J. Lake Sci.(湖泊科学), 2026, 38(1):000-000
DOI 10.18307/2026.0103

内陆水体二氧化碳排放监测与升尺度转换方法研究进展*

卢　珊[1,2]，冷佩芳[1,3**]，冉立山[4]，李发东[1,2,3]
（1: 山东禹城农田生态系统国家野外科学观测研究站/中国科学院禹城综合试验站, 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101）
（2: 中国科学院大学中丹学院, 北京 100049）
（3: 中国科学院大学资源与环境学院，北京 100049）
（4: 香港大学地理系, 香港 999077）

摘　要：内陆水体在全球碳循环中扮演着重要角色，其中二氧化碳（CO_2）的排放特性直接影响气候变化动态。然而，目前关于内陆水体 CO_2 排放的研究多集中于局部尺度，缺乏跨区域及全球尺度的系统整合。这既导致全球 CO_2 通量估算存在显著不确定性，也限制了对内陆水体碳通量的时空分布及驱动机制的系统认识。本研究通过系统梳理内陆水体 CO_2 通量的主要监测方法（通量箱法、涡度相关法、边界层模型法）和升尺度转换方法（面积外推法、统计回归法、机理过程模型法），揭示了方法学差异对数据不确定性的影响机制：首先，对比分析了三种监测方法的特征差异及适用场景差异所导致的观测偏差；进而剖析了不同升尺度方法的估算偏差来源，包括面积外推法对环境异质性的忽视、统计回归法中驱动因子代表性的不足，以及机理过程模型的边界条件简化等问题。研究表明，提高数据质量与精度是提升估算准确性的关键。未来研究应在提高监测技术自动化水平、增强数据时空代表性以及非生物与生物因子的综合影响和模型优化等方面进一步优化和提升，以提升碳源汇评估精度，支撑全球碳减排决策。
关键词：二氧化碳排放通量；通量排放核算；内陆水体；升尺度估算

Advances in carbon dioxide emission monitoring and upscaling methods for inland waters

Lu Shan[1,2]，Leng Peifang[1,3**]，Ran Lishan[4]，Li Fadong[1,2,3]
（1: *ShandongYucheng Agro-ecosystem National Observation and Research Station, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing* 100101, *P.R.China*）
（2: *Sino-Danish College, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing* 100049, *P.R.China*）
（3: *College of Resources and Environment, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing* 100049, *P.R.China*）
（4: *Department of Geography, the University of Hong Kong, Hong Kong* 999077, *P.R.China*）

Abstract: Inland aquatic systems are critical components of the global carbon cycle, as their carbon dioxide (CO2) emission characteristics directly influence climate dynamics. However, current research on CO2 emissions from these systems is predominantly conducted at local scales, lacking systematic integration across regions and at the global level. This gap introduces substantial uncertainties into global CO2 flux estimates and hinders a comprehensive understanding of the

* 2025-02-24 收稿；2025-10-10 收修改稿。
国家自然科学基金项目 121，42571126）资助。
** 通信作者；E-mail：lengpeifang@igsnrr.ac.cn。

spatiotemporal patterns and driving mechanisms of aquatic carbon fluxes. Through a systematic review of primary monitoring methods—including the floating chamber method, eddy covariance technique, and boundary layer method—and upscaling approaches, such as area-based extrapolation, statistical regression, and mechanistic process-based modeling, this study elucidates how methodological differences contribute to data uncertainty. First, the characteristics of the three monitoring methods and the observational biases resulting from their differing applicable scenarios are comparatively analyzed. Next, the sources of estimation bias in the upscaling methods are examined, including the neglect of environmental heterogeneity in area-based extrapolation, insufficient representativeness of driving factors in statistical regression, and oversimplification of boundary conditions in mechanistic process models. The findings underscore that enhanced data quality and precision are essential for improving estimation accuracy. Future studies should prioritize advancing automated monitoring technologies, strengthening the spatiotemporal representativeness of data, integrating interactions between abiotic and biotic factors, and refining model frameworks to improve carbon source/sink assessments and provide robust scientific support for global carbon mitigation strategies.

Key words: Carbon dioxide emission flux; Flux emission accounting; Inland water body; Upscaling estimation

随着全球气候变化的加剧，以二氧化碳（CO_2）为主的温室气体（Greenhouse gases, GHGs）排放问题已成为关注焦点。内陆水体（河流、湖泊、水库等）作为陆地-水生连续体物质能量交换的关键通道，连接陆地、大气和海洋的生物地球化学循环，是全球碳循环的重要组分。其碳源/汇属性的时空异质性受生物初级生产与生态系统呼吸作用动态平衡的调控[1]，在全球碳循环和制定碳减排政策中具有重要研究价值[2]。内陆水体对全球碳循环贡献显著，Raymond 等[3]（2013）估算，全球内陆水体 CO_2 排放量高达 2.12 Pg $C\cdot a^{-1}$，是同期海洋碳汇规模（1.18 Pg $C\cdot a^{-1}$[4]）的 1.8 倍，相当于全球陆地生态系统 CO_2 平均吸收量[5]（3.3 ± 0.8 Pg $C\cdot a^{-1}$，2023）的 64.2%，更是全球热带森林净碳排放量[6]（425.2 ± 92.0 Tg $C\cdot a^{-1}$，2017）的五倍。

内陆水体 CO_2 排放量的精准量化是全球碳循环研究的前沿与难点。然而现有研究表明，当前的排放估算存在不确定性，其主要不确定性来源包括：采样策略的选取、数据集分辨率不足、排放源界定标准不一致（例如是否纳入临时性水域）以及通量计算方法的差异等[7]。Pilla 等[8]通过将小型水体和干涸区域数据纳入估算，得到全球内陆水域 CO_2 排放总量为 4.40 Pg $C\cdot a^{-1}$，较 Raymond 等[3]在 2013 年提出的估算结果（2.12 Pg $C\cdot a^{-1}$）高出 107%。最新的全球溪流和河流的 CO_2 年排放总量估算结果为 2.0 ± 0.2 Pg $C\cdot a^{-1}$[9]，较 2013 年的估算值（1.8 ± 0.25 Pg $C\cdot a^{-1}$）[3]仍增加约 10%。另外针对数据代表性的问题，Keller 等[10]调查了横跨热带、干旱、温带、大陆性与极地等气候带的 196 个干涸内陆水体（涵盖河流、湖泊、水库与池塘等所有内陆水体生态系统）的 CO_2 排放通量，指出当前全球碳收支估算的不确定性来源。这类跨区域、统一方法的监测实践为降低数据不确定性提供了重要路径。因此，深入了解不同 CO_2 排放测算方法的异同、明晰 CO_2 动态的时空分布格局、解析其驱动机制，是准确评估全球内陆水体碳源汇潜力的关键前提。

当前全球内陆水体 CO_2 排放估计值差异主要源于两方面：一是处理碳排放时空异质性的方法不同，二是所用数据集的质量和覆盖范围存在局限[8]。现有研究多采用自下而上（bottom-up）方法，即基于水体面积、生产力条件或生态系统类型等升尺度规则，将点位观测数据外推至区域乃至全球尺度[11,12]。水-气界面 CO_2 交换通量的常用测量方法包括通量箱法、涡度相关法和边界层模型法等[13]。然而，内陆水体 CO_2 受气候、土地利用类型及水体特征等多因素调控，具有显著的空间异质性。现有升尺度方法常因简化处理而忽略区域空间异质性和季节动态等环境因子，导致估算偏差[14]。因此，如何将点位尺度的通量观测数据准确扩展到区域或全球尺度，即实现可靠的升尺度转换，成为当前研究的核心挑战。鉴于 CO_2 通量在时间尺度（季节/昼夜）、不同水体之间及同一水体内部均存在高度变异性，获取足够数量且具有代表性的通量测量数据是开展区域尺度外推的必要前提[15]。

综上，本文围绕内陆水体 CO_2 排放通量的研究方法体系，重点从原位监测技术和升尺度估算方法两个维度开展系统综述。通过对现有监测方法和升尺度转换方法的系统梳理，本研究从方法学原理、技术

特征、适用场景以及局限性等层面进行了深入分析，特别关注了不同方法可能导致碳通量估算偏差的内在机制。同时，系统梳理了现有估算模型为降低不确定性所采取的关键优化策略。本综述旨在通过多维度评估各类方法的适用性，为内陆水体的CO_2通量的精准估算、区域乃至全球尺度碳源汇潜力的科学评估和升尺度转换方法的选择优化提供科学参考。

1 内陆水体 CO2 排放通量监测方法简述

内陆水体水-气界面的 CO_2 交换形式以扩散（diffusion）为主，其通量强度（$\mathrm{mol\cdot m^{-2}\cdot d^{-1}}$）*主要受两个直接影响因子控制：溶解态 CO_2 浓度梯度（或以水中气体分压 [pCO_2] 梯度表征）与水-气界面气体交换速率（k）[9]。目前主要的监测方法包括三类：通量箱法、涡度相关法及边界层模型法。其中，通量箱法操作简便且通量数据获取直接；边界层模型法适用于不同类型水体的CO_2通量观测；涡度相关法则广泛应用于全球或大尺度的长期原位通量观测平台[16-18]。

通量箱法/浮动室法（Floating Chambers Method, FCM），是通过在水面上放置一个已知底面积和体积的漂浮封闭箱体[19,20]，测定箱内气体浓度随时间的变化率（使用气相色谱法测定或原位气体传感器）计算气体通量[21]，计算公式如下：

$$f_{CO_2} = \frac{S \times F_1 \times F_2 \times V}{A} \tag{1}$$

式中：f_{CO_2}为 CO_2 扩散通量（$\mathrm{\mu mol\cdot m^{-2}\cdot d^{-1}}$）；$S$为观测时间段箱内 CO_2 浓度-时间变化曲线的回归斜率（$\mathrm{\mu atm\cdot s^{-1}}$或$\mathrm{ppm\cdot s^{-1}}$）；$V$为通量箱内空气体积（$\mathrm{m^3}$）；$A$为通量箱底面积（$\mathrm{m^2}$）；$F_1$为浓度转换系数（$\mathrm{\mu mol\cdot m^{-3}\cdot atm^{-1}}$或$\mathrm{\mu mol\cdot m^{-3}\cdot ppm^{-1}}$），根据理想气体状态方程在 25°C（298.15 K）、1 atm（101325 Pa）条件下计算得 $F_1 = \frac{P}{R\cdot T} \times 10^6 \times 10^{-6} = 40.9\ \mathrm{\mu mol\cdot m^{-3}\cdot atm^{-1}}$（或 $40.9\ \mathrm{\mu mol\cdot m^{-3}\cdot ppm^{-1}}$），不同温度和气压条件下应根据理想气体状态方程重新计算F_1；F_2为时间转换系数（$86400\ \mathrm{s}\cdot d^{-1}$）。

通量箱按工作模式可分为静态和动态两种[22]。动态箱法常结合气体传感器进行在线分析，实现箱体内CO_2浓度的高频原位采集，克服了静态箱法采样频率低、非连续、难以持续原位观测的不足[23,24]。按箱体在水中的位置可分为固定式和漂移式两种[21,25]。当使用低箱底面积/体积比的通量箱时，装置可能相对水面漂移，导致箱体边缘产生物理扰动，影响水-气边界层并诱发表面湍流，进而干扰表层水体的气体交换过程[26]；当箱体覆盖面积比（箱底面积/水体表面积）＜0.1%时，其边缘湍流效应会导致气体传输速度被高估，尤其在异质性强的水体中，单点通量箱的测量结果空间代表性有限[27]；上述因素均可能在表征区域排放情况时引入误差[28]。特别地，在流动水体（如河流、溪流）中，水流速度及表面湍流影响显著。固定式通量箱因与水面存在速度差，会在箱体边缘产生额外湍流，导致测量值偏高，相比之下，漂移式通量箱能更好地反映自然条件下的气体交换特征[29]。此外，通量箱法主要提供水体 CO_2 排放通量的瞬时或短期测量数据，难以准确反映长期或季节性动态特征，在风浪大的水体环境中应用受限，在风速低的大型水体中测量相对准确[30]。因此，需综合考虑水体特性（如流速、湍流强度等）以及研究目的（短期测量/长期监测）选择合适的通量箱类型和布设方式。流速偏大且湍流较强的河流溪流宜用漂移式通量箱，风速低且水面平稳的湖泊水库宜用固定式；季节性或长期通量监测应结合通量箱与连续观测技术，提升时空代表性，这有助于降低误差，提高 CO_2 通量测量精度[21-23,25]。

涡度相关法（Eddy Covariance Method, ECM），是基于气体从水面传输到大气中形成的涡动，通过布置高分辨率仪器测量得到大气湍流涡动中的气体浓度协方差和三维风速波动，计算涡动垂直通量与平均浓度的乘积，最终得到气体交换速率及通量[31]。近年来，涡度相关法在水生生态系统通量研究中的应用增多[32]。相较于其他方法，该方法的优势在于能够提供长期、连续、高时间分辨率的监测数据，

* 在比较区域尺度 CO_2 排放特征时，会使用“年通量总量（如 $\mathrm{Pg\ C\cdot a^{-1}}$ 或 $\mathrm{g\ C\cdot a^{-1}}$）”为单位进行比较，转换计算公式为：$\mathrm{Pg\ C\cdot a^{-1}} = \sum[(\mathrm{\mu mol\cdot m^{-2}\cdot d^{-1}}) \times \text{区域水体面积}(\mathrm{m^2}) \times 44(\mathrm{CO_2}\text{的摩尔质量}) \times 10^{-6} \times 365]$。

可有效捕捉CO_2通量的日尺度动态，通量足迹覆盖区域更广[33-35]。例如，Lee等[36]在太湖布设的涡度通量网络系统，记录了该大型浅水湖泊与大气间的温室气体交换过程，并发现沉水植被覆盖水域在夜间呈现明显的CO_2吸收特征。然而，涡度相关法也存在一定局限性，通常要求大气环境稳定且下垫面平坦，在下垫面复杂或大气不稳定区域测量精度较差，且数据的后处理流程复杂涉及多种校正步骤[37,38]。为降低测量不确定性，Kohonen等[39]提出了羰基硫（COS）涡度协方差通量测量的标准化处理流程，通过时间滞后修正和高频损失校正，将月均通量的随机不确定性显著降低（从0.35降至0.013）。

边界层模型法（Boundary Layer Method, BLM）是基于菲克第一定律（Fick's first law），通过测量表层水体CO_2浓度与其大气平衡浓度的差值，结合气体交换速率计算通量[40]：

$$f_{CO_2} = (C_w - C_a) \times k_{CO_2} \tag{2}$$

式中：f_{CO_2}为CO_2气体扩散通量（$\mu mol \cdot m^{-2} \cdot d^{-1}$）；$k_{CO_2}$为水-气界面的$CO_2$交换速率（$m \cdot d^{-1}$）；$C_w$为表层水体$CO_2$浓度（$\mu mol \cdot L^{-1}$），可通过亨利定律（Henry's Law）由测得的气体分压转换获得；C_a为水体中的CO_2大气平衡浓度（$\mu mol \cdot L^{-1}$），计算公式如下：

$$C_a = H_T \times P_a \tag{3}$$

式中：H_T为采样点水温下的气体亨利常数（$\mu mol \cdot L^{-1} \cdot atm^{-1}$）；$P_a$为大气$CO_2$分压（atm）。

目前，表层水体CO_2浓度C_w常用的测量方法包括顶空平衡-气相色谱法[41]或使用水下气体浓度传感器进行原位观测[18]。此外，基于水体中的碳酸盐平衡系统，许多研究通过测量pH值和碱度（Alkalinity，Alk）（碱度法）计算C_w[42,43]。pH值和碳酸盐浓度是影响水中CO_2浓度的重要因素[44]。碱度法计算CO_2浓度的误差主要来源于pH测量误差（尤其在低离子强度水体中）、高有机碱度和非碳酸盐碱度存在（可导致pCO_2估算值偏高13%-66%）[45,46]。因此，碱度法在水体碱度主要来自于碳酸盐（如HCO_3^-和CO_3^{2-}）时结果较为准确。

尽管CO_2浓度的测量精度不断提高，k值的准确估算仍是应用边界层模型法面临的主要挑战。在水-气边界层中，k值是水体湍流程度和气体对应施密特数（S_c）的函数[47]。研究中常用k_{600}（S_c=600，即淡水在20℃时CO_2的k值）对气体交换速率进行跨条件（如气体种类、温度等）比较和分析[48]，水体湍流程度通常由流速、湍流和河道几何形状等表征[49]。通量箱法、气体示踪法和经验公式法等可用于直接测量或间接估算k值[50]。如前所述，通量箱在测量水体中CO_2浓度或通量时，也可获得k值。其中，漂移式通量箱在高速水流中扰动小，可获得更准确的k值，但测量位置难控制，可能导致空间偏差；固定式通量箱适用于低流速水体及河岸“热点”区域，配合使用柔性塑料箔密封可减少湍流干扰，提高k值测量精度[29]。气体示踪法是指在一定时间内连续向水体中释放气体示踪剂（如SF_6或丙烷），测量其浓度沿水流方向的衰减速率，据此计算k值[50]。经验公式法则是基于实测数据建立经验模型估算k值（通常为k_{600}）。Raymond等[51]通过气体示踪法，提出了基于溪流坡度、水深、流量以及流速等因子预测k_{600}的经验方程，适用于无法直接测量或精度要求不高的区域研究，可解释50%以上的变异性（R^2）。Maurice等[52]使用气体示踪法对高山溪流水体开展实地调查，评估发现Raymond等[51]提出的两个回归模型具有一定适用性。此外，风速是湖泊k_{600}预测模型的重要因素，但现有风速预测模型在不同大小、形状湖泊中的预测不确定性较高[27]。未来开发适用性更强、精度更高的k值预测模型，亟需深入理解水体表层气体交换驱动机制、增加不同类型水体的高质量实测数据收集和提升测量技术支持[53]。

通量箱法、涡度相关法、边界层模型法是获得内陆水体CO_2通量原位数据的三种主要手段，其数据是跨区域进行升尺度转换的重要基础。理解每种方法在获取不同时空尺度代表性数据方面的优劣（表1），对于降低升尺度转换估算的不确定性至关重要[38]。在时间代表性上，通量箱法虽可测量夜间通量，但多为短时采样易忽略偶发通量事件与日变化特征[31]，且较边界层模型法同期获得的监测数据偏高[38,54]；涡度相关法能够进行连续监测并完整捕捉昼夜动态及短期事件[31]，但研究显示其夜间测定通量常高于通量箱法[55]；边界层模型法在应用中多基于日间采样方案，将忽略通量夜间动态及昼夜变化[38]。在空间代表性上，通量箱法提供了点尺度的局部精确测量[31]，但难以反映空间异质性[38]；涡度相关法能够提供区域尺度（数百米至公里）的整合评估[31]，但对下垫面均质性要求高；边界层模型法对k值计算模型的适用性要求高，可用于更大空间范围的外推[38]。在环境适用性上，通量箱法易受边界扰动，

更适合低风速、静水环境[55]；涡度相关法对水面对流过程敏感[31]，在下垫面情况复杂水域使用需谨慎；边界层模型法则高度依赖风速等气象数据、流速等水体物理数据的输入[38]。因此，方法选择需权衡目标时空尺度：通量箱法适合局部、短期（尤其夜间/静水）监测；涡度相关法是获取区域连续动态的理想选择，但成本与技术要求高；边界层模型法利于大尺度的日间外推，但对数据质量和模型依赖性强。这些方法自身的时空代表性差异，以及原位数据获取时普遍存在的时空异质性问题（如小型湖泊/水库（<0.001 km²）采样数据少，昼夜变化、洪水事件等高影响事件观测不足等[56]），这些潜在不确定性可能在升尺度转换过程中产生级联放大效应，导致基于不同升尺度方法的估算结果出现数量级差异[56]。因此，提升原位数据的时空代表性与质量（如方法组合、增强观测覆盖）是降低升尺度转换不确定性的重要途径。

表 1 三种水体 CO_2 通量原位测量方法的时空特性对比

Tab.1 Comparative analysis of spatiotemporal characteristics of three in-situ aquatic CO_2 flux measurement methods

比较维度		通量箱法（FCM）	涡度相关法（ECM）	边界层模型法（BLM）
时间代表性	昼夜动态	离散采样，易忽略通量日变化，但整体易偏高[38,54]	连续监测，能捕捉昼夜动态和短期事件[31]	k 值选取对天内环境变化敏感，通量差异可能很大[38]
	长时间尺度	适合短期、定点监测，长期监测需多次采样	适合长期连续监测[31]	难以捕捉长期平均值
空间代表性	覆盖范围	点尺度，局部精确测量[31]	足迹尺度（数百米至公里）[31]	受采样位置和水体异质性影响
	空间异质性	能反映点位差异，难反映空间异质性[38]	要求下垫面均质	反映模型假设区域均值
环境适用性	水流状态	流速过快会增强人为湍流，漂移式通量箱更为适合[29]	对水面湍流情况敏感	受流速影响
	气象条件	兼容性强	需稳定气象条件	依赖气象数据质量

2 内陆水体 CO_2 排放通量升尺度转换方法

通过对现有研究的梳理，本研究将内陆水体 CO_2 排放的升尺度转换方法总结归纳为三种，一是基于面积的直接升尺度估算，二是基于统计回归分析的升尺度估算，三是基于机理模型的升尺度估算。本节将介绍以上三类方法的核心特征、适用场景与局限性。

21 基于单位面积通量×面积的外推法

基于单位面积通量×面积的外推法的核心内容是将特定时空尺度下的原位 CO_2 平均通量，乘以目标区域水体表面积及时间长度，直接估算区域 CO_2 排放总量[56]。该方法操作便捷、逻辑清晰，但其精度依赖于高时空代表性的原位观测数据和精确的水域面积量化[57]。

首先，原位数据的时空代表性是表征区域排放水平的基础。环境因子（如 pH、水位、富营养化程度）在时空上的差异[58,59]，使“均质化”假设存在偏差。现有观测点覆盖有限，难以充分捕捉区域甚至全球尺度的排放动态。例如 Raymond 等[60]研究发现单一日期采样可导致季节性 pCO_2 均值误差达 26%；Deemer 等[61]的研究中使用的 229 个全球水库 CO_2 数据中 158 个位于北美洲、仅有 5 个数据点来自非洲，此类空间偏差将引发跨区域外推的系统性误差。因此，提升观测的时空覆盖以反映环境异质性至关重要。

其次，水域面积的精确量化是保证升尺度可靠性的另一关键。Deemer 等[61]基于全球水库和大坝数据库（GRAND）的表面积与平均通量来估算全球水库 CO_2 排放总量。Raymond 等[3]采用分区汇总策略，整合多源数据集分别估算河流、溪流、湖泊及水库表面积，并按照 COSCAT 流域分割框架分组进行蒙特卡洛分析，获得全球溪流河流（1.5-2.1 Pg $C \cdot a^{-1}$）及湖泊水库（0.06-0.84 Pg $C \cdot a^{-1}$）的排放。Holgerson 和 Raymond[62]依据面积大小分级估算湖泊与池塘通量，首次量化了小型池塘（< 0.001 km²）的显著碳贡献。这些研究表明，面积量化精度直接影响总量估算的可靠性。

因此，尽管面积外推法应用广泛，进行区域或全球尺度的 CO_2 通量估算中常需结合其他方法（如统

计回归模型或机理过程模型），以提高结果的准确性和完整性。

2.2 基于统计回归模型的 CO_2 排放估算

理解内陆水体 CO_2 动态变化过程的驱动机制及其与环境因子间的统计关系，对估算区域水体 CO_2 通量有重要意义。表 2 总结了全球尺度应用统计回归模型估算内陆水体 CO_2 排放的代表性研究。统计回归模型可通过建立 CO2 排放通量与环境因子的定量关系，实现对 CO2 变化的模拟与预测。这些环境因子的选择基于其在水体碳循环过程中的关键作用，因此模型结果在一定程度上反映了碳循环机理。

表 2 使用统计回归模型估算内陆水体 CO_2 通量研究汇总

Tab.2 Estimation of CO_2 flux emissions from inland water bodies based on statistical regression model

参考文献	数据与估算方法	估算区域	FCO_2 / Pg $C{\cdot}a^{-1}$
Deemer 等[61]	全球数据+线性回归	全球水库	0.1349
DelSontro 等[63]	全球湖泊规模+全球湖泊生产力遥感分布+统计回归	全球湖泊和水库	1.272（1.186-1.365）
Holgerson 和 Raymond[62]	统计回归	全球池塘和湖泊	0.583
Horgby 等[64]	统计回归+蒙特卡洛模拟	全球山地溪流	0.167±0.0015
Liu 等[9]	随机森林模型	全球大小型河流	2.0±0.2

水体碳循环受多种过程共同驱动，包括水-气界面的气体扩散交换，陆源有机碳的输入输出平衡以及水生生物的光合-呼吸作用[65-67]（图 1）。相关理化指标（水温、pH、溶解氧 DO、叶绿素 a Chl-a、溶解性有机碳 DOC）在这些过程中发挥着重要作用。例如，DOC 是微生物呼吸的主要底物，其输入量与湖泊 CO_2 排放显著正相关[68]，而 Chl-a 可反映初级生产与呼吸的动态平衡，与 CO_2 通量的关系可能受水文和营养条件调节[69]。DO 水平反映水体好氧/厌氧代谢状态，通常和 CO_2 通量呈现负相关关系[55]。此外，水温既影响微生物活性和呼吸速率，也改变气体溶解度，是 CO_2 通量动态变化的重要驱动因子（可致日变化幅度达 23%[70]）。pH 则通过调节碳酸盐平衡显著影响 CO_2（pH 下降促进 CO_2 释放[69,71,72]），其与水温可能存在协同作用。

在模型应用方面，Sun 等[73]利用结构方程模型（SEM）解析了理化、气象、地理和生物因子的直接与间接效应，确认 pH 和 DO 是主控因子；Liu 等[9]采用随机森林（RF）模型，纳入非线性关系和流域属性，显著提升了河流 CO_2 预测精度（R^2 = 0.77 ，对比多元线性回归中 R^2 = 0.38）。这些案例表明，统计回归模型不仅能有效预测 CO_2 变化，还可揭示其与碳循环过程的内在联系。

图 1 内陆水体中的主要碳转换过程

Fig.1 Major carbon transport and transformation processes in inland waters

以上机理认识支撑了统计模型的变量选择（见表3），但现有方法存在明显局限：（1）非线性响应缺失：多数线性回归难以捕捉 CO_2 与环境因子间的非线性响应，对于一些突发的、非线性的碳转换过程，如温度对代谢速率的指数效应、pH 对碳酸盐系统的复杂影响，以及极端气候事件对水体 CO_2 通量的短期影响等，导致模型的响应和预测能力不足；（2）变量交互简化：实际中 Chl-a 与 DO、水温等因子存在协同/拮抗效应，但在统计分析中可能被简化忽略；（3）跨系统外推风险：如山区溪流模型[64]可能不适用于富营养化湖泊。正是这些不足推动了机器学习应用（如 Liu 等[9]的随机森林模型），但其可解释性仍待提高。

表3 基于经验统计关系估算 CO_2 通量常用预测因子总结*

Tab.3 Summary of commonly used predictors for statistical estimation of CO_2 fluxes based on empirical relationships

预测因子		参考文献	数据来源
生物因素	净初级生产力（NPP）	[74]	全球 MODIS 初级生产力数据集+通量塔测量数据
	Chl-a	[69,73]	现场采样和监测
物理因素	河流径流量	[3,74]	HydroSHEDS 地理参考数据集
	流域/水体面积	[73,74]	GLWD 数据集；ReaLSAT 卫星遥感数据集
	水文地貌	[3,74]	全球 DEM 数据集
	水温	[69,74,75]	全球河流化学 GloRiCh 数据集；现场采样和监测
	风速	[73]	现场采样和监测
化学因素	pH	[74,75]	全球河流化学 GloRiCh 数据集；现场采样和监测
	DO	[69,73]	现场采样和监测
	碱度	[73,74]	全球河流化学 GloRiCh 数据集；机器学习模型估算
	溶解性无机碳（DIC）	[75]	公式计算
	TN	[69,73]	现场采样和监测
	TP	[73,75]	现场采样和监测

* 表中涵盖全球数据集的研究进行了全球范围的升尺度 CO_2 排放总量估算；未使用全球类数据集的研究进行的是较低尺度（某个河段/湖泊）的区域 CO_2 排放总量估算。

未来研究需更明确地将碳过程机理融入模型构建，例如 G-res（Greenhouse Gas from Reservoirs）模型区分了扩散通量与冒泡通量，实现了对全球范围内水库 CO_2 和 CH_4 排放通量的估算[76,77]。Soued 等[78]结合 G-res 模型和 9195 个现有及计划中的水库数据库，发现需特别关注不同碳形态（CO_2/CH_4）随时间尺度的转化动态。CH_4 排放预计将在 2032 年后超过 CO_2 排放，到 2060 年可能占总水库碳排放量的 75%，并强调了水库碳排总量降低背景下由 CH_4 排放导致的辐射强迫的持续增长问题。因此，只有将统计关系与底层过程机制紧密结合，才能提升模型在气候变化情景下的预测能力。

2.3 基于机理模型的 CO_2 排放模拟

准确评估内陆水体 CO_2 需深入理解陆地和水环境的物质交换机制（如河流支干流、河流与湖泊的连接区）及碳的生物地球化学循环过程。由于内陆水体中 CO_2 的产生与消耗涉及光合作用、呼吸作用、有机物分解和营养物循环等多重过程，基于机理的过程模型能综合量化影响 CO_2 排放的生物地球化学过程和环境因子，捕捉时空动态变化，估算碳通量排放特征，适用于不同类型水体，有助于数据稀缺区域评估和估算精确度提升。

基于网格的分布式动态陆地生态系统模型（Dynamic Land Ecosystem Model，DLEM）通过耦合植被动态与水文循环，构建基于环境变化对生态系统碳循环影响的过程模拟框架，可实现内陆水体温室气体排放的评估模拟[79-81]。该模型整合了水文过程、陆地生产力、生物地球化学循环及河流网络碳运输等多个过程，通过水文模块与植物光合作用参数化等组件估算河流 DOC、POC 和 DIC 的输出[80,81]。Tian 和 Yang 等[81]基于 DLEM 2.0 版本，量化从北美东部到大西洋三十年（1980-2008 年）碳通量变化，解析气候变化、土地利用变化、大气 CO_2 浓度和氮沉降等环境因素对河流碳通量的驱动贡献。

LAKE 模型作为多过程耦合的一维模型，集成热传输机制、湍流混合动力学及生物地球化学模块（含底泥-水界面物质交换过程），可模拟湖泊、水库或溪流段水体在垂直剖面上温度、DO、CO_2 和

CH_4的分布和动态变化[82]。通过纳入水温、盐度和流速等物理参数，模型还能量化湖泊中碳循环的关键过程，包括 CO_2 的产生（如有机物分解）、转化（如光合-呼吸平衡）和消耗（如碳酸盐沉淀），以及沉积物-水体界面的 CO_2 交换（如沉积物有机质降解）。通过模拟沉积物中的有机物分解和 CO_2 的释放过程，该模型可解释 CO_2 在不同水层间的垂直混合和扩散过程，实现垂向 CO_2 浓度分布的定量刻画，最终基于气-水界面的扩散通量公式（含风速、水温等气象参数修正）计算水-气界面上的 CO_2 扩散通量[83]。Iakunin 等[84]使用 LAKE 2.0 模型、结合 2017 年 5 月至 2019 年 3 月期间的气象观测数据和浮标平台（包括涡动协方差系统、辐射仪、温度探针等）的现场观测数据，对欧洲西部最大人工水库 Alqueva 水库的气体动态进行了模拟，捕捉到表层水体（25 cm 深度）CO_2 浓度的季节变化，模型结果与观测数据的平均值较吻合，但对 CO_2 浓度日动态响应不足。LAKE 3.0 模型版本中进一步增加了湖泊的能量平衡（如太阳辐射加热、风搅拌）、垂向混合（表层混合层、深层湍流扩散）、入流/出流（河流入流、潜没入流、渗漏）等关键物理过程，并支持连接全球湖泊生态观测网（GLEON）的高频监测数据[85]。

此外，Wang 等[86]开发了一个日时间步长的生物地球化学模型（FAQ-DNDC）用于模拟和预测水电站水库，耦合温度、风速和降水等因子，预测了加拿大魁北克北部水库的 CO_2 排放动态，经 DOC 和 DIC 数据校验。Soued 和 Prairie[87]开发了一个基于过程的一维模型，用于模拟和预测热带水电站水库深层水域（下层滞水层）的 CO_2 和 CH_4 动态规律与调控机制，基于实地数据（包括水温分层、溶解氧、温室气体浓度及同位素特征）对 CO_2 浓度及其变化进行预测，研究发现深层水域的 CO_2 积累主要受控于好氧呼吸和厌氧沉积作用，物理扩散过程（通过影响 DO 分布间接调控代谢）对热带水库温室气体排放的具有关键作用。Shi 等[88]开发了一个基于环境流体动力学代码（Environmental Fluid Dynamics Code, EFDC）集成温室气体模块的综合过程模型，对中国西南红枫湖水库碳排放的时空变化进行了模拟，实测数据包括监测站点数据（有机物、营养盐和 DO 等）、四个采样点数据（藻类、CO_2 和 CH_4 实测气体浓度）以及气象数据（风速、降水等），全水库的温室气体通量通过网格化日均通量×面积累加得到，预测发现 CO_2 通量排放的季节动态（秋冬为净排放源，春夏因高 pH 值和藻类活动转为弱吸收汇），但模型输入边界数据存在分辨率不足问题，为模拟结果带来了不确定性。

过程模型在全球尺度应用的主要限制源于其对数据质量与数量的高需求[56]。高时空分辨率的气体浓度监测是准确预测水体温室气体排放的长期动态的重要基础[28]。尽管机理过程模型与统计回归模型使用的影响因子类别高度重叠，但二者本质不同：机理过程模型由碳排放机制驱动构建，强调生物地球化学过程；统计回归模型则侧重数学关系推演，对过程机理的解析偏少。

3 不同升尺度转换方法的 CO_2 估算结果对比

如前文所述，内陆水体 CO_2 排放通量的估算可归纳为三种升尺度转换方法。另外，除监测方法本身引入的数据时空代表性和误差外，这些不确定性在升尺度过程中往往会被进一步放大。不同升尺度方法的不确定性来源存在显著差异：（1）对于基于“单位面积通量×面积”的外推法，其不确定性既来自原位通量观测在时间/空间上的代表性不足（采样点稀疏、未捕获突发高影响事件等），也来自水体面积与边界判识的不确定性（遥感影像分辨率限制、季节性淹没区变化等），使用有限点位（甚至单点）测量的单位面积通量值来代表整个或多个水域通量将引入显著偏差；（2）统计回归模型方法的不确定性则主要来自模型的适用性与可迁移性问题，即回归关系在校准样本范围外（关键驱动因子组合或数值超出训练范围、非线性关系或交互效应被忽略、模型规格选择不当）可能失效，导致外推误差。同时观测数据的时空代表性不足与区域异质性会加剧统计模型的适用风险；（3）过程模型方法的不确定性则主要体现在模型构建对关键过程的简化表达、初始/边界条件设定以及参数标定的不确定性。为直观展示以上方法的差异，本节将重点分析不同升尺度方法在同一研究区域的应用结果及其不确定性来源。

3.1 河流为例不同方法的差异量化比较

为系统比较“面积的外推法”与“统计回归模型法”在 CO_2 通量评估中的差异，本研究基于文献[57]提供的长江流域 143 个采样点的 CO_2 浓度及其环境因子数据（已剔除采用 pH 相关方法计算的 CO_2 浓度数据），构成基础数据集。根据经度将采样点划分为上、中、下游三个区域，并设定统一的气体扩散速

率（$k = 3\ m{\cdot}d^{-1}$）和空气 CO_2 背景浓度（$pCO_2 = 500\ \mu atm$）。通过 ArcGIS 的“空间连接”工具将数据点与长江流域内河流面积数据[89]进行空间匹配，采用单位面积通量×对应河段面积的累加方法，估算得到长江流域河流 CO_2 排放总量约为 30.19 Tg $C{\cdot}a^{-1}$，将其视为“基准值”。作为对比，采用分区 pCO_2 观测均值×分段河流总面积的面积外推法，估算结果为 34.22 Tg $C{\cdot}a^{-1}$。同时，引用 Ran 等[57]基于 pH、水温和碱度的统计回归模型法，得到长江流域河流 CO_2 排放总量为 29.9 ±15.3 Tg $C{\cdot}a^{-1}$。对比结果显示（表 4），基准值与统计回归模型估算结果（29.9）高度一致（偏差仅 1.0%），证实了此种方法在流域尺度评估中的可靠性；而面积外推法估算结果较基准值偏高 13.3%，可能源于区域均值处理弱化了分区内的通量空间异质性。

结果表明，升尺度方法的选择可导致超过13%的评估差异，其中采样点密度和异质性处理是关键影响因素。尽管升尺度的基本逻辑在不同类型内陆水体中普遍适用，但其理论假设和控制因子在河流、湖泊和水库中可能存在显著差异：河流中，水文连通性与河流级数往往是重要的升尺度依据；而湖泊或水库中则可能由水体分层、滞留时间和营养状态等因素主导。因此在跨水体应用升尺度方法时，应充分评估控制因子的契合程度与数据可得性，并针对目标水体类型选择合理的预测变量与参数设定。

表 4 同区域不同方法水体 CO_2 排放总量估算结果对比

Tab. 4 Comparison of the estimation results of CO_2 emissions from water bodies in the same region with different methods

研究区域	FCO_2 估算值 / Tg $C{\cdot}a^{-1}$	方法描述	相对基准值误差 / %	方法间相对差异 / %
长江流域河流	30.19	实测值累加（基准）		
	34.22	基于面积的外推法	+13.34	
	29.9 (15.3) [57]	统计回归模型法	-0.96	-12.62

3.2 水库为例不同方法的差异量化比较

研究进一步评估了原位观测与模型模拟在温室气体通量估算上的系统差异（表 5）。相比河流，水库的水面面积更大、水动力较弱且易形成季节性分层，这些特征会影响方法在空间代表性、时间外推能力等方面的表现，并放大不同方法间的偏差。例如，张斌等[90]的研究表明，G-res 模型的模拟结果较原位监测数据及温室气体风险评估模型 GRAT 分别低估 76.6%和 80.3%。这一显著差异主要源于：（1）原位监测数据采集于水库蓄水初期的高排放阶段，（2）G-res 模型未能充分考虑水库近岸带这一重要的温室气体排放源区。类似地，陶雨晨和傅开道[91]在澜沧江流域（云南段）的研究发现，G-res 模型模拟的 CO_2 扩散通量均值（23.05 g $C{\cdot}m^{-2}{\cdot}a^{-1}$）较静态箱法实测结果（19.64 g $C{\cdot}m^{-2}{\cdot}a^{-1}$）低 14.8%。这种差异可能与 G-res 模型输出为水库全生命周期内的净排放年均值有关，该特性使其未能充分反映年际环境变化对排放通量的影响。综上，原位观测与模型模拟在数据采集时段、环境因子覆盖度、排放源区表征等方面的差异，可能导致显著的估算偏差。这提示在模型应用与验证中，应优先确保输入数据与目标时空尺度的匹配度，并关注特定源区的表征精度。

表 5 原位监测与模型估算的 CO_2 排放通量结果对比

Tab. 5 Comparison of CO_2 efflux results from in situ monitoring and modelling estimates

研究区域	fCO_2 / g $C{\cdot}m^{-2}{\cdot}a^{-1}$	方法	相对原位值误差 / %	模型方法间误差 / %	参考文献
百花水库	105.11	原位监测			[92]
	124.47	GRAT 模型模拟	18.42		[93]
	24.55	G-res 模型模拟	-76.65	-80.28	[90]
澜沧江流域水库	23.05	原位监测			[91]
	19.64	G-res 模型模拟	-14.79		[91]

3.3 升尺度估算方法选择的优先路径

综上所述，当前 CO_2 排放估算方法间的差异主要源于数据质量与升尺度方法选择两方面因素。具体而言，基于环境影响因子的线性回归模型，因其能准确预测区域 pCO_2 分布，可获得较为准确的排放总量估算；G-res 等统计模型虽然适用于大尺度评估，但对特殊阶段（如水库蓄水初期或季节性调蓄时期）

的模拟精度有限。因此，在实际应用中需要结合各类方法的优势，充分考虑内陆水体 CO_2 排放的时空异质性特征，特别是不同气候带和地貌区间的排放差异，选择适当的升尺度方法进行通量估算。不同类型内陆水体的排放特征存在差异，在全球尺度估算过程中通常会进行分类处理[3]，需要选择适宜的升尺度转换方法，本文尝试性提出分级选择升尺度估算方法路径（图 2）。在监测站点密度不足区域，优先使用基于关键环境参数的统计回归模型进行初步估算，同时结合遥感数据补充空间信息，随后通过建立简化的水文-生物地球化学过程模型，逐步提升模拟精度和机理解释能力；在具备高密度原位监测数据和多源环境变量的区域，优先应用过程模型（如 LAKE 模型），并辅以机器学习方法优化参数，充分利用丰富数据降低估算不确定性；针对长期变化趋势和跨年评估，推荐使用经过多区域验证且系统稳定的成熟模型框架（如 G-res 模型），并结合历史观测数据进行模型校正与验证。此分级策略不仅兼顾估算精度与方法适用性，还能根据区域和数据条件灵活调整，实现内陆水体碳排放的动态、精准评估。

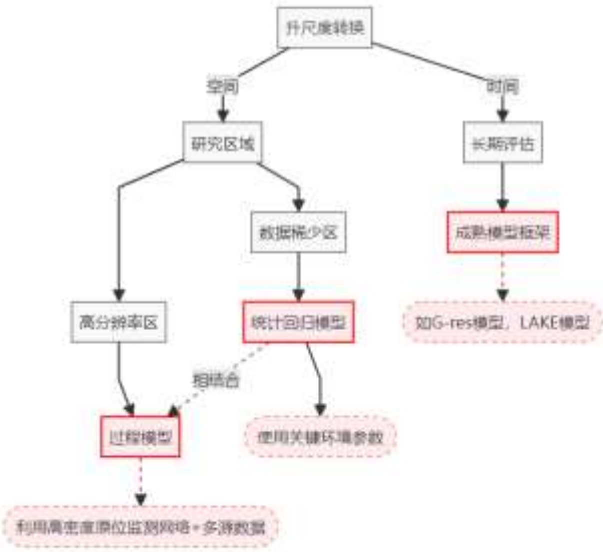

图 2 用于应用不同升尺度转换方法的决策树

Fig. 2 Decision trees for applying different upscaling transformation methods

4 总结与讨论

升尺度转换作为量化内陆水体 CO_2 排放时空异质性的关键技术手段，本文系统综述了当前监测方法及升尺度转换技术的研究进展，并结合多方法估算结果的对比分析，为未来开展升尺度转换提供了方法学参考。本研究得出以下结论和建议：

（1）原位数据的时空代表性仍是限制估算精度的主要瓶颈：内陆水体 CO_2 排放具有高度时空异质性，现阶段主流观测方法多受制于采样频率低、覆盖范围有限等问题，尤其是小型水体、昼夜变化及极端事件监测不足，现有升尺度估算结果受限于数据时空代表性。建议未来需重点发展自动化高频监测技术，构建涵盖昼夜周期的连续观测数据集；并结合高分辨率遥感数据集反演水体面积与关键环境参数，以提高数据的空间覆盖和代表性。

（2）统计回归模型的适用性依赖驱动因子的稳健性：长江流域案例的比较结果表明，当模型捕捉到关键因子（如 DOC、水温）的非线性响应时，其估算值可与高分辨率基准值高度吻合（偏差仅 1.0%）。但当环境特征超出训练集数据范围或忽略交互效应（如 pH 与水温的协同效应），模型将产生系统性偏差。建议在区域尺度利用随机森林等机器学习算法量化复杂非线性相应关系；在模型构建中融合多源观测与高分辨率环境数据，增加对驱动因子空间分布和年际变化的刻画，以提升模型的泛化能力和稳健性。

（3）过程机理模型需深化关键机理的理解并融合数据同化：现有过程模型在边界条件设定、水陆交接带和突发事件排放的刻画方面仍有不足，导致在部分情境下显著低估排放通量。建议未来应引入亚网格参数化方案，捕获水陆交错带碳通量动态；耦合模型参数化与机器学习算法，通过观测数据与模型反馈进行参数与过程表征优化，从而提升模型的预测精度、对近岸排放热点与动态事件的响应能力，以及模型的应用范围与可操作性。

综上，建议未来构建多尺度、多方法融合的升尺度估算体系，在区域至全球尺度整合高频传感器、通量监测网络与新一代遥感平台，结合过程机理模型、统计分析与机器学习的优势，采用“过程模型+机器学习+观测验证”的混合模式充分发挥各类技术手段的优势，实现对内陆水体 CO_2 通量的动态、精准和系统评估，为全球碳循环研究和减排决策提供坚实的数据基础。

致谢　谨向为本研究提供帮助的所有审稿人致以诚挚的谢意。

利益冲突声明　作者声明不存在任何利益冲突。

5 参考文献

[1] Hotchkiss E R, Hall Jr R O, Sponseller R A, et al. Sources of and processes controlling CO2 emissions change with the size of streams and rivers[J/OL]. *Nature Geoscience*, 2015, 8(9): 696-699. DOI: 10.1038/ngeo2507.

[2] Battin T J, Luyssaert S, Kaplan L A, et al. The boundless carbon cycle[J/OL]. *Nature Geoscience*, 2009, 2(9): 598-600. DOI: 10.1038/ngeo618.

[3] Raymond P A, Hartmann J, Lauerwald R, et al. Global carbon dioxide emissions from inland waters[J/OL]. *Nature*, 2013, 503(7476): 355-359. DOI: 10.1038/nature12760.

[4] Wanninkhof R, Park G H, Takahashi T, et al. Global ocean carbon uptake: magnitude, variability and trends[J/OL]. *Biogeosciences*, 2013, 10(3): 1983-2000. DOI: 10.5194/bg-10-1983-2013.

[5] Friedlingstein P, O’Sullivan M, Jones M W, et al. Global carbon budget 2023[J/OL]. *Earth System Science Data*, 2023, 15(12): 5301-5369. DOI: 10.5194/essd-15-5301-2023.

[6] Baccini A, Walker W, Carvalho L, et al. Tropical forests are a net carbon source based on aboveground measurements of gain and loss[J/OL]. *Science*, 2017, 358(6360): 230-234. DOI: 10.1126/science.aam5962.

[7] Panique-Casso D G, Goethals P, Ho L. Modeling greenhouse gas emissions from riverine systems: A review[J/OL]. *Water Research*, 2024, 250: 121012. DOI: 10.1016/j.watres.2023.121012.

[8] Pilla R M, Griffiths N A, Gu L, et al. Anthropogenically driven climate and landscape change effects on inland water carbon dynamics: What have we learned and where are we going?[J/OL]. *Global Change Biology*, 2022, 28(19): 5601-5629. DOI: 10.1111/gcb.16324.

[9] Liu S, Kuhn C, Amatulli G, et al. The importance of hydrology in routing terrestrial carbon to the atmosphere via global streams and rivers[J/OL]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2022, 119(11): e2106322119. DOI: 10.1073/pnas.2106322119.

[10] Keller P S, Catalán N, von Schiller D, et al. Global CO_2 emissions from dry inland waters share common drivers across ecosystems[J/OL]. *Nature Communications*, 2020, 11(1): 2126. DOI: 10.1038/s41467-020-15929-y.

[11] DelSontro T, Beaulieu J J, Downing J A. Greenhouse gas emissions from lakes and impoundments: Upscaling in the face of global change[J/OL]. *Limnology and Oceanography Letters*, 2018, 3(3): 64-75. DOI: 10.1002/lol2.10073.

[12] McNicol G, Fluet-Chouinard E, Ouyang Z, et al. Upscaling Wetland Methane Emissions From the FLUXNET-CH4 Eddy Covariance Network (UpCH4 v1.0): Model Development, Network Assessment, and Budget Comparison[J/OL]. *AGU Advances*, 2023, 4(5): e2023AV000956. DOI: 10.1029/2023AV000956.

[13] Baldocchi D. Measuring fluxes of trace gases and energy between ecosystems and the atmosphere – the state and future of the eddy covariance method[J/OL]. *Global Change Biology*, 2014, 20(12): 3600-3609. DOI: 10.1111/gcb.12649.

[14] Regnier P, Friedlingstein P, Ciais P, et al. Anthropogenic perturbation of the carbon fluxes from land to ocean[J/OL]. *Nature Geoscience*, 2013, 6(8): 597-607. DOI: 10.1038/ngeo1830.

[15] Sø J S, Sand-Jensen K, Kragh T. Self-Made Equipment for Automatic Methane Diffusion and Ebullition Measurements From Aquatic Environments[J/OL]. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2024, 129(6): e2024JG008035. DOI: 10.1029/2024JG008035.

[16] Müller D, Warneke T, Rixen T, et al. Lateral carbon fluxes and CO_2 outgassing from a tropical peat-draining river[J/OL]. *Biogeosciences*, 2015, 12(20): 5967-5979. DOI: 10.5194/bg-12-5967-2015.

[17] 付重庆, 徐坚, 肖潇, 等. 水库温室气体排放监测方法研究进展[C/OL]//2022 中国水利学术大会论文集（第四分册）. 中国水利学会, 2022: 11.

[18] Li H, Wang XF, Yuan XZ et al. Review on monitoring methods for greenhouse gases fluxes in freshwater ecosystems. *Journal of Lake Sciences*, 2023, 35(4): 1153-1172. DOI: 10.18307/2023.0402. [李航, 王晓锋, 袁兴中, 等. 淡水生态系统温室气体通量监测方法综述. 湖泊科学, 2023, 35(4): 1153-1172.]

[19] Sand-Jensen K, Staehr P A. CO2 dynamics along Danish lowland streams: water–air gradients, piston velocities and evasion rates[J/OL]. *Biogeochemistry*, 2012, 111(1): 615-628. DOI: 10.1007/s10533-011-9696-6.

[20] Abril G, Bouillon S, Darchambeau F, et al. Technical Note: Large overestimation of pCO_2 calculated from pH and alkalinity in acidic, organic-rich freshwaters[J/OL]. *Biogeosciences*, 2015, 12(1): 67-78. DOI: 10.5194/bg-12-67-2015.

[21] Crawford J T, Striegl R G, Wickland K P, et al. Emissions of carbon dioxide and methane from a headwater stream network of interior Alaska[J/OL]. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2013, 118(2): 482-494. DOI: 10.1002/jgrg.20034.

[22] Wei J, Chen CH, Wang JY et al. Theory, hypothesis and application advance in chamber-based technology and methods for flux measurement. *Journal of Plant Ecology*, 2020, 44(4): 318-329. DOI: 10.17521/cjpe.2019.0201. [魏杰, 陈昌华, 王晶苑, 等. 箱式通量观测技术和方法的理论假设及其应用进展. 植物生态学报, 2020, 44(4): 318-329.]

[23] Jia L, Zhang M, Pu YN et al. Effects of chamber characteristics on CO_2 and CH_4 flux at the water-air interface measured by the chamber method. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2022 33(6): 1563-1571. DOI: 10.13287/j.1001-9332.202206.019 [贾磊, 张弥, 蒲旖旎, 等. 箱体特征对箱式法观测水-气界面 CO_2 和 CH_4 通量的影响. 应用生态学报, 2022, 33(6): 1563-1571.]

[24] Dubbert M, Cuntz M, Piayda A, et al. Oxygen isotope signatures of transpired water vapor: the role of isotopic non-steady-state transpiration under natural conditions[J/OL]. *New Phytologist*, 2014, 203(4): 1242-1252. DOI: 10.1111/nph.12878.

[25] Beaulieu J J, Shuster W D, Rebholz J A. Controls on gas transfer velocities in a large river[J/OL]. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2012, 117(G2). DOI: 10.1029/2011JG001794.

[26] Kremer J N, Nixon S W, Buckley B, et al. Technical note: Conditions for using the floating chamber method to estimate air-water gas exchange[J/OL]. *Estuaries*, 2003, 26(4): 985-990. DOI: 10.1007/BF02803357.

[27] Vachon D, Prairie Y T. The ecosystem size and shape dependence of gas transfer velocity versus wind speed relationships in lakes[J/OL]. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 2013, 70(12): 1757-1764. DOI: 10.1139/cjfas-2013-0241.

[28] Colas F, Chanudet V, Daufresne M, et al. Spatial and Temporal Variability of Diffusive CO_2 and CH_4 Fluxes From the Amazonian Reservoir Petit-Saut (French Guiana) Reveals the Importance of Allochthonous Inputs for Long-Term C Emissions[J/OL]. *Global Biogeochemical Cycles*, 2020, 34(12): e2020GB006602. DOI: 10.1029/2020GB006602.

[29] Lorke A, Bodmer P, Noss C, et al. Technical note: drifting versus anchored flux chambers for measuring greenhouse gas emissions from running waters[J/OL]. *Biogeosciences*, 2015, 12(23): 7013-7024. DOI: 10.5194/bg-12-7013-2015.

[30] Duchemin E, Lucotte M, Canuel R. Comparison of Static Chamber and Thin Boundary Layer Equation Methods for Measuring Greenhouse Gas Emissions from Large Water Bodies §[J/OL]. *Environmental Science & Technology*, 1999, 33(2): 350-357. DOI: 10.1021/es9800840.

[31] Podgrajsek E, Sahlée E, Bastviken D, et al. Comparison of floating chamber and eddy covariance measurements of lake greenhouse gas fluxes[J/OL]. *Biogeosciences*, 2014, 11(15): 4225-4233. DOI: 10.5194/bg-11-4225-2014.

[32] Pu Y, Zhang M, Jia L, et al. Methane emission of a lake aquaculture farm and its response to ecological restoration[J/OL]. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 2022, 330: 107883. DOI: 10.1016/j.agee.2022.107883.

[33] Zhao J, Zhang M, Xiao W, et al. An evaluation of the flux-gradient and the eddy covariance method to measure CH_4, CO_2, and H_2O fluxes from small ponds[J/OL]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2019, 275: 255-264. DOI:

10.1016/j.agrformet.2019.05.032.

[34] Scholz K, Ejarque E, Hammerle A, et al. Atmospheric CO2 Exchange of a Small Mountain Lake: Limitations of Eddy Covariance and Boundary Layer Modeling Methods in Complex Terrain[J/OL]. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2021, 126(7): e2021JG006286. DOI: 10.1029/2021JG006286.

[35] Zhang Y, Guo X, Zhu X. Strong diurnal variability of carbon dioxide flux over algae-shellfish aquaculture ponds revealed by eddy covariance measurements[J/OL]. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 2023, 348: 108426. DOI: 10.1016/j.agee.2023.108426.

[36] Lee X, Liu S, Xiao W, et al. The taihu eddy flux network: An observational program on energy, water, and greenhouse gas fluxes of a large freshwater lake[J/OL]. 2014. DOI: 10.1175/BAMS-D-13-00136.1.

[37] Baldocchi D, Falge E, Gu L, et al. FLUXNET: A new tool to study the temporal and spatial variability of ecosystem–scale carbon dioxide, water vapor, and energy flux densities[J/OL]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2001, 82(11): 2415-2434. DOI: 10.1175/1520-0477(2001)082%3C2415:FANTTS%3E2.3.CO;2.

[38] Erkkilä K M, Ojala A, Bastviken D, et al. Methane and carbon dioxide fluxes over a lake: comparison between eddy covariance, floating chambers and boundary layer method[J/OL]. *Biogeosciences*, 2018, 15(2): 429-445. DOI: 10.5194/bg-15-429-2018.

[39] Kohonen K M, Kolari P, Kooijmans L M J, et al. Towards standardized processing of eddy covariance flux measurements of carbonyl sulfide[J/OL]. *Atmospheric Measurement Techniques*, 2020, 13(7): 3957-3975. DOI: 10.5194/amt-13-3957-2020.

[40] Liss P S, Slater P G. Flux of gases across the air-sea interface[J/OL]. *Nature*, 1974, 247(5438): 181-184. DOI: 10.1038/247181a0.

[41] Koschorreck M, Prairie Y T, Kim J, et al. Technical note: CO_2 is not like CH_4 – limits of and corrections to the headspace method to analyse p CO_2 in fresh water[J/OL]. *Biogeosciences*, 2021, 18(5): 1619-1627. DOI: 10.5194/bg-18-1619-2021.

[42] Worrall F, Lancaster A. The Release of CO2 from Riverwaters – the Contribution of Excess CO2 from Groundwater[J/OL]. *Biogeochemistry*, 2005, 76(2): 299-317. DOI: 10.1007/s10533-005-6449-4.

[43] 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/OL]. *Ecosystems*, 2007, 10(1): 172-185. DOI: 10.1007/s10021-006-9013-8.

[44] Leng P, Koschorreck M. Metabolism and carbonate buffering drive seasonal dynamics of CO_2 emissions from two German reservoirs[J/OL]. *Water Research*, 2023, 242: 120302. DOI: 10.1016/j.watres.2023.120302.

[45] Liu S, Butman D E, Raymond P A. Evaluating CO_2 calculation error from organic alkalinity and pH measurement error in low ionic strength freshwaters[J/OL]. *Limnology and Oceanography: Methods*, 2020, 18(10): 606-622. DOI: 10.1002/lom3.10388.

[46] Hunt C W, Salisbury J E, Vandemark D. Contribution of non-carbonate anions to total alkalinity and overestimation of $p CO_2$ in new England and new brunswick rivers[J/OL]. *Biogeosciences*, 2011, 8(10): 3069-3076. DOI: 10.5194/bg-8-3069-2011.

[47] Wanninkhof R, Asher W E, Ho D T, et al. Advances in quantifying air-sea gas exchange and environmental forcing[J/OL]. *Annual Review of Marine Science*, 2009, 1(1): 213-244. DOI: 10.1146/annurev.marine.010908.163742.

[48] Raymond P A, Cole J J. Gas Exchange in Rivers and Estuaries: Choosing a Gas Transfer Velocity[J/OL]. *Estuaries*, 2001, 24(2): 312-317. DOI: 10.2307/1352954.

[49] Lorke A, Bodmer P, Koca K, et al. Hydrodynamic control of gas-exchange velocity in small streams[A/OL]. Engineering, 2019. DOI: 10.31223/OSF.IO/8U6VC.

[50] Hall R, Ulseth A. Gas exchange in streams and rivers[J/OL]. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Water*, 2019, 7. DOI: 10.1002/wat2.1391.

[51] Raymond P A, Zappa C J, Butman D, et al. Scaling the gas transfer velocity and hydraulic geometry in streams and small rivers[J/OL]. *Limnology and Oceanography: Fluids and Environments*, 2012, 2(1): 41-53. DOI: 10.1215/21573689-1597669.

[52] Maurice L, Rawlins B G, Farr G, et al. The influence of flow and bed slope on gas transfer in steep streams and their implications for evasion of CO_2[J/OL]. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2017, 122(11): 2862-2875. DOI: 10.1002/2017JG004045.

[53] Klaus M, Vachon D. Challenges of predicting gas transfer velocity from wind measurements over global lakes[J/OL]. *Aquatic Sciences*, 2020, 82(3): 53. DOI: 10.1007/s00027-020-00729-9.

[54] Yao X, Li Z, Guo JS et al. Comparison between closed static chamber method and thin boundary layer method on monitoring air-water CO_2 diffusion flux. *Journal of Lake Sciences*, 2015, 27(2): 289-296 [姚骁, 李哲, 郭劲松, 等. 水-气界面 CO_2 通量监测的静态箱法与薄边界层模型估算法比较. 湖泊科学, 2015, 27(2): 289-296.]

[55] Rudberg D, Duc N T, Schenk J, et al. Diel variability of CO_2 emissions from northern lakes[J/OL]. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2021, 126(10): e2021JG006246. DOI: 10.1029/2021JG006246.

[56] Lauerwald R, Allen G H, Deemer B R, et al. Inland Water Greenhouse Gas Budgets for RECCAP2: 1. State-Of-The-Art of Global Scale Assessments[J/OL]. *Global Biogeochemical Cycles*, 2023, 37(5): e2022GB007657. DOI: 10.1029/2022GB007657.

[57] Ran L, Butman D E, Battin T J, et al. Substantial decrease in CO_2 emissions from Chinese inland waters due to global change[J/OL]. *Nature Communications*, 2021, 12(1): 1730. DOI: 10.1038/s41467-021-21926-6.

[58] Zhang J, Cao L, Liu Z, et al. Relationship between eutrophication and greenhouse gases emission in shallow freshwater lakes[J/OL]. *Science of The Total Environment*, 2024, 925: 171610. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2024.171610.

[59] Gao Y, Li J, Wang S, et al. Global inland water greenhouse gas (GHG) geographical patterns and escape mechanisms under different water level[J/OL]. *Water Research*, 2025, 269: 122808. DOI: 10.1016/j.watres.2024.122808.

[60] Ray N E, Holgerson M A, Andersen M R, et al. Spatial and temporal variability in summertime dissolved carbon dioxide and methane in temperate ponds and shallow lakes[J/OL]. *Limnology and Oceanography*, 2023, 68(7): 1530-1545. DOI: 10.1002/lno.12362.

[61] Deemer B R, Harrison J A, Li S, et al. Greenhouse Gas Emissions from Reservoir Water Surfaces: A New Global Synthesis[J/OL]. *BioScience*, 2016, 66(11): 949-964. DOI: 10.1093/biosci/biw117.

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

[63] DelSontro T, Beaulieu J J, Downing J A. Greenhouse gas emissions from lakes and impoundments: Upscaling in the face of global change[J/OL]. *Limnology and Oceanography Letters*, 2018, 3(3): 64-75. DOI: 10.1002/lol2.10073.

[64] Horgby Å, Segatto P L, Bertuzzo E, et al. Unexpected large evasion fluxes of carbon dioxide from turbulent streams draining the world's mountains[J/OL]. *Nature Communications*, 2019, 10(1): 4888. DOI: 10.1038/s41467-019-12905-z.

[65] Guo Y, Zhou QH, Wang P et al. Research Progress on the Mechanism of Carbon Storage in Inland Waters. *Journal of Hydroecology*, 2023, 44(4): 141-150. DOI: 10.15928/j.1674-3075.202109220332. [郭瑶, 周巧红, 王培, 等. 内陆水体储碳作用机制研究进展. 水生态学杂志, 2023, 44(4): 141-150.]

[66] Jia J, Dungait J A J, Lu Y, et al. Inland water metabolic carbon processes and associated biological mechanisms that drive carbon source-sink instability[J/OL]. *The Innovation Geoscience*, 2023, 1(3): 100035-11. DOI: 10.59717/j.xinn-geo.2023.100035.

[67] Battin T J, Lauerwald R, Bernhardt E S, et al. River ecosystem metabolism and carbon biogeochemistry in a changing world[J/OL]. *Nature*, 2023, 613(7944): 449-459. DOI: 10.1038/s41586-022-05500-8.

[68] Xiao Q, Xu X, Qi T, et al. Lakes shifted from a carbon dioxide source to a sink over past two decades in China[J/OL]. *Science Bulletin*, 2024, 69(12): 1857-1861. DOI: 10.1016/j.scib.2024.03.022.

[69] Li S, Zhang Q, Bush R T, et al. Methane and CO_2 emissions from China's hydroelectric reservoirs: a new quantitative synthesis[J/OL]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2015, 22(7): 5325-5339. DOI: 10.1007/s11356-015-4083-9.

[70] Van Dam B R, Lopes C C, Polsenaere P, et al. Water temperature control on CO2 flux and evaporation over a subtropical seagrass meadow revealed by atmospheric eddy covariance[J/OL]. *Limnology and Oceanography*, 2021, 66(2): 510-527. DOI: 10.1002/lno.11620.

[71] Zhao Y, Wu B F, Zeng Y. Spatial and temporal patterns of greenhouse gas emissions from three gorges reservoir of China[J/OL]. *Biogeosciences*, 2013, 10(2): 1219-1230. DOI: 10.5194/bg-10-1219-2013.

[72] Wen Z, Song K, Shang Y, et al. Carbon dioxide emissions from lakes and reservoirs of China: A regional estimate based on the calculated pCO_2[J/OL]. *Atmospheric Environment*, 2017, 170: 71-81. DOI: 10.1016/j.atmosenv.2017.09.032.

[73] Sun K, Jia J, Wang S, et al. Real-time and dynamic estimation of CO_2 emissions from China's lakes and reservoirs[J/OL]. *The Innovation Geoscience*, 2023, 1(3): 100031. DOI: 10.59717/j.xinn-geo.2023.100031.

[74] Lauerwald R, Laruelle G G, Hartmann J, et al. Spatial patterns in CO_2 evasion from the global river network[J/OL]. *Global Biogeochemical Cycles*, 2015, 29(5): 534-554. DOI: 10.1002/2014GB004941.

[75] Weyhenmeyer G A, Kosten S, Wallin M B, et al. Significant fraction of CO_2 emissions from boreal lakes derived from hydrologic inorganic carbon inputs[J/OL]. *Nature Geoscience*, 2015, 8(12): 933-936. DOI: 10.1038/ngeo2582.

[76] Harrison J A, Prairie Y T, Mercier-Blais S, et al. Year-2020 Global Distribution and Pathways of Reservoir Methane and Carbon Dioxide Emissions According to the Greenhouse Gas From Reservoirs (G-res) Model[J/OL]. *Global Biogeochemical Cycles*, 2021, 35(6): e2020GB006888. DOI: 10.1029/2020GB006888.

[77] Prairie Y T, Mercier-Blais S, Harrison J A, et al. A new modelling framework to assess biogenic GHG emissions from reservoirs: The G-res tool[J/OL]. *Environmental Modelling & Software*, 2021, 143: 105117. DOI: 10.1016/j.envsoft.2021.105117.

[78] Soued C, Harrison J A, Mercier-Blais S, et al. Reservoir CO2 and CH4 emissions and their climate impact over the period 1900–2060[J/OL]. *Nature Geoscience*, 2022, 15(9): 700-705. DOI: 10.1038/s41561-022-01004-2.

[79] Tian H, Chen G, Liu M, et al. Model estimates of net primary productivity, evapotranspiration, and water use efficiency in the terrestrial ecosystems of the southern United States during 1895–2007[J/OL]. *Forest Ecology and Management*, 2010, 259(7): 1311-1327. DOI: 10.1016/j.foreco.2009.10.009.

[80] Pan S, Tian H, Dangal S R S, et al. Complex Spatiotemporal Responses of Global Terrestrial Primary Production to Climate Change and Increasing Atmospheric CO2 in the 21st Century[J/OL]. *PLOS ONE*, 2014, 9(11): e112810. DOI: 10.1371/journal.pone.0112810.

[81] Tian H, Yang Q, Najjar R G, et al. Anthropogenic and climatic influences on carbon fluxes from eastern North America to the Atlantic Ocean: A process-based modeling study[J/OL]. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2015, 120(4): 757-772. DOI: 10.1002/2014JG002760.

[82] Stepanenko V, Mammarella I, Ojala A, et al. LAKE 2.0: A model for temperature, methane, carbon dioxide and oxygen dynamics in lakes[J/OL]. *Geoscientific Model Development*, 2016, 9(5): 1977-2006. DOI: 10.5194/gmd-9-1977-2016.

[83] Guseva S, Bleninger T, Jöhnk K, et al. Multimodel simulation of vertical gas transfer in a temperate lake[J/OL]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2020, 24(2): 697-715. DOI: 10.5194/hess-24-697-2020.

[84] Iakunin M, Stepanenko V, Salgado R, et al. Numerical study of the seasonal thermal and gas regimes of the largest artificial reservoir in western europe using the LAKE 2.0 model[J/OL]. *Geoscientific Model Development*, 2020, 13(8): 3475-3488. DOI: 10.5194/gmd-13-3475-2020.

[85] Hipsey M R, Bruce L C, Boon C, et al. A general lake model (GLM 3.0) for linking with high-frequency sensor data from the global lake ecological observatory network (GLEON)[J/OL]. *Geoscientific Model Development*, 2019, 12(1): 473-523. DOI: 10.5194/gmd-12-473-2019.

[86] Wang W, Roulet N T, Kim Y, et al. Modelling CO2 emissions from water surface of a boreal hydroelectric reservoir[J/OL]. *Science of The Total Environment*, 2018, 612: 392-404. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2017.08.203.

[87] Soued C, Prairie Y T. Patterns and regulation of hypolimnetic CO2 and CH4 in a tropical reservoir using a process-based modeling approach[J/OL]. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2022, 127(8): e2022JG006897. DOI: 10.1029/2022JG006897.

[88] Shi W, Wu W, Fan H, et al. Estimating CO2 and CH4 fluxes from reservoirs: Model development and site-level study[J/OL]. *Journal of Hydrology*, 2025, 654: 132794. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2025.132794.

[89] Zhang X, Liu L, Zhao T, et al. GLC_FCS10: A global 10-m land-cover dataset with a fine classification system from sentinel-1 and sentinel-2 time-series data in google earth engine[J/OL]. *Earth System Science Data Discussions*, 2025: 1-27. DOI: 10.5194/essd-2025-73.

[90] Zhang B, Li Z, Li C et al. The net GHG flux assessment model of reservoir (G-res Tool) and its application in reservoirs in upper reaches of Yangtze River in China. *Journal of Lake Sciences*, 2019, 31(5): 1479-1488. DOI: 10.18307/2019.0510. [张斌, 李

哲, 李翀, 等. 水库温室气体净通量评估模型(G-res tool)及在长江上游典型水库初步应用. 湖泊科学, 2019, 31(5): 1479-1488.]

[91] Tao YC, Fu KD, Zhang J et al. Study on CO_2 and CH_4 emission fluxes from Lancang River cascade reservoirs. *Climate Change Research*, 2024, 20(1): 107-117. DOI: 10.12006/j.issn.1673-1719.2023.188 [陶雨晨, 傅开道, 张洁, 等. 澜沧江梯级水库 CO_2 和 CH_4 排放通量研究. 气候变化研究进展, 2024, 20(1): 107-117.]

[92] Wang F, Wang B, Liu C Q, et al. Carbon dioxide emission from surface water in cascade reservoirs–river system on the maotiao river, southwest of China[J/OL]. *Atmospheric Environment*, 2011, 45(23): 3827-3834. DOI: 10.1016/j.atmosenv.2011.04.014.

[93] Kumar A, Yang T, Sharma M P. Long-term prediction of greenhouse gas risk to the Chinese hydropower reservoirs[J/OL]. *Science of The Total Environment*, 2019, 646: 300-308. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2018.07.314.