引 用 格 式：LIU Shiwei，SONG Kaishan，XIONG Chunlan，*et al*. Advances in remote sensing retrieval of aquatic pCO_2：From open oceans to inland water bodies[J]. Remote Sensing Technology and Application，2025，40(4)：875-885.[刘士伟，宋开山，熊春兰，等. 水体pCO_2遥感估算研究进展——从开阔大洋到内陆水体[J]. 遥感技术与应用，2025，40(4)：875-885.]
DOI：10.11873/j.issn.1004-0323.2025.4.0875

水体pCO_2遥感估算研究进展
——从开阔大洋到内陆水体

刘士伟[1,2]，宋开山[1]，熊春兰[1,2]，刘 阁[1]，陶 慧[1]，尚盈辛[1]，温志丹[1]
（1. 中国科学院东北地理与农业生态研究所 水环境遥感学科组，吉林 长春 130102；
2. 中国科学院大学 资源与环境学院，北京 100049）

摘要：自工业革命以来，自然和人为因素导致温室气体排放增加，引起全球变暖等一系列环境问题。全球海洋已被证实是大气二氧化碳(CO_2)的主要汇，能吸收大约25%的人为排放CO_2；而内陆水体作为大气CO_2的源，排放的温室气体相当于全球化石燃料释放CO_2的近20%。表层水体CO_2分压(pCO_2)的准确估算是研究各类水体碳通量与源汇格局的前提。从90年代开始，研究者们已经积累了大量的实测pCO_2值，这为深入理解水体pCO_2的影响机制和估算模型的建立提供了坚实的数据基础。遥感具有大尺度、长期观测的能力，通过遥感反演的相关环境变量进而推测pCO_2是目前遥感量化水体pCO_2的主流方法。本研究首先明确了影响水体pCO_2的环境变量及相关理化过程，这是参数化pCO_2的理论基础；进而总结了不同类型水体中pCO_2的遥感反演算法，该算法目前在开阔大洋中的研究已经趋于成熟，在近岸水体也发展了一系列经验或半解析模型，但遥感估算内陆水体pCO_2的相关研究较少，这与内陆水体复杂的光学特性及pCO_2的时空多变性有关。考虑到内陆水域在全球碳循环中的重要性，研究者们应更多关注内陆水体pCO_2的遥感估算研究。

关 键 词：pCO_2；碳排放；碳通量；遥感估算；水环境
中图分类号：TP79 **文献标志码**：A **文章编号**：1004-0323(2025)04-0875-11

1 引 言

自1850年以来，全球地表气温升高了1.09 ℃，海表温度升高了0.88 ℃，研究表明自然和人为温室气体排放量的增加是全球变暖的主要原因[1]。大气中的CO_2是最重要的温室气体，它对增强温室效应的贡献率高达60%。自然和人为因素导致的CO_2在大气中的快速累积是当今全球亟需解决的主要环境问题之一。

研究表明大约25%的人为排放CO_2被海洋吸收，相当于化石燃料燃烧排放的40%。全球海洋一直是大气CO_2的主要汇，在降低大气CO_2浓度和减缓人为排放CO_2的环境影响方面发挥着重要作用[2-4]，海洋的持续碳汇作用正在深刻改变海洋碳化学和碳循环并导致海洋酸化。近年来，人类活动对表层海水碳化学的影响以及海洋在未来气候变化中吸收CO_2的潜力是环境研究人员重点关注的科学问题。除了开阔大洋外，近岸海域也是大气CO_2的净汇，海岸带水域贡献了海洋吸收人为CO_2量的25%～50%，在全球碳循环中发挥着重要作用。与海洋相比，内陆水域中溶解的CO_2浓度相对于大气通常是过饱和的，一项关于全球内陆水域的CO_2排

收稿日期：2024-03-18；**修订日期**：2025-03-25
基金项目：吉林省科技发展计划项目(20240101034JJ)。
作者简介：刘士伟，硕士研究生，主要从事水环境遥感研究。E-mail：liushiwei@iga.ac.cn
通讯作者：温志丹，研究员，主要从事水体碳循环、内陆水体水质遥感反演研究。E-mail：wenzhidan@iga.ac.cn

放的研究表明，全球 6 708 条溪流和河流中，95% 的表层水体 pCO_2 大于大气值，而且 7 939 个湖泊和水库普遍处于 CO_2 过饱和状态[5]。内陆水域 CO_2 通量与陆地—大气和陆地—海洋净碳交换量处于相同的数量级；湖泊虽然仅占全球非冰川陆地面积的 3.7% 左右，但它们排放的温室气体相当于全球化石燃料 CO_2 的近 20%，可能抵消陆地生态系统净吸收量的 22%；河流和溪流尽管只占据了<20% 的淡水表面积，但仍占内陆水体 CO_2 排放量的 85%[5-7]。因此，监测并准确评估水—气界面 CO_2 通量及其时空变化对全球水体碳循环的认识和未来大气 CO_2 浓度的预测具有重要意义。

水体和大气之间的 CO_2 净通量通常用表层水体中 CO_2 分压（pCO_2）和近地面空气中 CO_2 分压（pCO_2air）的差值来表示（ΔpCO_2）。pCO_2 的时空变化较大，水气界面间的 CO_2 传输方向主要受 pCO_2 的调控，是决定水气界面 CO_2 交换的关键[8]。因此，在月度或季节等时间尺度上监测水体 pCO_2 对于估计区域乃至全球水气 CO_2 通量，量化海洋及内陆水体在气候变化中的作用尤为重要。海洋及内陆水体的 pCO_2 传统调查方法主要是通过对实测的数据进行插值分析[9]，然而实测数据无法捕获 pCO_2 的高时空变异性[10]。卫星遥感技术可提供高时空分辨率、大面积水域同时覆盖的影像信息，同时依赖于大量的 pCO_2 和环境变量的实测数据及其相关性，pCO_2 遥感估算技术实现了水气界面 CO_2 通量的空间量化和长时序变化分析。近年来水生态系统中 CO_2 的空间卫星遥感观测技术在大洋和海岸带水体中取得了突破性发展[11]，基于卫星遥感影像及环境数据的全球海洋生物地球化学模型和数据重建方法已成为全球海洋 CO_2 大范围长期研究中常见且有效的方法[12]。但相对于大洋水体与海岸带水体，内陆水体光学特性更为复杂，其水体表层 pCO_2 的影响因素和机制都与海洋存在较大差别，遥感估算内陆水体 pCO_2 仍存在较大的不确定性[66]。

2 影响水体 CO_2 的过程和环境变量

表层水体 pCO_2 主要受 4 个过程控制：热力学过程、生物活动、不同水团之间的物理混合和水气交换（图 1）。在海洋系统中，通常只有一个或两个过程（以及它们相应的环境变量）主导控制了表层 pCO_2 的变化；大陆边缘碳循环是一个复杂的、高度可变的空间和时间尺度的过程，受到多种物理和生物地球化学驱动因素的影响；而在营养程度较高的内陆水体，生物效应及其对应的环境变量占主导作用，会造成 pCO_2 时空变化较大，甚至表现出明显的日变化。总之，表层水体 pCO_2 受到多种物理地球化学过程和对应环境变量的综合影响，理解这些过程及因素是参数化 pCO_2 的基础和前提。

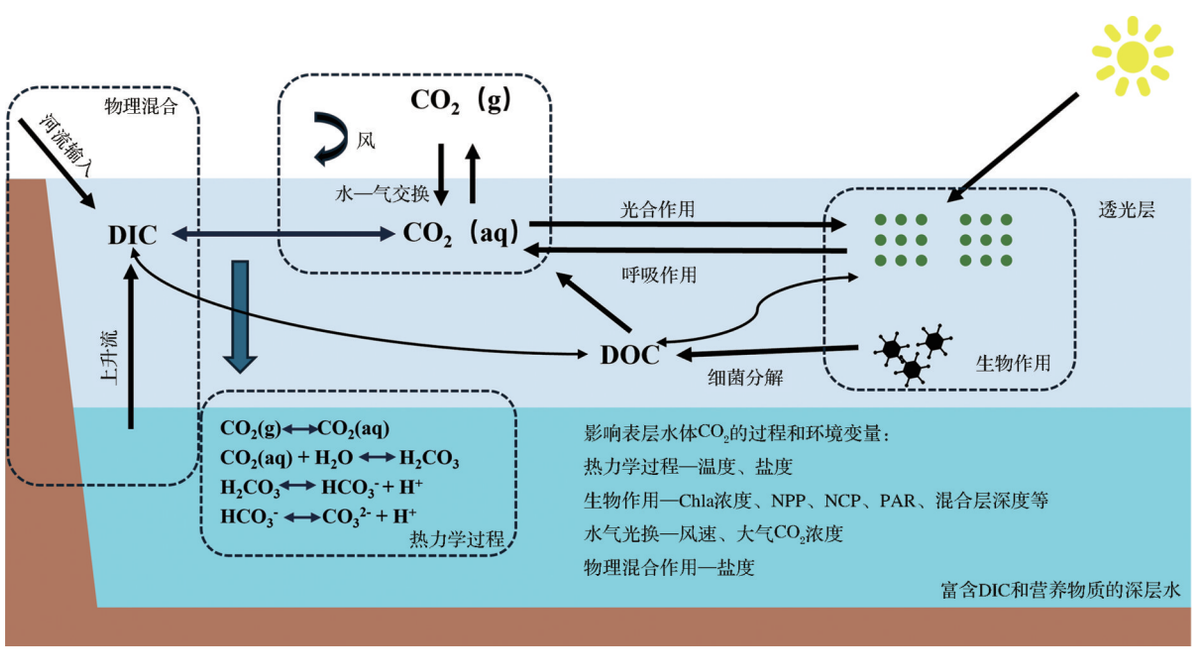

图 1 影响表层水体 CO_2 的过程和环境变量

Fig.1 The processes and environmental variables affecting CO_2 in surface water bodies

$$CO_{2(g)} \overset{k_H}{\leftrightarrow} CO_{2(aq)} \tag{1}$$

$$CO_{2(aq)} + H_2O \leftrightarrow H_2CO_3 \overset{k1}{\leftrightarrow} H^+ + HCO_3^- \overset{k2}{\leftrightarrow} CO_3^{2-} + 2H^+ \tag{2}$$

热力学过程主要是碳酸盐平衡体系的动态过程，包括 CO_2 的溶解平衡、CO_2 水化成碳酸的平衡、碳酸的第一和第二级解离平衡（公式(1)和公式(2)）。在这个体系里，k1 和 k2 分别是碳酸的一级解离常数和二级解离常数。温度（T）和盐度共同影响 k1、k2 和 k_H 值，是表征热力学过程的重要变量[15,41]。研究 T 和 pCO_2 的关系可以在贫营养水体直接参数化 pCO_2 或者从测量的 pCO_2 值中分离出生物效应。一般来说，T 与 pCO_2 呈显著正相关，并且研究发现 T 与 Ln(pCO_2) 的关系是线性的[16,17]，例如夏季的亚热带海域是 CO_2 源，而冬季是汇；这是由于水体中营养物质匮乏，只能维持低水平的初级生产，导致该水域 pCO_2 主要受 T 的影响[17]。另外碳酸盐平衡常数的值与海水中溶解无机碳（DIC）、总碱度（TA）、pH 都和 pCO_2 有关，这些参数可以应用于海洋中 CO_2 体系的计算[16]。使用 T 和盐度作为输入，通过测量 4 个参数（DIC、TA、pH 和 pCO_2）中的两个，就可以实现对海水碳酸盐系统的完整观测，并且可以根据测量的参数计算未测量的参数[18]。该方法可以用来补充 pCO_2 数据集[19]和构建参数化 pCO_2 的半解析模型[20]。

生物作用是 pCO_2 变化的一个非常重要的驱动因素[21]。浮游植物通过吸收 CO_2 进行光合作用，将溶解态的无机碳转化成颗粒状的有机碳，浮游植物对表层 pCO_2 的拉低作用以及分解后的有机碳向深层水体的输送被称为“生物泵”。叶绿素 a 浓度（Chla）通常被用来代表浮游藻类生物量，与 pCO_2 的变化呈非线性负相关[9]。除此之外，光合有效辐射（PAR）、$Kd_{(PAR)}$、总悬浮物浓度（TSM）、混合层深度（MLD）和 Secchi 圆盘深度（Z_{SD}）都可以通过影响光场强度来影响光合作用。例如在冬季低温条件下，PAR 不足，或 TSM 高、Z_{SD} 低导致的水下弱光条件，将不利于光合作用[22]。呼吸作用通过有机碳的再矿化释放 CO_2 回到水中，呼吸速率随着初级生产力的增加而增加，另外温度也可以控制呼吸速率，较高的温度支持更大的呼吸速率。表层水体中的生物活动，以浮游植物光合作用和整个浮游生物群落的呼吸作用的形式影响 pCO_2。在表征生物效应对 pCO_2 的影响时，净初级生产力（NPP）综合考虑了外部光场、光照利用率和藻类呼吸作用消耗有机物，直接表示浮游藻类的固碳能力，相比于只使用 Chla 更有代表性。而净群落生产力（NCP）除了考虑藻类光合和呼吸之外，还包括了细菌和非藻类的呼吸作用，理论上是用来代表生物作用的最优指标[27]。由于营养物质含量高，生物作用对 pCO_2 的影响在内陆水体中最为显著，湖泊内部代谢过程是初级生产和呼吸作用之间平衡的结果，例如净异养是导致湖泊中经常观察到的 CO_2 过饱和的主要因素，而生产力高的湖泊吸收 CO_2 可以造成水体极大的欠饱和[14,37]。

水—气界面 CO_2 通量（FCO_2）反映了水气界面 CO_2 交换的强度和方向，可以根据公式(3)得到：

$$FCO_2 = k \times k_H \times (pCO_2 - pCO_{2,air}) \tag{3}$$

其中：k 代表气体传输速率；k_H 为一定条件下 CO_2 的亨利常数；pCO_2 与 $pCO_{2,air}$ 的差值即 ΔpCO_2 表示水气界面的 CO_2 分压差，ΔpCO_2 为负值时，大气 CO_2 被水体吸收，水体为大气 CO_2 的汇，反之为源。所以 FCO_2 由大气和水表 pCO_2 共同控制，并受气体传输速率的影响。工业革命以来大气 CO_2 浓度不断升高，越来越多的 CO_2 进入海洋，会导致海洋酸化等问题的出现。为了评估大气 CO_2 浓度的影响，已有研究通过遥感反演的 T、Chla 和 $pCO_{2,air}$ 等变量参数化海表 pCO_2（pCO_2sw），并从中分离出大气 CO_2 造成的 pCO_2 变化，证实海表 pCO_2 会随着大气 CO_2 浓度的增加而增加[28]。较大的浓度差并不一定意味着较高的交换率，因为气泡、波浪破碎和表面湍流会影响气体传输速率，而这些影响通常与风速有关，因此气体传输速率通常被参数化为风速的函数[30-31]。风速的时空变化对水气 CO_2 通量的变化起决定作用，一般来说，在风速较大的情况下，水面可以看成是完全开放体系，无风条件下气体交换速率相对缓慢。目前根据风速计算气体传输速率的经验模型有多种，研究表明，不同估算方法会对 FCO_2 的评估造成很大的影响[9,32]。

海洋中具有不同特征的水团之间的水平和垂直混合过程会带来营养物质和溶解的无机碳（DIC）的交换，进而影响海水表层 pCO_2 的分布。在赤道东太平洋观测到的高 pCO_2 值是赤道沿线富含 CO_2 的水域的局部上升流和来自南美海岸的富含 CO_2 的水域平流的产物[9]。在纬度较高的地区，当冬季光照不足时，从深层向表层提供碳的垂直混合增加了 pCO_2。南北半球纬度 40°～60°之间的海洋区域是大气 CO_2 的主要汇，在这些区域，向极地流动的暖水与富含营养盐的次极地水体接触、混合，暖水的降温作用与次极地水体 pCO_2 的生物消减作用叠加，降低

了表层水体pCO_2[9]。对于近岸水体，或者大陆架海域，河水的输入会带来大量营养物质，为藻类的生长创造了条件，具有很大的碳汇潜力。同时，还会直接输入大量CO_2，以及降低海水的盐度和产生明显的分层[33]。因此，对于这类水域除了考虑温度和生物作用的影响外，还应河流的冲淡作用考虑进去。海表面温度（SST）和海表面盐度（SSS）是物理混合作用（淡水输入、上升流水）的良好示踪剂，可以用来表示是否混合以及混合的强度[20]，例如在受亚马逊河羽状流影响的海域发现pCO_2与SSS有很强的相关性[34]。与近岸水体相比，陆源碳输入对内陆水体pCO_2的影响更大，既可以直接向内陆水体输入通过土壤呼吸、基岩矿物分解和风化产生的CO_2，也可以作为外源有机碳提供呼吸作用底物促进CO_2生成[35]。特别在小溪流中，大多数CO_2来自土壤和地下水输入，而在大型河流系统中，水体中陆源溶解有机物（DOM）的生物降解和光解是其CO_2的主要来源[36]。相比之下，湖泊及水库pCO_2同时受外部输入和内部代谢过程的影响。淡水生态系统通常是净异养的，许多湖泊的高度呼吸作用都由外源溶解有机碳（DOC）的输入推动。又由于其有效的光吸收组分而阻碍光合作用，所以通常内陆水体中DOC和pCO_2呈正相关关系[13,36,38-39]。

总之，影响表层水体pCO_2的物理化学生物过程可以用上述的一些过程和对应变量表示，而部分变量可以通过公开数据集或者遥感反演得到，这也奠定了遥感估算水体pCO_2的理论和数据基础。

3 表层水体pCO_2遥感估算方法

由于pCO_2没有光学信号，因此，不能与卫星波段直接建立联系。通过研究pCO_2的影响机制和因素，建立pCO_2与遥感可反演参数之间的关系是目前遥感估算水体pCO_2的主流方法。而对于不同水域，pCO_2遥感建模所需的环境变量与方法有所不同（表1）。

表1 不同区域水体表层pCO_2遥感估算方法汇总表

Table 1 Remote sensing inversion method for pCO_2 in surface water

模型	变量	研究区	RMSE/μatm	参考文献
MLR	T、Lon	北太平洋副热带	17	[42]
MLR	T、Chla	南大洋		[43]
MLR	T、Chla、MLD	北大西洋	8～15	[10]
MNR	T、Chla	北太平洋	14～17	[46]
MNR	T、SSS、Chla	北太平洋	17～23	[44]
CatBoost	T、Chla、Adg、Kd、MLD	北大西洋	8.25	[48]
NN	T、Chla	北大西洋	19	[53]
NN	T、Chla、MLD	北大西洋	11.6	[50]
FNN	T、NCP、pCO2 (atm)	南大洋	21.68	[27]
MPNR	T、SSS、Chla	全球海洋	6～7	[45]
SVR	T、SSS、Chla、Lon、Lat、t	全球海洋	3～16	[93]
NN	T、Chla、Lon、Lat	南海北部	6.9	[52]
GPR	T、Chla、MLD、xCO2、SSH	白令海	＜24	[12]
RFRE	T、SSS、Chla、Kd	墨西哥湾	9.1	[54]
SOMLO	T、Chla、CDOM、NPP、MLD	波罗的海	36	[55]
SF	T、CDOM、MLD、PAR	波罗的海	47.8	[56]
XGBoost	T、SSS	孟加拉湾	12.23	[57]
MNR	T、Chla、Lon、Lat、t	北太平洋东部	＜20	[58]
MeSAA	T、SSS、Chla	东海		[20]
MeSAA	T、SSS、Chla	路易斯安那	58	[59]
MNR	T、$Kd_{(PAR)}$、Chla、PAR	太湖	11.81 μmol L^{-1}	[80]
MNR	T、Z_{SD}、Chla、PAR-related	长江中下游湖泊	＜6.35 μmol L^{1}	[22]
XGBoost	B3、B5(Landsat)	查干湖	16.86	[81]

3.1 开阔大洋和近岸水体

海表pCO_2受热力学、生物和物理混合过程的影响，且不同海域的主导过程不一样。总体来说，高纬度和赤道海洋以生物效应为主，温带海洋温度效应超过了生物效应[21]。由于环境条件的变异性小于近海，外海pCO_2的遥感估算相对成熟。利用遥感反演得到的T、SSS和Chla产品，构建多元线性回归（MLR）、非线性回归（MNR）和神经网络（NN）模

型来估算大洋pCO_2。例如，北太平洋副热带海域的pCO_2主要受SST的控制，因此可以使用MLR将pCO_2估算为北太平洋海域SST和经度的函数[42]；在生物效应显著的南大洋[43]和北部大西洋[10]，需要考虑Chla浓度对构建MLR的重要性；有研究分析了DIC、TA与SST、SSS和Chla的经验关系，然后利用pCO_2和DIC、TA的关系采用MNR的方法得到pCO_2[44-46]。然而，因为许多自然过程是相互作用影响的，并且不存在多个因素之间的简单关系，因此这些回归模型有时候不足以模拟复杂的海洋环境。神经网络可以识别和利用数据中的关系，如果有足够的训练数据和合适的质量控制，神经网络能够捕捉到比回归模型更复杂的分布[47]，目前机器学习和神经网络方法已被应用于估算海洋pCO_2[48]。例如，基于self-organizing neural network算法的pCO_2估算模型在北大西洋得到应用[49-50]；即使在有高度空间异质性的海域，基于前馈神经网络算法的pCO_2估算模型也能获得较高的精度[51-52]。但是这些智能算法需要大量的数据，且容易陷入过拟合。科学研究中通常以Chla浓度来表示生物效应对水中CO_2的影响，除此之外，也可以利用Chla的衍生产品，例如NPP、NCP或光照利用率的参数来量化生物效应[25, 65]。有研究对比分析了Chla、NPP和NCP代表生物效应的神经网络模型在南大西洋估算pCO_2的效果，发现与Chla相比，以NCP作为替代指标对pCO_2估计模型精度的改善更大[27]。

近岸水体受到陆源输入的影响，pCO_2具有更大的时空异质性[24]。河流输入带来了大量的溶解无机碳和有机碳，可能会增加近岸水体CO_2的排放，但河流输入携带的营养物质又会促进浮游藻类固碳，因此近岸水体的pCO_2遥感估算模型构建中需要更充分的考虑到这些变化[60-62]。研究表明机器学习算法更适用于复杂的近岸水体及河口区域pCO_2估算模型构建[12]，例如在环境复杂的墨西哥湾，Chen等[54]对比了各种算法，发现基于随机森林的回归集成(RFRE)算法效果最好，并且在其他海洋区域也有在较大的应用潜力。结合地球物理化学领域的一些先验知识，构建半解析模型可能更能捕捉近岸水体pCO_2的动态性。Hales等[58]根据水体的生物地球化学特征，利用SOM将上升流主导的北美中部太平洋沿岸地区划分为不同的子区域，对每个区域建立DIC、TA与SST、Chla的关系，然后根据碳酸盐化学平衡计算pCO_2，该方法得到的预测值与观测值的RMS偏差小于20 μatm，相关系数大于0.81，对整个区域预测能力提高了2.5倍。Bai提出的MeSAA算法将海洋pCO_2表达为受混合过程、热力学过程和生物活动共同影响的变量，通过反演得到的盐度、两端元模型计算得到DIC和TA，结合碳酸盐体系计算了海表pCO_2，并参数化了生物作用的影响[20, 63]；该算法在东海大陆架和路易斯安那大陆架等边缘海、在上升流主导的白令海峡地区也取得很好的应用效果[59, 64]。

3.2　内陆水体

由于内陆水体面积较小，内陆水体碳循环研究主要是通过实测数据的时空尺度外推进行的。但是有限的采样点有时并不能代表某一湖泊或河流的真实情况。在时间尺度上，内陆水体pCO_2具有较大的季节性变化，比如夏季水域生产力较高，表层水体pCO_2普遍较低；在河流中，雨季pCO_2值总高于枯水季；遥感技术能实现内陆水体pCO_2高时空变异性的描绘，弥补传统原位监测技术的不足[66]。针对遥感估算内陆水体CO_2，国外已经基于已有的大量实测数据开展了一些探索性工作，例如，有研究在亚马逊河下游建立了基于CDOM和T的pCO_2估计模型[36]；也有研究者根据河流流域平均高程、河道宽度、坡度和永久水覆盖等流域特征变量，采用随机森林模型预测了丹麦、瑞典和芬兰的河流pCO_2的时空变化[67]。

已有研究表明，内陆水体pCO_2受表层水体水温、pH值、营养盐、溶解有机碳、Chla、蓝藻爆发等多个因素影响[40, 68-69]，同一水体pCO_2的日变化也非常显著[70-71]。水温对水体pCO_2的影响因水生态环境不同呈现差异，水温的升高可以促进水体有机质的降解，引起pCO_2显著上升[72]，但较高水温亦可提高水体的初级生产力，增强水生生物光合作用，导致水体pCO_2显著降低[73-74]；湖泊水体对流混合能够改变溶解CO_2气体在垂直方向的迁移，影响水表pCO_2水平及时空分布[75-77]；水体pH可调节碳酸盐体系，影响水体pCO_2[76]；湖泊营养盐可通过影响湖泊初级生产力和新陈代谢过程间接影响pCO_2[76, 78]。生物作用对内陆水体pCO_2的影响不容忽视，该影响在不同区域及不同季节变化很大，导致内陆水体pCO_2具有时空变异性；这也意味任何可以影响光合作用和呼吸作用的因素都会影响水中CO_2浓度，包括外部光场和水色变化以及陆地营养物质的输入等。所以相比于海洋，内陆水体pCO_2遥感估算模型的构建

中需要把PAR、$Kd_{(PAR)}$、TSM和SDD等参数充分考虑进去，特别是营养水平较高的水体。据报道，世界上约63%的湖泊处于富营养状态，然而，现有pCO_2数据集中富营养化湖泊的数据相对较少，利用卫星遥感具有解决现有内陆水体CO_2排放研究中实测数据缺口的潜力[79]。目前应用遥感技术估算内陆水体CO_2已经在国内外多个湖泊和河流开展了研究[22,67,80-82]，多种卫星影像数据（Landsat、MODIS、Sentinel、MERIS产品等）都在估测内陆水体pCO_2中得到应用，但是完全实现内陆水体CO_2大范围、长时序遥感估算的案例研究较少。

近年来内陆湖泊水色遥感研究蓬勃发展，在Chla、藻蓝素、悬浮物、表层水温等水色遥感算法上都取得了很大的进展，很多都已经成功用于卫星长时间序列数据，这为进行湖泊水体CO_2卫星遥感研究提供了基础。用遥感技术来估算内陆水体pCO_2和CO_2通量的研究虽然还处于探索阶段，方法本身也存在一定的局限性，但因其在时空覆盖度上具有巨大优势，正逐渐成为国际研究热点和大势所趋[83]。

4 挑战与展望

全球水体的碳收支在时空尺度上仍有很大的不确定性。对于开阔大洋的pCO_2遥感估算已经相对成熟[29]，然而空间尺度问题是海表pCO_2估算需要考虑的一个重要方向，研究全球范围内海表pCO_2的时空分布可以更好地理解海洋碳汇作用对大气CO_2浓度增加的响应和气候驱动的反馈。目前大部分关于外海的研究都仅覆盖了有限的海洋区域和特定的季节，并不能突破模型时空的局限性。虽然通过合并所有区域模型有可能实现海洋全球pCO_2的估算，但由于不同模式中使用的参数和方程的不一致性，估算结果可能会产生较强的边界不连续问题，因此，直接建立应用于全球海洋的pCO_2全局模型是有必要的。目前已有研究者通过对大范围的pCO_2实测数据进行分类建模和支持向量回归（SVR）构建模型，获得了利用遥感估算的全球海洋表层水体pCO_2分布图[45,93]。沿海CO_2排放估算的不确定性主要是由于现场测量的时空分辨率差，特别是时间分辨率。在一次巡航中获得的结果通常用于表示两个月或更长时间的状态，这可能会忽略一些生产事件和河流的碳与营养物质输送，造成的误差甚至会影响源汇状态的判断[84]。有限的观测结果使得验证CO_2分压及通量的时间演变具有挑战性，因此，有必要继续并扩大沿海海洋的长期高分辨率监测工作，来更好地了解控制沿海CO_2系统的基本机制以及该系统如何受到陆地输入和气候变化的影响[23,84]，进而更好地建立遥感估算模型。目前对全球溪流、河流和湖泊、水库CO_2逃逸的估算结果差异很大，分别为0.23～1.8 Pg a^{-1}和0.32～0.64 Pg C a^{-1}[5,7,70]。在全球非流动的内陆水域碳通量估算中忽略了非常小的池塘会造成低估，研究表明，面积小于0.001 km^2的池塘占全球湖泊和池塘的8.6%，但占二氧化碳排放量的15.1%，代表了重要的内陆水域碳通量[85]。10°N～10°S之间的区域约占全球二氧化碳逸出量的一半，收集该区域的pCO_2数据，特别是非洲和东南亚河流的pCO_2数据，是减少FCO_2不确定性的重中之重[86]。

通量计算忽略pCO_2日变化是内陆水体碳排放估算具有不确定性的一个重要原因。大部分研究是对白天某一时刻进行的瞬时观测直接进行时间尺度外推，然而越来越多的证据表明，内陆水体中的pCO_2表现出明显的昼夜模式。对内陆大型水库CO_2通量的直接观测表明，夜间CO_2通量比白天大70%左右，如果只在晴朗的白天条件，来自水库的CO_2排放将被低估约42%[87]，另一项针对硬水水库的研究也表明，仅使用白天的测量值来估计日CO_2排放量会低估9%～25%[88]。对于全球溪流CO_2排放的研究表明，一天的CO_2排放量比中午取样的结果高35%，考虑夜间CO_2排放可能会使通量估计值增加0.20～0.55 Pg C a^{-1}[6]。在亚热带富营养化湖泊发现一天中任意两个测定时间点的平均pCO_2存在显著差异，从清晨到傍晚pCO_2呈快速下降趋势，7:00最高，17:00最低，导致对于大气CO_2在上午时段（7:00和10:00）是源，下午时段（14:00和17:00）是汇[70]。在中营养浅水湖泊也发现了类似的规律，白天pCO_2具有明显的日变化，变化范围为154～1 698 μatm[71]。太阳辐射的日变化导致的光合作用日变化是pCO_2产生日变化的主要原因。具体来说，pCO_2和CO_2通量的动态变化在白天主要由水生生物代谢驱动，并受到温度和光照的调节，夜间发生变化的原因包括生物的呼吸作用、短期水动力（如夜间对流）和水-气交换等[6,70,88]。值得注意的是，内陆水体pCO_2是否产生明显的日变化或者变化的幅度取决于湖泊的营养状态，在非生产湖泊或者异养湖泊中，没有明显的日变化[71,89-91]。在实际应用中，

将实测点或遥感的瞬时观测外推到天和月的尺度上可以减少内陆水体碳估算的不确定性，这需要对pCO_2的日变化进行更多的理论研究。目前为止许多相关研究已经在小区域上进行，进一步研究不同类型内陆水体pCO_2的昼夜波动是非常有必要的。

卫星遥感有降低水体碳排放估计不确定性的潜力，然而环境变量的遥感估算问题限制了对pCO_2更准确的参数化，特别是对于NPP和NCP的准确、大范围遥感估算。垂直广义生产量模型（VGPM）是卫星水色遥感估算初级生产力最常用的模型之一，最大固碳速率的确定是VGPM模型的关键，目前还没有可行的手段从遥感上对其进行准确估算。基于浮游植物碳的碳基模型（CbPM）是另一种生产力模型，其中叶绿素浓度与浮游植物碳的比值被用来追踪浮游植物生理的变化。另外为了绕过Chla的估算而提出的基于吸收的模型（AbPM）优于VGPM。但是比吸收系数目前还无法进行精确的远程估计[26, 92]。卫星影像中云层或水华引起的一些典型挑战也会降低模型精度，增加pCO_2估算的不确定性。遥感可以反演水质参数，但是会引入一层误差，进而会带入到pCO_2的估算中，选择与水色参数有关的波段特征，直接建立遥感波段或者波段组合与pCO_2关系提供了另一种思路。高时间分辨率水色卫星传感器可以应用在海洋上，例如VIRRS和MERIS等，然而因为其较低的空间分辨率，难以在河口和内陆水体得到应用。Landsat、Sentinel -2A、B等空间分辨率较高的陆地卫星可以满足内陆水体制图的要求，但是缺少专门的水色反演波段，影响反演水色参数的精度。利用光谱模拟等方法，使陆地卫星水色参数精度达到要求，可以极大地促进内陆水体pCO_2估算的进步。遥感的出现使得大范围的pCO_2精确制图成为可能，这在开阔大洋上得到应用。但是由于近岸和内陆水体的复杂性，还没有一个统一的模型可以绘制大尺度的pCO_2分布，涉及机理的模型和智能算法有这方面的潜力。

5　结　语

遥感可以通过反演与水体pCO_2控制过程相关的环境变量进而实现对pCO_2的间接估算，并完成其时空分布格局的遥感制图。相比于插值计算分析，遥感制图具有更高的时空分辨率。基于对海洋地球物理化学过程的理解，pCO_2相关遥感算法在开阔大洋得到应用并取得较高的精度，明确了海洋中T和Chla是pCO_2变化的主导因子；近岸水体受多种过程的综合影响，需要更为复杂的模型以及分别表示不同过程的影响，特别需要用SSS来表示淡水的影响；在一些营养程度较高的内陆水域中，生物作用及其相关的环境因子已被广泛用于间接估算pCO_2。随着遥感技术的发展以及对水体CO_2影响机制，未来对于水体在全球碳循环中的作用会更加清晰。

参考文献（References）：

[1] ALLEN M, CONINCK H D, DUBE O P, *et al*. Technical Summary. In: Global Warming of 1.5°C. An IPCC Special Report on the impacts of global warming of 1.5°C above pre-industrial levels and related global greenhouse gas emission pathways[R]. https://www.ipcc.ch/sr15,2018.

[2] FRIEDLINGSTEIN P, O'SULLIVAN M, JONES M W, *et al*. Global carbon budget 2023[J]. Earth System Science Data, 2023, 15(12): 5301-5369. DOI: 10.5194/essd-15-5301-2023

[3] WANNINKHOF R, PARK G H, TAKAHASHI T, *et al*. Global ocean carbon uptake: Magnitude, variability and trends [J]. Biogeosciences,2013,10(3):1983-2000. DOI:10.5194/bg-10-1983-201310.5194/bgd-9-10961-2012

[4] LANDSCHÜTZER P, GRUBER N, BAKKER D C E, *et al*. Recent variability of the global ocean carbon sink[J]. Global Biogeochemical Cycles, 2014, 28(9): 927-949. DOI: 10.1002/2014GB004853

[5] RAYMOND P A,HARTMANN J,LAUERWALD R,*et al*. Global carbon dioxide emissions from inland waters[J]. Nature,2013,503(7476):355-359. DOI:10.1038/nature12760

[6] GÓMEZ-GENER L, ROCHER-ROS G, BATTIN T, *et al*. Global carbon dioxide efflux from rivers enhanced by high nocturnal emissions[J].Nature Geoscience,2021,14(5):289-294. DOI: 10.1038/s41561-021-00722-3

[7] COLE J J, PRAIRIE Y T, CARACO N F, *et al*. Plumbing the global carbon cycle: Integrating inland waters into the terrestrial carbon budget[J]. Ecosystems,2007,10(1):172-185. DOI: 10.1007/s10021-006-9013-8

[8] LISS P S, SLATER P G. Flux of gases across the air-sea interface[J].Nature,1974,247(5438):181-184. DOI: 10.1038/247181a0

[9] TAKAHASHI T, SUTHERLAND S C, SWEENEY C, *et al*. Global sea - air CO_2 flux based on climatological surface ocean pCO_2, and seasonal biological and temperature effects [J]. Deep Sea Research Part II: Topical Studies in Oceanography, 2002, 49(9/10): 1601-1622. DOI: 10.1016/S0967-0645(02)00003-6

[10] JAMET C, MOULIN C, LEFÈVRE N. Estimation of the oceanic pCO_2 in the North Atlantic from VOS lines *in situ* measurements: Parameters needed to generate seasonally mean maps[J]. Annales Geophysicae, 2007, 25(11): 2247-2257. DOI: 10.5194/angeo-25-2247-2007

[11] ZSCHEISCHLER J, MAHECHA M D, AVITABILE V,

et al. Reviews and syntheses: An empirical spatiotemporal description of the global surface - atmosphere carbon fluxes: Opportunities and data limitations[J]. Biogeosciences, 2017, 14 (15): 3685-3703. DOI: 10.5194/bg-14-3685-2017

[12] ZHANG S Q, BAI Y, HE X Q, *et al*. Spatial and temporal variations in sea surface pCO_2 and air-sea flux of CO_2 in the Bering Sea revealed by satellite-based data during 2003 - 2019 [J]. Frontiers in Marine Science, 2023, 10: 1099916. DOI: 10.3389/fmars.2023.1099916

[13] WILSON H F, XENOPOULOS M A. Effects of agricultural land use on the composition of fluvial dissolved organic matter [J]. Nature Geoscience, 2008, 2(1): 37-41. DOI: 10.1038/ngeo391

[14] OUYANG Z T, SHAO C L, CHU H S, *et al*. The effect of algal blooms on carbon emissions in western Lake Erie: An integration of remote sensing and eddy covariance measurements [J]. Remote Sensing, 2017, 9 (1) : 44. DOI: 10.3390/rs9010044

[15] MILLERO F J. Thermodynamics of the carbon dioxide system in the oceans [J]. Geochimica et Cosmochimica Acta, 1995, 59 (4) : 661-677. DOI: 10.1016/0016-7037 (94) 00354-O

[16] MILLERO F J. The marine inorganic carbon cycle[J]. Chemical Reviews, 2007, 107 (2) : 308-341. DOI: 10.1021/cr0503557

[17] 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): 843-878. DOI: 10.1029/93gb02263

[18] ATAMANCHUK D, KONONETS M, THOMAS P J, *et al*. Continuous long-term observations of the carbonate system dynamics in the water column of a temperate fjord [J]. Journal of Marine Systems, 2015, 148: 272-284. DOI: 10.1016/j.jmarsys.2015.03.002

[19] TAKESHITA Y, JOHNSON K S, MARTZ T R, *et al*. Assessment of autonomous pH measurements for determining surface seawater partial pressure of CO_2[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2018, 123(6): 4003-4013. DOI: 10. 1029/2017jc013387

[20] BAI Y, CAI W J, HE X Q, *et al*. A mechanistic semi-analytical method for remotely sensing sea surface p river—dominated coastal oceans: A case study from theEastChinaSea [J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2015, 120 (3) : 2331-2349. DOI: 10.1002/2014jc010632

[21] FAY A R, MCKINLEY G A. Correlations of surface ocean pCO_2 to satellite chlorophyll on monthly to interannual timescales[J]. Global Biogeochemical Cycles, 2017, 31(3): 436-455. DOI: 10.1002/2016gb005563

[22] QI T C, SHEN M, KUTSER T, *et al*. Remote sensing of dissolved CO_2 concentrations in meso-eutrophic lakes using Sentinel-3 imagery[J].Remote Sensing of Environment 2023, 286: 113431. DOI: 10.1016/j.rse.2022.113431

[23] LIU Q, DONG X, CHEN J S, *et al*. Diurnal to interannual variability of sea surface pCO_2 and its controls in a turbid tidal-driven nearshore system in the vicinity of the East China Sea based on buoy observations [J]. Marine Chemistry, 2019, 216: 103690. DOI: 10.1016/j.marchem.2019.103690

[24] MARREC P, CARIOU T, MACÉ E, *et al*. Dynamics of air - sea CO_2 fluxes in the northwestern European shelf based on voluntary observing ship and satellite observations[J]. Biogeosciences, 2015, 12 (18) : 5371-5391. DOI: 10.5194/bg-12-5371-2015

[25] TAKAO S, NAKAOKA S I, HASHIHAMA F, *et al*. Effects of phytoplankton community composition and productivity on sea surface pCO_2 variations in the Southern Ocean[J]. Deep Sea Research Part I: Oceanographic Research Papers, 2020, 160: 103263. DOI: 10.1016/j.dsr.2020.103263

[26] WANG Y Q, WANG K, BAI Y, *et al*. Research progress in calculating net community production of marine ecosystem by remote sensing [J]. Frontiers in Marine Science, 2023, 10: 1191013. DOI: 10.3389/fmars.2023.1191013

[27] FORD D J, TILSTONE G H, SHUTLER J D, *et al*. Derivation of seawater pCO_2 from net community production identifies the South Atlantic Ocean as a CO_2 source[J]. Biogeosciences, 2022, 19(1): 93-115. DOI: 10.5194/bg-19-93-2022

[28] CHEN S L, SUTTON A J, HU C M, *et al*. Quantifying the atmospheric CO_2 forcing effect on surface ocean pCO_2 in the north Pacific subtropical gyre in the past two decades[J]. Frontiers in Marine Science, 2021, 8: 636881. DOI: 10.3389/fmars.2021.636881

[29] TAKAHASHI T,SUTHERLAND S C,WANNINKHOF R, *et al*. Climatological mean and decadal change in surface ocean pCO_2, and net sea-air CO_2 flux over the global oceans [J]. Deep Sea Research Part II: Topical Studies in Oceanography, 2009, 56 (8/9/10) : 554-577. DOI: 10.1016/j. dsr2. 2008. 12.009

[30] WANNINKHOF R. Relationship between wind speed and gas exchange over the ocean [J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 1992, 97(C5): 7373-7382. DOI: 10.1029/92jc00188

[31] WANNINKHOF R. Relationship between wind speed and gas exchange over the ocean revisited [J]. Limnology and Oceanography: Methods, 2014, 12 (6) : 351-362. DOI: 10.4319/lom.2014.12.351

[32] WANNINKHOF R, MCGILLIS W R. A cubic relationship between air-sea CO_2 exchange and wind speed[J]. Geophysical Research Letters, 1999, 26 (13) : 1889-1892. DOI: 10.1029/1999gl900363

[33] SARMA V V S S, PAUL Y S, VANI D G, *et al*. Impact of river discharge on the coastal water pH and pCO_2 levels during the Indian Ocean Dipole (IOD) years in the western Bay of Bengal[J]. Continental Shelf Research, 2015, 107: 132-140. DOI: 10.1016/j.csr.2015.07.015

[34] MU L Q, DO ROSARIO GOMES H , BURNS S M, *et al*. Temporal variability of air-sea CO_2 flux in the western tropical north Atlantic influenced by the Amazon River plume [J]. Global Biogeochemical Cycles, 2021, 35(6): e2020GB006798. DOI: 10.1029/2020gb006798

[35] DENFELD B A, FREY K E, SOBCZAK W V, *et al*. Summer CO_2 evasion from streams and rivers in the Kolyma River basin, north-east Siberia [J]. Polar Research, 2013, 32 (1) : 19704. DOI: 10.3402/polar.v32i0.19704

[36] VALERIO A M, KAMPEL M, VANTREPOTTE V, *et al*. Using CDOM optical properties for estimating DOC concentrations and pCO_2 in the Lower Amazon River[J]. Optics Express, 2018, 26(14): A657-A677. DOI: 10.1364/OE. 26. 00A657

[37] SOBEK S, TRANVIK L J, COLE J J. Temperature independence of carbon dioxide supersaturation in global lakes[J]. Global Biogeochemical Cycles, 2005, 19(2): GB2003. DOI: 10.1029/2004GB002264

[38] LAPIERRE J F, DEL GIORGIO P A. Geographical and environmental drivers of regional differences in the lake pCO_2 versus DOC relationship across northern landscapes[J]. Journal of Geophysical Research: Biogeosciences, 2012, 117(G3): 2012JG001945. DOI: 10.1029/2012jg001945

[39] LARSEN S, ANDERSEN T, HESSEN D O. ThepCO_2 in boreal lakes: Organic carbon as a universal predictor? [J]. Global Biogeochemical Cycles, 2011, 25(2): n/a. DOI: 10. 1029/2010gb003864

[40] WEN Z D, SONG K S, SHANG Y X, *et al*. Carbon dioxide emissions from lakes and reservoirs of China: A regional estimate based on the calculated pCO_2[J]. Atmospheric Environment, 2017, 170: 71-81. DOI: 10.1016/j. atmosenv. 2017. 09.032

[41] LI X Y, SHI F Z, MA Y J, *et al*. Significant winter CO_2 uptake by saline lakes on the Qinghai-Tibet Plateau[J]. Global Change Biology, 2022, 28(6): 2041-2052. DOI: 10.1111/gcb.16054

[42] STEPHENS M P, SAMUELS G, OLSON D B, *et al*. Sea-air flux of CO_2 in the North Pacific using shipboard and satellite data[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 1995, 100(C7): 13571-13583. DOI: 10.1029/95jc00901

[43] RANGAMA Y, BOUTIN J, ETCHETO J, *et al*. Variability of the net air - sea CO_2 flux inferred from shipboard and satellite measurements in the Southern Ocean south of Tasmania and New Zealand [J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2005, 110(C9): 2004JC002619. DOI: 10.1029/2004jc002619

[44] SARMA V V S S, SAINO T, SASAOKA K, *et al*. Basin-scale pCO_2 distribution using satellite sea surface temperature, Chl *a*, and climatological salinity in the North Pacific in spring and summer[J]. Global Biogeochemical Cycles, 2006, 20(3): 2005GB002594. DOI: 10.1029/2005gb002594

[45] KRISHNA K V, SHANMUGAM P, NAGAMANI P V. A multiparametric nonlinear regression approach for the estimation of global surface ocean pCO_2 using satellite oceanographic data[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 13: 6220-6235. DOI:10.1109/JSTARS.2020.3026363

[46] ONO T, SAINO T, KURITA N, *et al*. Basin-scale extrapolation of shipboard pCO_2 data by using satellite SST and Chl*a* [J]. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25(19): 3803-3815. DOI: 10.1080/01431160310001657515

[47] LEFEVRE N, WATSON A J, WATSON A R. A comparison of multiple regression and neural network techniques for mapping in situ pCO_2 data[J]. Tellus B, 2005, 57(5): 375-384. DOI: 10.1111/j.1600-0889.2005.00164.x

[48] SUN H W, HE J Y, CHEN Y H, *et al*. Space-time sea surface pCO_2 estimation in the north Atlantic based on Cat Boost [J]. Remote Sensing, 2021, 13(14): 2805. DOI: 10.3390/rs 13142805

[49] FRIEDRICH T, OSCHLIES A. Neural network-based estimates of North Atlantic surface pCO_2 from satellite data: A methodological study [J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2009, 114(C3): 2007JC004646. DOI: 10.1029/2007 jc004646

[50] TELSZEWSKI M, CHAZOTTES A, SCHUSTER U, *et al*. Estimating the monthly pCO_2 distribution in the North Atlantic using a self-organizing neural network[J]. Biogeosciences, 2009, 6(8): 1405-1421. DOI: 10.5194/bg-6-1405-2009

[51] MOUSSA H, BENALLAL M A, GOYET C, *et al*. Satellite-derived CO_2fugacity in surface seawater of the tropical Atlantic Ocean using a feedforward neural network[J]. International Journal of Remote Sensing, 2016, 37(3): 580-598. DOI: 10.1080/01431161.2015.1131872

[52] JO Y H, DAI M H, ZHAI W D, *et al*. On the variations of sea surface pCO_2 in the northern South China Sea: A remote sensing based neural network approach[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2012, 117(C8): 2011JC007745. DOI: 10.1029/2011jc007745

[53] FRIEDRICH T, OSCHLIES A. Basin-scale pCO_2 maps estimated from ARGO float data: A model study[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2009, 114(C10): 2009JC00532 2. DOI: 10.1029/2009jc005322

[54] CHEN S L, HU C M, BARNES B B, *et al*. A machine learning approach to estimate surface ocean pCO_2 from satellite measurements [J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 228: 203-226. DOI: 10.1016/j.rse.2019.04.019

[55] PARARD G, CHARANTONIS A A, RUTGERSON A. Remote sensing the sea surface CO_2 of the Baltic Sea using the SOMLO methodology[J]. Biogeosciences, 2015, 12(11): 3369-3384. DOI: 10.5194/bg-12-3369-2015

[56] ZHANG S P, RUTGERSSON A, PHILIPSON P, *et al*. Remote sensing supported sea surface pCO_2 estimation and variable analysis in the Baltic Sea[J]. Remote Sensing, 2021, 13(2): 259. DOI: 10.3390/rs13020259

[57] JOSHI A P, KUMAR V, WARRIOR H V. Modeling the sea-surface pCO_2 of the central Bay of Bengal region using machine learning algorithms[J]. Ocean Modelling, 2022, 178: 102094. DOI: 10.1016/j.ocemod.2022.102094

[58] HALES B, STRUTTON P G, SARACENO M, *et al*. Satellite-based prediction of pCO_2 in coastal waters of the eastern North Pacific[J]. Progress in Oceanography, 2012, 103: 1-15. DOI: 10.1016/j.pocean.2012.03.001

[59] LE C F, GAO Y Y, CAI W J, *et al*. Estimating summer sea surface pCO_2 on a river-dominated continental shelf using a satellite-based semi-mechanistic model[J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 225: 115-126. DOI: 10.1016/j. rse. 2019.02.023

[60] WANG Z X, WANG G Z, GUO X H, *et al*. Spatial reconstruction of long-term (2003 - 2020) sea surface pCO_2 in the South China Sea using a machine-learning-based regression method aided by empirical orthogonal function analysis [J].

Earth System Science Data, 2023, 15(4): 1711-1731. DOI: 10.5194/essd-15-1711-2023

[61] YU S J, SONG Z G, BAI Y, *et al*. Satellite-estimated air-sea CO_2 fluxes in the Bohai Sea, Yellow Sea, and East China Sea: Patterns and variations during 2003-2019[J]. Science of The Total Environment, 2023, 904: 166804. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2023.166804

[62] FU Z Y, HU L S, CHEN Z D, *et al*. Estimating spatial and temporal variation in ocean surface pCO_2 in the Gulf of Mexico using remote sensing and machine learning techniques[J]. Science of The Total Environment, 2020, 745: 140965. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2020.140965

[63] ZHANG S Q, BAI Y, HE X Q, *et al*. The carbon sink of the Coral Sea, the world's second largest marginal sea, weakened during 2006-2018[J]. Science of The Total Environment, 2023, 872: 162219. DOI: 10.1016/j. scitotenv. 2023. 162219

[64] SONG X L, BAI Y, CAI W-J, *et al*. Remote sensing of sea surface pCO_2 in the Bering Sea in summer based on a Mechanistic Semi-Analytical Algorithm (MeSAA)[J].Remote Sensing,2016, 8(7): 558. DOI: 10.3390/rs8070558

[65] PARARD G, CHARANTONIS A A, RUTGERSSON A. Using satellite data to estimate partial pressure of CO_2 in the Baltic Sea[J]. Journal of Geophysical Research: Biogeosciences, 2016, 121(3): 1002-1015. DOI: 10.1002/2015jg003064

[66] WEN Z D, SHANG Y X, LYU L L, *et al*. A review of quantifying pCO_2 in inland waters with a global perspective: Challenges and prospects of implementing remote sensing technology[J].Remote Sensing,2021,13(23): 4916. DOI: 10.3390/rs13234916

[67] MARTINSEN K T, KRAGH T, SAND-JENSEN K. Carbon dioxide partial pressure and emission throughout the Scandinavian stream network[J]. Global Biogeochemical Cycles, 2020,34(12):e2020GB006703. DOI:10.1029/2020gb006703

[68] KLAUS M, GEIBRINK E, HOTCHKISS E R, *et al*. Listening to air - water gas exchange in running waters[J]. Limnology and Oceanography: Methods, 2019, 17(7): 395-414. DOI: 10.1002/lom3.10321

[69] WEN Z D, SONG K S, ZHAO Y, *et al*. Carbon dioxide and methane supersaturation in lakes of semi-humid/semi-arid region, Northeastern China [J]. Atmospheric Environment, 2016, 138: 65-73. DOI: 10.1016/j.atmosenv.2016.05.009

[70] XU Y J, XU Z, YANG R J. Rapid daily change in surface water pCO_2 and CO_2 evasion: A case study in a subtropical eutrophic lake in Southern USA[J]. Journal of Hydrology, 2019, 570: 486-494. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2019.01.016

[71] YANG R J, XU Z, LIU S L, *et al*. Daily pCO_2 and CO_2 flux variations in a subtropical mesotrophic shallow lake[J]. Water Research, 2019, 153: 29-38. DOI: 10.1016/j. watres. 2019. 01.012

[72] MAROTTA H, PINHO L, GUDASZ C, *et al*. Greenhouse gas production in low-latitude lake sediments responds strongly to warming[J]. Nature Climate Change, 2014, 4(6): 467-470. DOI: 10.1038/nclimate2222

[73] JUNGER P C, DA COSTA CATOMBÉ DANTAS F, NOBRE R L G, *et al*. Effects of seasonality, trophic state and landscape properties on CO_2 saturation in low-latitude lakes and reservoirs[J]. Science of The Total Environment, 2019, 664: 283-295. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2019.01.273

[74] DAVIDSON C W. Spatial and temporal variability of coastal carbonate chemistry in the southern California region [D]. 2015: University of California, San Diego.

[75] PODGRAJSEK E, SAHLÉE E, RUTGERSSON A. Diel cycle of lake-air CO_2 flux from a shallow lake and the impact of waterside convection on the transfer velocity[J]. Journal of Geophysical Research: Biogeosciences, 2015, 120(1): 29-38. DOI: 10.1002/2014jg002781

[76] YANG Ping, TONG Chuan. Emission paths and measurement methods for greenhouse gas fluxes from freshwater ecosystems: A review [J]. Acta Ecologica Sinica, 2015, 35(20): 6868-6880.[杨平, 仝川. 淡水水生生态系统温室气体排放的主要途径及影响因素研究进展[J]. 生态学报, 2015, 35(20): 6868-6880.]

[77] CZIKOWSKY M J, MACINTYRE S, TEDFORD E W, *et al*. Effects of wind and buoyancy on carbon dioxide distribution and air-water flux of a stratified temperate lake[J]. Journal of Geophysical Research: Biogeosciences, 2018, 123(8): 2305-2322. DOI: 10.1029/2017jg004209

[78] GU B H, SCHELSKE C L, COVENEY M F. Low carbon dioxide partial pressure in a productive subtropical lake [J]. Aquatic Sciences, 2011, 73 (3) : 317-330. DOI: 10.1007/s00027-010-0179-y

[79] DUAN H T, XIAO Q T, QI T C. Measuring lake carbon dioxide from space: Opportunities and challenges[J]. The Innovation Geoscience, 2023, 1(2): 100025. DOI: 10.59717/j.xinn-geo.2023.100025

[80] QI T C, XIAO Q T, CAO Z G, *et al*. Satellite estimation of dissolved carbon dioxide concentrations in China's Lake Taihu [J]. Environmental Science & Technology, 2020, 54(21): 13709-13718. DOI: 10.1021/acs.est.0c04044

[81] ZHAO R X, YANG Q, WEN Z D, *et al*. Satellite estimation of pCO_2 and quantification of CO_2 fluxes in China's Chagan Lake in the context of climate change[J]. Remote Sensing, 2023, 15(24): 5680. DOI: 10.3390/rs15245680

[82] KUTSER T, VERPOORTER C, PAAVEL B, *et al*. Estimating lake carbon fractions from remote sensing data[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 157: 138-146. DOI: 10.1016/j.rse.2014.05.020

[83] HUANG Changchun, YAO Ling, LI Junsheng, *et al*. Remote sensing technology in the study of lake carbon cycle: Opportunities and challenges[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2022, 26(1): 49-67.[黄昌春, 姚凌, 李俊生, 等. 湖泊碳循环研究中遥感技术的机遇与挑战[J]. 遥感学报, 2022, 26(1): 49-67.]

[84] XUE L, CAI W J, HU X P, *et al*. Sea surface carbon dioxide at the Georgia time series site (2006 - 2007): Air - sea flux and controlling processes [J]. Progress in Oceanography, 2016, 140: 14-26. DOI: 10.1016/j.pocean.2015.09.008

[85] HOLGERSON M A, RAYMOND P A. Large contribution to inland water CO_2 and CH_4 emissions from very small ponds [J]. Nature Geoscience, 2016, 9(3): 222-226. DOI: 10.1038/ngeo2654

[86] LAUERWALD R, LARUELLE G G, HARTMANN J, *et al*. Spatial patterns in CO_2 evasion from the global river network[J]. Global Biogeochemical Cycles, 2015, 29(5): 534-554. DOI: 10.1002/2014gb004941

[87] LIU H P, ZHANG Q Y, KATUL G G, *et al*. Large CO_2 effluxes at night and during synoptic weather events significantly contribute to CO_2 emissions from a reservoir[J]. Environmental Research Letters, 2016, 11(6): 064001. DOI: 10.1088/1748-9326/11/6/064001

[88] RAN L S, YUE R, SHI H Y, *et al*. Seasonal and diel variability of CO_2 emissions from a semiarid hard-water reservoir [J]. Journal of Hydrology, 2022, 608: 127652. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2022.127652

[89] JONSSON A, ÅBERG J, JANSSON M. Variations in pCO_2 during summer in the surfacewater of an unproductive lake in Northern Sweden[J]. Tellus B: Chemical and Physical Meteorology, 2022, 59(5): 797. DOI: 10.1111/j.1600-0889. 2007. 00307.x

[90] MORIN T H, REY-SÁNCHEZ A C, VOGEL C S, *et al*. Carbon dioxide emissions from an oligotrophic temperate lake: An eddy covariance approach [J]. Ecological Engineering, 2018, 114: 25-33. DOI: 10.1016/j.ecoleng.2017.05.005

[91] SHAO C L, CHEN J Q, STEPIEN C A, *et al*. Diurnal to annual changes in latent, sensible heat, and CO_2 fluxes over a Laurentian Great Lake: A case study in Western Lake Erie [J]. Journal of Geophysical Research: Biogeosciences, 2015, 120(8): 1587-1604. DOI: 10.1002/2015jg003025

[92] SONG L P, LEE Z P, SHANG S L, *et al*. On the spatial and temporal variations of primary production in the South China Sea[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 4201514. DOI: 10.1109/TGRS. 2023. 3241209

[93] LIU W T, XIE X S. Space observation of carbon dioxide partial pressure at ocean surface[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2017, 10(12): 5472-5484. DOI: 10.1109/JSTARS.2017.2766138

Advances in Remote Sensing Retrieval of Aquatic pCO_2: From Open Oceans to Inland Water Bodies

LIU Shiwei[1,2], SONG Kaishan[1], XIONG Chunlan[1,2], LIU Ge[1], TAO Hui[1], SHANG Yingxin[1], WEN Zhidan[1]

(1. *Northeast Institute of Geography and Agroecology*, *Chinese Academy of Sciences*, *Changchun* 130102, *China*;
2. *College of Resources and Environment*, *University of Chinese Academy of Sciences*, *Beijing* 100049, *China*)

Abstract: Since the Industrial Revolution, both natural and anthropogenic factors have contributed to the increase in greenhouse gas emissions, resulting in a series of environmental issues such as global warming. The global oceans have been confirmed as the primary sink for atmospheric CO_2, capable of absorbing approximately one-fourth of anthropogenic CO_2 emissions. In contrast, inland water bodies, acting as a source of atmospheric CO_2, emit greenhouse gases equivalent to nearly 20% of global fossil fuel CO_2 emissions. The accurate estimation of surface water CO_2 partial pressure (pCO_2) is a prerequisite for studying the carbon flux and source-sink patterns in various water bodies. Since the 1990s, researchers have accumulated a substantial amount of measured pCO_2 values. This solid dataset has laid the foundation for a deeper understanding of the influencing mechanisms of water body pCO_2 and the development of estimation models. Remote sensing, with its capability for large-scale and long-term observations, is currently the mainstream method for estimating water body pCO_2. This involves inferring pCO_2 through the remote sensing retrieval of relevant environmental variables. This paper begins by elucidating the environmental variables and relevant physicochemical processes that influence water body pCO_2, providing the theoretical foundation for parameterizing pCO_2. Subsequently, it summarizes remote sensing retrieval algorithms for pCO_2 in different types of water bodies. While these algorithms have matured in studies over the open oceans and developed a series of empirical or semi-analytical models for nearshore waters, there is relatively less research on remote sensing retrieval algorithms for inland water bodies. This scarcity can be attributed to the complex optical properties and spatiotemporal variability of pCO_2 in inland water bodies. Given the significance of inland water bodies in the global carbon cycle, researchers should pay greater attention to remote sensing estimation studies of pCO_2 in these inland water systems.

Key words: pCO_2; Carbon emissions; Carbon flux; Remote sensing retrieval; Aquatic environment