHI T, OLAFSSON J, GODDARD J G, *et al.* Seasonal variation of CO_2 and nutrients in the high-latitude surface oceans: A comparative study [J]. *Global Biogeochemical Cycles*, 1993, **7**(4): 843-78.
- [5] SARMIENTO J L. Ocean biogeochemical dynamics [M]. Ocean Biogeochemical Dynamics. Princeton University Press. 2013.
- [6] RÖDENBECK C, BAKKER D C, GRUBER N, *et al.* Data-based estimates of the ocean carbon sink variability—first results of the Surface Ocean $p\text{CO}_2$ Mapping intercomparison (SOCOM) [J]. *Biogeosciences*, 2015, **12**(23): 7251-78.
- [7] LE QUÉRÉ C, ANDREW R M, FRIEDLINGSTEIN P, *et al.* Global carbon budget 2017 [J]. *Earth System Science Data*, 2018, **10**(1): 405-48.
- [8] ONARHEIM I H, ELDEVİK T, SMEDSRUD L H, *et al.* Seasonal and regional manifestation of Arctic sea ice loss [J]. *Journal of Climate*, 2018, **31**(12): 4917-32.
- [9] STROEVE J, NOTZ D. Changing state of Arctic sea ice across all seasons [J]. *Environmental Research Letters*, 2018, **13**(10): 103001.
- [10] TIMMERMANS M L, PROSHUTINSKY A, GOLUBEVA E, *et al.* Mechanisms of Pacific summer water variability in the Arctic's Central Canada Basin [J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2014, **119**(11): 7523-48.
- [11] CORLETT W B, PICKART R S. The Chukchi slope cur-

- rent [J]. *Progress in Oceanography*, 2017, **153**: 50–65.
- [12] STABENO P, KACHEL N, LADD C, *et al.* Flow patterns in the eastern Chukchi Sea: 2010 – 2015 [J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2018, **123**(2): 1177–95.
- [13] GILES K A, LAXON S W, RIDOUT A L, *et al.* Western Arctic Ocean freshwater storage increased by wind-driven spin-up of the Beaufort Gyre [J]. *Nature Geoscience*, 2012, **5**(3): 194–7.
- [14] YAMAMOTO - KAWAI M, MCLAUGHLIN F, CARMACK E, *et al.* Surface freshening of the Canada Basin, 2003–2007: River runoff versus sea ice meltwater [J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2009, **114**(C1).
- [15] ARRIGO K R, VAN DIJKEN G L. Continued increases in Arctic Ocean primary production [J]. *Progress in Oceanography*, 2015, **136**: 60–70.
- [16] YAMAMOTO-KAWAI M, MCLAUGHLIN F A, CARMACK E C, *et al.* Aragonite undersaturation in the Arctic Ocean: effects of ocean acidification and sea ice melt [J]. *Science*, 2009, **326**(5956): 1098–100.
- [17] MONITORING A. Arctic Ocean Acidification Assessment: 2018 Summary for Policy-Makers [C]. 2019.
- [18] EUSKIRCHEN E S, BRUHWILER L M, COMMANE R, *et al.* Current knowledge and uncertainties associated with the Arctic greenhouse gas budget [J]. *Balancing Greenhouse Gas Budgets*, 2022: 159–201.
- [19] WANNINKHOF R. Relationship between wind speed and gas exchange over the ocean revisited [J]. *Limnology and Oceanography: Methods*, 2014, **12**(6): 351–62.
- [20] COLE J J, CARACO N F. Atmospheric exchange of carbon dioxide in a low-wind oligotrophic lake measured by the addition of SF₆ [J]. *Limnology and Oceanography*, 1998, **43**(4): 647–56.
- [21] METCALFE D B, HERMANS T D, AHLSTRAND J, *et al.* Patchy field sampling biases understanding of climate change impacts across the Arctic [J]. *Nature ecology & evolution*, 2018, **2**(9): 1443–8.
- [22] LEFÈVRE N, WATSON A J, WATSON A R. A comparison of multiple regression and neural network techniques for mapping in situ pCO₂ data [J]. *Tellus B: Chemical and Physical Meteorology*, 2005, **57**(5): 375–84.
- [23] FRIEDRICH T, OSCHLIES A. Neural network-based estimates of North Atlantic surface pCO₂ from satellite data: A methodological study [J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2009, **114**(C3).
- [24] LANDSCHÜTZER P, GRUBER N, BAKKER D C, *et al.* A neural network-based estimate of the seasonal to interannual variability of the Atlantic Ocean carbon sink [J]. *Biogeosciences*, 2013, **10**(11): 7793–815.
- [25] NAKAOKA S-I, TELSZEWSKI M, NOJIRI Y, *et al.* Estimating temporal and spatial variation of ocean surface pCO₂ in the North Pacific using a self-organizing map neural network technique [J]. *Biogeosciences*, 2013, **10**(9): 6093–106.
- [26] LARUELLE G G, LANDSCHÜTZER P, GRUBER N, *et al.* Global high-resolution monthly pCO₂ climatology for the coastal ocean derived from neural network interpolation [J]. *Biogeosciences*, 2017, **14**(19): 4545–61.
- [27] DENVIL-SOMMER A, GEHLEN M, VRAC M, *et al.* ffn-lscc: a two-step neural network model for the reconstruction of surface ocean pCO₂ over the global ocean [J]. *Geoscientific Model Development*, 2019.
- [28] CHAU T T T, GEHLEN M, CHEVALLIER F. A seamless ensemble-based reconstruction of surface ocean pCO₂ and air – sea CO₂ fluxes over the global coastal and open oceans [J]. *Biogeosciences*, 2022, **19**(4): 1087–109.
- [29] YASUNAKA S, MURATA A, WATANABE E, *et al.* Mapping of the air – sea CO₂ flux in the Arctic Ocean and its adjacent seas: Basin-wide distribution and seasonal to interannual variability [J]. *Polar Science*, 2016, **10**(3): 323–34.
- [30] YASUNAKA S, SISWANTO E, OLSEN A, *et al.* Arctic Ocean CO₂ uptake: an improved multiyear estimate of the air – sea CO₂ flux incorporating chlorophyll a concentrations [J]. *Biogeosciences*, 2018, **15**(6): 1643–61.
- [31] BEHRENFELD M J, HU Y, O'MALLEY R T, *et al.* Annual boom–bust cycles of polar phytoplankton biomass revealed by space-based lidar [J]. *Nature Geoscience*, 2017, **10**(2): 118–22.
- [32] LU X, HU Y, TREPTE C, *et al.* Ocean subsurface studies with the CALIPSO spaceborne lidar [J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2014, **119**(7): 4305–17.
- [33] LU X, HU Y, YANG Y, *et al.* Antarctic spring ice–edge blooms observed from space by ICESat-2 [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020: 111827.
- [34] DIONISI D V. E., BRANDO G., VOLPE S., COLELLA AND R. SANTOLERI. Seasonal distributions of ocean particulate optical properties from spaceborne lidar measurements in Mediterranean and Black Sea [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 247.
- [35] JAMET C, MJ B, AB D, *et al.* Going Beyond Standard Ocean Color Observations: Lidar and Polarimetry [J]. *Frontiers in Marine Science*, 2019, **6**: 251.
- [36] HOSTETLER C A, BEHRENFELD M J, HU Y, *et al.* Spaceborne Lidar in the Study of Marine Systems [J]. *Annual Review of Marine Science*, 2018, **10**(1): 121–47.
- [37] KIM M-H, OMAR A H, TACKETT J L, *et al.* The CALIPSO version 4 automated aerosol classification and lidar ratio selection algorithm [J]. *Atmospheric measurement techniques*, 2018, **11**(11): 6107–35.
- [38] BEHRENFELD M, HU Y, BISSON K, *et al.* Retrieval of ocean optical and plankton properties with the satellite Cloud–Aerosol Lidar with Orthogonal Polarization (CALIOP) sensor: Background, data processing, and validation status [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, **281**: 113235.
- [39] LU X, HU Y, VAUGHAN M, *et al.* New attenuated backscatter profile by removing the CALIOP receiver's transient response [J]. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 2020: 107244.
- [40] ZHANG Z, CHEN P, JAMET C, *et al.* Retrieving bbp and POC from CALIOP: A deep neural network approach [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2023, **287**: 113482.
- [41] AMARI S-I, MURATA N, MULLER K-R, *et al.* Asymptotic statistical theory of overtraining and cross-validation [J]. *IEEE transactions on neural networks*, 1997, **8**(5): 985–96.

- [42] ZHANG S, CHEN P, ZHANG Z, *et al.* Carbon Air – Sea Flux in the Arctic Ocean from CALIPSO from 2007 to 2020 [J]. *Remote Sensing*, 2022, **14**(24): 6196.
- [43] LANDSCHÜTZER P, LARUELLE G G, ROOBAERT A, *et al.* A uniform pCO₂ climatology combining open and coastal oceans [J]. *Earth Syst Sci Data*, 2020, **12**(4): 2537–53.
- [44] CHAU T T T, GEHLEN M, CHEVALLIER F. A seamless ensemble-based reconstruction of surface ocean pCO₂ and air – sea CO₂ fluxes over the global coastal and open oceans [J]. *Biogeosciences*, 2022, **19**(4): 1087–109.
- [45] IIDA Y, TAKATANI Y, KOJIMA A, *et al.* Global trends of ocean CO₂ sink and ocean acidification: an observation-based reconstruction of surface ocean inorganic carbon variables [J]. *Journal of Oceanography*, 2021, **77**: 323–58.
- [46] Sayaka Y, Eko S, Are O, *et al.* Arctic Ocean CO₂ uptake: an improved multiyear estimate of the air – sea CO₂ flux incorporating chlorophyll *a* concentrations [J]. *Biogeosciences*, 2018, **15**(6): 1643–1661. DOI: 10.5194/bg-15-1643-2018.
- [47] BATES N R, MORAN S B, HANSELL D A, *et al.* An increasing CO₂ sink in the Arctic Ocean due to sea-ice loss [J]. *Geophysical Research Letters*, 2006, **33**(23).
- [48] QI D, OUYANG Z, CHEN L, *et al.* Climate change drives rapid decadal acidification in the Arctic Ocean from 1994 to 2020 [J]. *Science*, 2022, **377**(6614): 1544–50.