J. Lake Sci.(湖泊科学), 2026, 38(1):000-000
DOI 10.18307/2026.0123

汉江流域河流 pCO_2 时空格局及其控制因子*

陈梦晗[1,2]，吴 玥[1,2]，卢名燊[1,2]，吴时强[3]，刘 攀[1,2]，夏 军[1,2]，程 磊[1,2,**]
（1：武汉大学水资源工程与调度全国重点实验室，武汉 430072）
（2：武汉大学水利水电学院，武汉 430072）
（3：南京水利科学研究院，南京 210029）

摘 要：河流是连接陆地、大气和海洋三大“碳库”之间生物地球化学过程的纽带，是全球水循环和碳循环过程的重要参与者。河流二氧化碳分压（pCO_2）是反映河流水-气界面 CO_2 交换过程的关键指标，受多种自然和人为因素综合影响而表现出复杂的时空变化，但目前对河流 pCO_2 主要控制因子及其作用的认识仍十分有限。研究以汉江流域为例，基于高空间分辨率月尺度数据识别了河流 pCO_2 的时空分布特征，使用可解释性机器学习方法（增强回归树模型（BRT）和累积局域效应（ALE））量化了潜在控制因子的相对贡献率并解析了其控制作用。结果表明，汉江流域多年平均河流 pCO_2 呈现出从上游到下游的递增趋势，且高于大气平均值。基于 *k*-Shape 聚类算法，汉江流域多年月平均河流 pCO_2 的波动类型分为平稳（T1）、单峰（T2）和双峰（T3）结构三类。BRT 模型很好地模拟了汉江流域河流 pCO_2 的多年平均值和多年月平均值，在重复实验中表现出较高的模拟效果（$r > 0.86$，$NSE > 0.75$）和可接受的误差（$MAE < 212.18$ μatm，$RMSE < 274.16$ μatm）。多年平均河流 pCO_2 主要受温度要素控制，总相对贡献率约 66.1%。多年月平均河流 pCO_2 的控制因子相对贡献率在不同类型间差异较大，但温度要素仍发挥着关键作用（约 26.6%～46.9%）。植被和水量要素分别在类型 T2 和 T3 中具有较高的贡献率，而水质要素的重要性相对有限（小于约 20.1%）。ALE 分析结果揭示了河流 pCO_2 与潜在控制因子之间的非线性、非单调关系，且在多年平均和多年月平均尺度之间、不同波动类型之间均表现出较大差异。研究揭示了汉江流域河流 pCO_2 的主要控制因子及其作用的复杂时空变化，提高了对河流碳循环过程的认识。

关键词：二氧化碳分压；时空格局；控制因子；可解释性机器学习；汉江流域

Research on the Spatiotemporal Pattern of Riverine pCO_2 and Its Controlling Factors in the Hanjiang River Basin*

Chen Menghan[1,2], Wu Yue[1,2], Lu Mingshen[1,2], Wu Shiqiang[3], Liu Pan[1,2], Xia Jun[1,2] & Cheng Lei[1,2,**]
(1: *State Key Laboratory of Water Resources Engineering and Management, Wuhan University, Wuhan 430072, P.R.China*)
(2: *School of Water Resources and Hydropower Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, P.R.China*)
(3: *Nanjing Hydraulic Research Institute, Nanjing 210029, P.R.China*)

Abstract: Rivers are links connecting the biogeochemical processes among terrestrial, oceanic, and atmospheric carbon pools, and are important participants in the global water and carbon cycles. Riverine partial pressure of carbon dioxide (pCO_2) is a key indicator reflecting the CO_2 exchange process at the riverine water-air interface, which exhibits complex spatiotemporal variations due to the co-impacts of various natural and anthropogenic factors. However, the current understanding of the main controlling factors and their effects on riverine pCO_2 is still limited. In this study, the spatiotemporal distribution characteristics of riverine

* 2025-01-15 收稿 2025-04-09 收修改稿。
国家自然科学基金项目（U2340207, 52394233）和湖北省自然科学基金项目（2022CFA094）联合资助。
** 通信作者；E-mail: lei.cheng@whu.edu.cn。

pCO$_2$ were identified, and the relative contributions and controlling effects of potential controlling factors were quantified and revealed using an interpretable machine learning method (boost regression tree (BRT) and accumulated local effects (ALE)), based on monthly datasets with high spatial resolution in the Hanjiang River Basin (HRB). Results indicated that multi-year average riverine pCO$_2$ in the HRB showed an increasing trend from upstream to downstream, and was higher than the atmospheric average. The fluctuation type of multi-year monthly average riverine pCO$_2$ in the HRB could be classified into three types based on the k-Shape clustering algorithm, with stationary (T1), unimodal (T2), and bimodal (T3) structures, respectively. The BRT model effectively simulated the multi-year average and multi-year monthly average values of riverine pCO2 in the HRB, showing high performance (r > 0.86, NSE > 0.75) and acceptable errors (MAE < 212.18 μatm, RMSE < 274.16 μatm) in replicate experiments. Multi-year average riverine pCO2 was primarily influenced by temperature factors, accounting for approximately 66.1% of the total relative contribution rate. The relative contributions of the controlling factors for multi-year monthly average riverine pCO2 exhibited significant variation among each fluctuation type, while temperature continued to play a critical role (approximately 26.6%-46.9%). The findings of the study demonstrated that vegetation and water quantity factors exerted a significant influence on types T2 and T3, respectively. Conversely, the importance of water quality factors was found to be comparatively negligible, with their contribution ranging below 20.1%. The non-linear and non-monotonic relationships between riverine pCO2 and its potential controlling factors were revealed based on ALE analysis, and showed significant differences between multi-year average and multi-year monthly average scales, as well as between different fluctuation types. The present study revealed the complex spatiotemporal variations of the main controlling factors and their effects on riverine pCO2 in the HRB, thus improving the understanding of riverine carbon cycle processes.

Keywords: partial pressure of carbon dioxide; spatiotemporal pattern; controlling factor; interpretable machine learning; the Hanjiang River Basin

自然生态系统中的水循环和碳循环过程紧密耦合互馈[1]，对地球各圈层之间的物质迁移和能量转化具有重要影响。河流不仅是全球水循环系统的组成部分，还是连接陆地、大气和海洋三大“碳库”的纽带，在将陆地碳向海洋输送的同时还通过活跃的代谢过程与大气进行碳交换[2, 3]，发挥着连接流域水循环和碳循环过程的桥梁作用。随着气候变化和人类社会发展，河流温室气体排放问题已经成为国际关注的焦点。据估算，全球河流每年向大气排放的碳量大约是向海洋输送量的两倍[4]，因此河流被视为大气二氧化碳（CO$_2$）的重要贡献者。河流二氧化碳分压（pCO$_2$）反映了河流水-气界面的 CO$_2$ 交换方向和量级大小，是揭示河流碳循环过程的重要指标[5]。在大力推进落实“双碳目标”（碳达峰与碳中和）的背景下，厘清河流 pCO$_2$ 时空格局及其控制因子，有助于合理制定流域温室气体减排和河流生态保护策略，实现国家经济绿色低碳转型和可持续发展。

受复杂自然环境和人类活动共同影响，河流 pCO$_2$ 呈现出显著的时空差异。在空间上，河流 pCO$_2$ 水平在不同区域之间差异较大，如干流和支流、上游和下游、不同土地利用类型的地区之间等[3, 6-8]。在时间上，河流 pCO$_2$ 呈现出年内、季节、日内和风暴事件驱动的变化[9, 10]。河流 pCO$_2$ 的时空变化与气候、水文、水质、土地利用类型等因素密切相关[11-13]，主要控制因子及其作用也呈现出显著的时空差异[14]。例如，Wang 等[15]指出河流 pCO$_2$ 与环境变量的关系在不同城市化水平的地区之间差异较大；Ni 等[16]发现河流 pCO$_2$ 在湿季与海拔和溶解性有机碳浓度显著相关，而在干旱期则不然。目前，对河流 pCO$_2$ 主要控制因子及其作用的认识仍然有限，亟需开展相关研究系统揭示河流 pCO$_2$ 的控制机理。

目前，大量研究使用相关分析、回归分析、主成分分析和冗余分析等方法探讨了河流 pCO$_2$ 的控制因子及其作用[14, 17-19]。尽管这些方法建立了河流 pCO$_2$ 与其潜在控制因子之间的关系，但它们难以同时实现自变量之间共线性的处理、自变量相对贡献率的量化以及自变量和因变量之间响应关系的揭示[20, 21]，导致对河流 pCO$_2$ 控制因子的理解仍十分有限。作为一种数据驱动技术，机器学习方法可以建立自变量与因变量之间的映射关系，对非线性关系也具有良好的效果[22]，其中一些方法还能够有效处理自变量之间的共线性并量化它们的相对贡献率[23, 24]。为了更好地理解机器学习方法建立的自变量与因变量之间的响应关系，机器学习的可解释性技术已被广泛应用，如部分依赖图（PDP）、局部可解释的模型无关阐释（LIME）、沙

普利加和解释（SHAP）和累积局域效应（ALE）等[25, 26]。然而，由于对数据量的需求较高，在之前对河流 pCO_2 及其控制因子的研究中机器学习方法的应用十分有限。

汉江流域河流水系丰富，是我国重要的生态功能区和南水北调中线工程的水源地，流域内部自然环境和人类活动复杂，水循环和碳循环过程也呈现出显著的时空差异[27, 28]。研究指出，在不同的碳排放情境下汉江流域的径流量呈现出不同的变化特征，直接影响南水北调工程未来的可调水量和水资源管理策略[29]。因此，揭示汉江流域河流 pCO_2 时空格局及其控制机理有助于准确估算流域碳排放水平，为合理制定流域温室气体减排政策与水利工程碳调控方案提供科学支撑。本研究使用高空间分辨率的月尺度数据集提取汉江流域河流 pCO_2 分析其时空格局，进一步以月尺度的水量（降水量和径流量）、温度（平均气温和地表温度）、植被（净初级生产力和归一化植被指数）和水质（生化需氧量和总溶解固体）要素作为潜在控制因子，采用可解释性机器学习方法量化了各潜在控制因子的相对贡献率并解析了其控制作用。

1　数据与方法

1.1　研究区域

汉江发源于陕西省秦岭南麓，于湖北省武汉市注入长江，干流长约 1577 km，是长江最大的支流。汉江流域位于长江中游，介于东经 106.09°~114.29°、北纬 30.07°~34.20°之间，流域面积约 15.9 万 km^2，属亚热带季风气候。流域地势西高东低，分布着众多重要水利工程，土地利用类型以林地和耕地为主，受人类活动影响较为剧烈[30, 31]。如图 1 所示，汉江流域河流水系发达，支流众多。为满足后续分析需要，本研究使用 ArcMap 软件将汉江流域划分为 0.1°×0.1°的网格（图 1b），其中仅零星网格无河段分布（基于河流 pCO_2 数据产品的河段）。

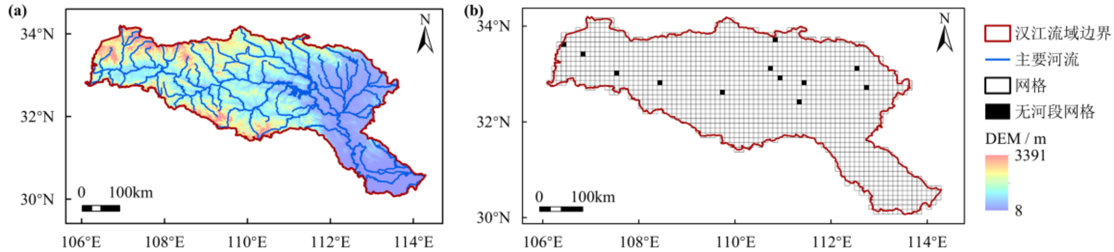


图 1 研究区域

Fig. 1 Study area

1.2　数据与预处理

本研究使用的河流 pCO_2 数据是 Liu 等[32]在全球尺度上估算的高空间分辨率、月尺度数据产品，其中汉江流域的数据与其它研究中报告的实测值或基于水化学参数的估算值具有较高的一致性[11, 14, 33]。同时，基于相关研究结果和汉江流域月尺度数据的可用性，本研究在分析河流 pCO_2 的主要控制因子及其控制作用时选择了对河流碳循环过程具有重要影响的水量、温度、植被和水质四类潜在控制要素[4, 13, 34-39]，包括降水量（P）、径流量（R）、平均气温（AirT）、地表温度（LST）、净初级生产力（NPP）、归一化植被指数（NDVI）、生化需氧量（BOD）和总溶解固体（TDS）。本研究使用的数据均来自公开发布的月尺度数据产品，空间分辨率和时间跨度有所不同，因此进行以下数据预处理步骤：首先，使用 ArcMap 软件将空间分辨率较低的数据产品（大于 1 km×1 km）重采样至 0.01°×0.01°，以满足后续计算需要；随后，使用 RStudio 软件将所有变量数据计算到图 1b 所示的 0.1°×0.1°网格尺度上，其中无河段的网格不用于后续分析计算；最后，使用 RStudio 软件计算所有变量数据的多年平均值和多年月平均值，在计算时仅使用数据产品中介于 2011 年~2018 年期间的数据记录。数据产品的详细信息如附表所示。

1.3　分析方法

1.3.1 *k*-Shape 聚类算法 *k*-Shape 聚类算法常用于时间序列数据的聚类分析，该算法基于归一化互相关算法衡量时间序列数据之间的距离（即基于形状的距离），并通过迭代将时间序列数据分为给定的 k 类[40, 41]。在进行聚类分析时，常使用基于误差平方和（SSE）的肘方法确定最佳的分类数目[42, 43]。一般而言，更多

的分类数目意味着每个类中的样本更接近分类中心，即 *SSE* 随着分类数目的增加而减小。肘方法的原理是将 *SSE* 下降率开始放缓的点所对应的分类数目识别为最佳分类数目。本研究使用 Matlab 软件将肘方法实验重复进行了 10 次，以确定汉江流域多年月平均河流 $p\mathrm{CO_2}$ 波动类型的最佳分类数目 k。

1.3.2 增强回归树机器学习方法 增强回归树模型（BRT）是一种基于传统分类回归树算法开发的机器学习方法，兼具回归树和增强算法的优势，擅长处理非线性问题，能够充分考虑自变量间的共线性和交互作用，还能量化自变量的相对贡献率[23, 44-46]。本研究使用 RStudio 软件的“dismo”包实现 BRT 建模，模型主要的两个参数，即树复杂度和学习率，分别设置为 5 和 0.01。BRT 模型的模拟和相对贡献率分析过程被重复 100 次，在每次模拟时随机选择 75%的样本作为训练集，剩余 25%作为测试集。使用四个指标来评价模型的效果，即 Spearman 秩相关系数（r）、纳什效率系数（*NSE*）、平均绝对误差（*MAE*）和均方根误差（*RMSE*）。r 适用于检验原始数据与模拟数据之间的线性相关性，*NSE* 可以综合衡量原始数据与模拟数据之间的波动性吻合程度，*MAE* 反映了模拟数据的总体误差，*RMSE* 则反映了模拟数据的离散程度，综合四个指标的结果能够全面评价模型的整体性能。指标计算公式如下：

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_{orig}^{i}-\overline{x_{orig}})(x_{sim}^{i}-\overline{x_{sim}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_{orig}^{i}-\overline{x_{orig}})^2\sum_{i=1}^{n}(x_{sim}^{i}-\overline{x_{sim}})^2}} \tag{1}$$

$$NSE = 1-\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(x_{sim}^{i}-x_{orig}^{i}\right)^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(x_{orig}^{i}-\overline{x_{orig}}\right)^2} \tag{2}$$

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|x_{orig}^{i}-x_{sim}^{i}\right| \tag{3}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(x_{orig}^{i}-x_{sim}^{i}\right)^2} \tag{4}$$

式中，x_{orig}^{i}和x_{sim}^{i}分别是原始数据序列和模拟数据序列中的第 i 个值；$\overline{x_{orig}}$和$\overline{x_{sim}}$分别是原始数据序列和模拟数据序列的平均值；n 是数据序列的长度。

1.3.3 累积局域效应后解释技术 累积局域效应（ALE）可以用于解释机器学习模型中因变量与自变量之间的关系，该方法通过对其它自变量的影响进行平均将模型简化为仅依赖单一自变量的函数，从而揭示单一因变量分别与多个自变量之间的关系。ALE 方法的运算效率较高，当自变量之间存在相关性时也能表现出较好的效果[47, 48]，适用于本研究中河流 $p\mathrm{CO_2}$ 控制因子作用的分析。在本研究中，ALE 分析也使用 RStudio 软件实现，在每次 BRT 模拟时均进行 ALE 分析，即 ALE 分析也重复了 100 次。

2 结果与分析

2.1 汉江流域河流 $p\mathrm{CO_2}$ 时空格局

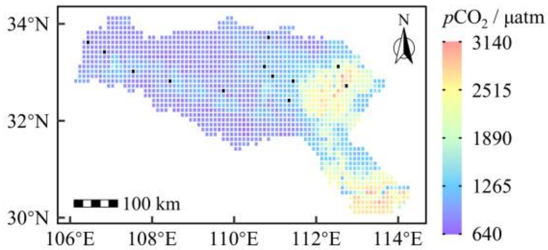


图 2 汉江流域多年平均河流 $p\mathrm{CO_2}$ 空间分布图

Fig. 2 Spatial distribution of multi-year average riverine $p\mathrm{CO_2}$ in the Hanjiang River Basin

汉江流域多年平均河流 $p\mathrm{CO_2}$ 的空间分布如图 2 所示，整体呈现出从上游到下游的递增趋势且高于大气平均值（约 380 μatm[32]），表明汉江流域的河流为 $\mathrm{CO_2}$ 排放源。使用 k-Shape 聚类算法和肘方法对汉江流域多年月平均河流 $p\mathrm{CO_2}$ 的波动特征进行分类（图 3a），结果表明波动特征应被分为平稳（T1）、单峰（T2）和双峰（T3）结构 3 类（图 3b）。类型 T1 和 T2 分布在汉江流域中上游地区，河流 $p\mathrm{CO_2}$ 在夏季和秋季较高，二者之间的波动特征差异较小，类型 T1 更为平稳，类型 T2 则具有相对明显的单峰结构（图

3c）。类型 T3 呈现出明显的双峰结构，主要分布在汉江流域中下游地区，河流 pCO_2 在春季最高。多年月平均河流 pCO_2 波动特征的显著空间差异表明汉江流域的河流具有不同的 CO_2 排放高峰期。

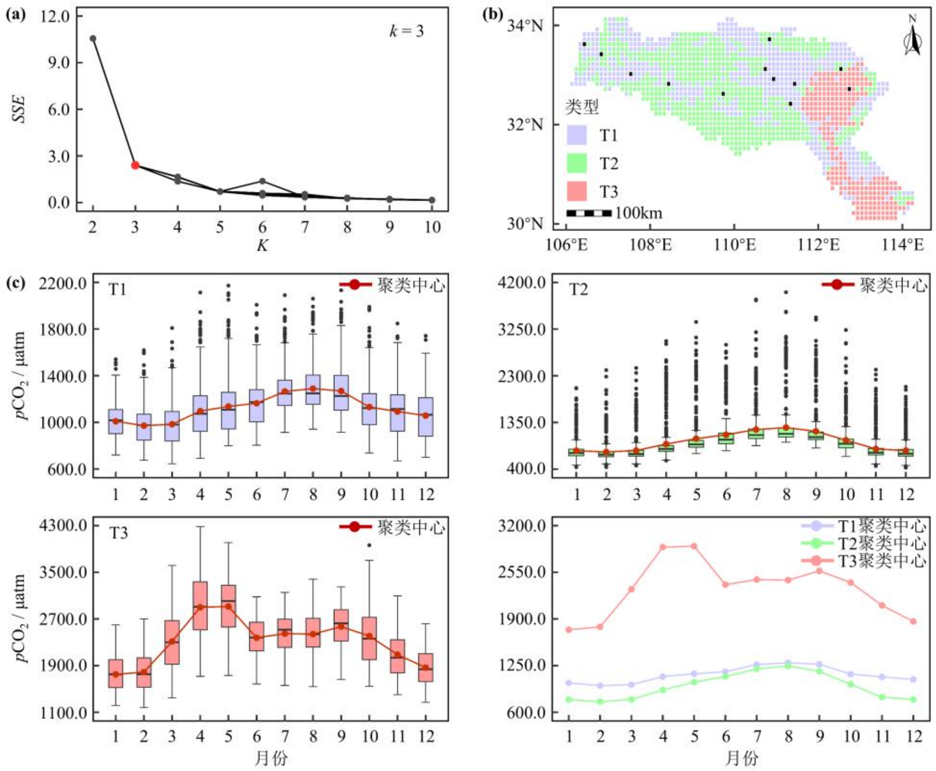


图 3 汉江流域多年月平均河流 pCO_2 波动特征分类

Fig. 3 Classification of fluctuations of multi-year monthly average riverine pCO_2 in the Hanjiang River Basin

2.2 多年平均河流 pCO_2 的控制因子及其作用

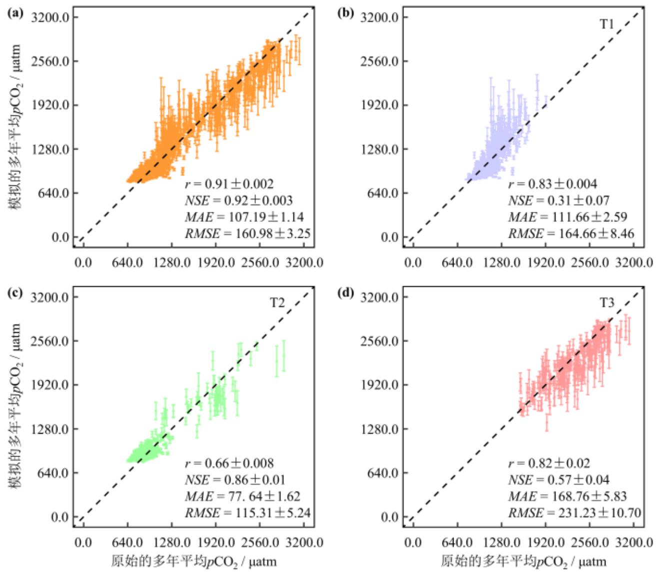
基于河流 pCO_2 及 8 个潜在控制因子的多年平均值在整个汉江流域建立 BRT 模型并进行 ALE 分析。表 1 展示了 100 次重复实验中训练集和测试集的效果，图 4a 展示了模型整体的模拟结果和效果。BRT 模型表现良好，模拟值与原始值在 1:1 线附近紧密分布，在整个汉江流域显示出很强的相关性和可接受的误差（图 4a）。然而，在整个汉江流域的模拟结果中，模型模拟的类型 T1 和 T3 的多年平均河流 pCO_2 误差较大（图 4b 和图 4d）。由于不同波动类型中包含的网格数量不同（类型 T1、T2 和 T3 分别包含 588、658 和 273 个网格），导致 BRT 模型训练时对网格数量较少的类型的模拟效果较差。这表明在后续分析多年月平均河流 pCO_2 的控制因子时，有必要对不同波动类型分别进行 BRT 建模，以减少其他类型的干扰。此外，四个评价指标在 100 次重复实验中的标准差较小，表明 BRT 模型的结构较为相似。综上所述，BRT 模型的模拟效果稳定，8 个潜在控制因子能够有效地模拟多年平均河流 pCO_2。

表 1 BRT 模型在训练集和测试集对多年平均河流 pCO_2 的模拟效果

Tab. 1 Simulation performance of the BRT model on multi-year average riverine pCO_2 in training and testing sets

评价指标	训练集	测试集
r	0.92±0.002	0.89±0.008
NSE	0.95±0.002	0.84±0.02
MAE / μatm	94.13±1.79	146.46±6.19
RMSE / μatm	131.28±2.87	227.78±12.61

表中的评价指标值为 100 次重复实验的模拟效果的平均值和标准差。

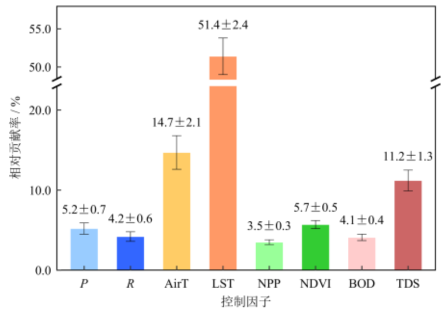


图中的点表示100次重复实验模拟的多年平均河流pCO_2的平均值，误差线表示100次重复实验模拟的多年平均河流pCO_2的标准差；评价指标的值为100次重复实验中整体的模拟效果的平均值和标准差；虚线表示1:1线；图(b)-(d)分别展示了图(a)中与类型T1、T2和T3所对应区域的模拟结果。

图 4 BRT 模型对多年平均河流 pCO_2 的模拟效果

Fig. 4 Simulation performance of the BRT model on multi-year average riverine pCO_2

根据 BRT 模型的结果量化了潜在控制因子的相对贡献率，100 次重复实验的平均值和标准差如图 5 所示。汉江流域多年平均河流 pCO_2 最重要的三个控制因子分别为 LST、AirT 和 TDS，总相对贡献率超过 75.0%。其它潜在控制因子的重要性较低，相对贡献率均小于 6.0%。整体而言，温度要素主导了汉江流域多年平均河流 pCO_2 的空间分布，特别是 LST，水量和植被要素的作用则相当有限。



数值表示100次重复实验的相对贡献率的平均值和标准差。

图 5 控制因子对多年平均河流 pCO_2 的相对贡献率

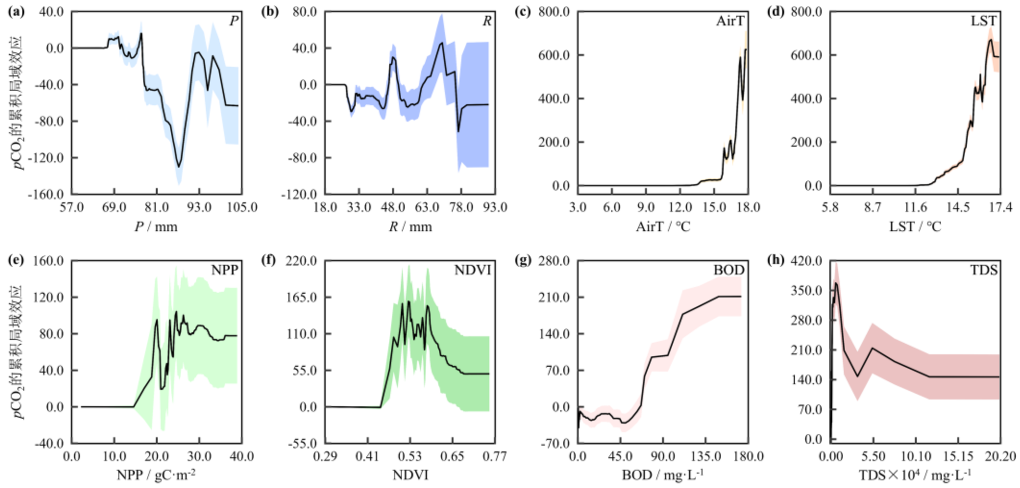
Fig. 5 Relative contribution of controlling factors to multi-year average riverine pCO_2

基于 ALE 方法识别潜在控制因子对汉江流域多年平均河流 pCO_2 的控制作用，结果表明多年平均河流 pCO_2 与潜在控制因子之间的关系是非线性和非单调的（图 6）。多年平均河流 pCO_2 随 AirT、LST 和 BOD 的增加而非线性增大，随 NPP、NDVI 和 TDS 的增加而先增大后减小。AirT 和 LST 分别在约 13.0 ℃和 11.9 ℃以上对多年平均河流 pCO_2 发挥较强的提升作用，BOD 在约 50.3 $mg·L^{-1}$ 以上时作用较强。NPP 和 NDVI 的提升作用分别在约 14.6 $gC·m^{-2}$ 和 0.45 以上时较强，在约 26.3 $gC·m^{-2}$ 和 0.58 时发生转折并呈现出微弱或较强的降低作用。在 TDS 低于 5578.7 $mg·L^{-1}$ 时呈现出提升作用，随后表现出降低作用。多年平

均河流 pCO_2 与 P 和 R 的关系十分复杂，表现出显著的非线性关系。

2.3 多年月平均河流 pCO_2 的控制因子及其作用

用不同波动类型所对应区域的河流 pCO_2 和潜在控制因子的多年月平均值分别建立 BRT 模型，模型模拟效果如表 2 和图 7 所示。与在整个汉江流域模拟多年平均河流 pCO_2 的效果相比，不同波动类型分别建模的方式提升了 BRT 模型的模拟效果，特别是类型 T1（*NSE* 增加约 0.44）。相似地，BRT 模型的稳定性较高，8 个潜在控制因子能够有效地模拟多年月平均河流 pCO_2。BRT 模型对类型 T2 的模拟效果最好，类型 T1 的 *NSE* 指标小于类型 T2，类型 T3 则具有较大的模拟误差。指标 *NSE* 对高值的模拟效果较为敏感[49]，类型 T1 的多年月平均河流 pCO_2 的高值占比相对较小（图 3），可能导致了 BRT 模型对类型 T1 高值区的模拟效果较差。对于类型 T3 而言，其模拟误差较大的原因可能是模型样本数量相对较少和多年月平均河流 pCO_2 的波动性和离散程度较大。



实线表示100次重复实验的平均结果；阴影部分表示100次重复实验的标准差。

图 6 控制因子对多年平均河流 pCO_2 的累积局域效应

Fig. 6 Accumulated local effects of controlling factors on multi-year average riverine pCO_2

表 2 BRT 模型在训练集和测试集对不同波动类型的多年月平均河流 pCO_2 的模拟效果

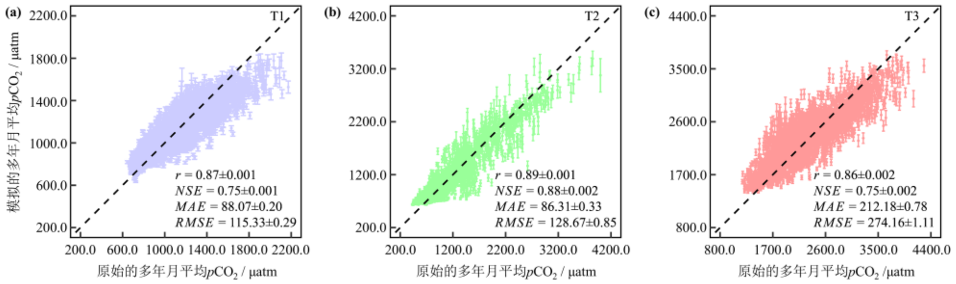
Tab.2 Simulation performance of the BRT model on multi-year monthly average riverine pCO_2 of different fluctuation types in training and testing sets

类型		*r*	*NSE*	*MAE* / μatm	*RMSE* / μatm
T1	训练集	0.87±0.002	0.77±0.002	85.63±0.47	111.60±0.61
	测试集	0.85±0.006	0.70±0.009	95.38±1.45	125.84±2.15
T2	训练集	0.90±0.001	0.89±0.003	83.58±0.73	121.57±1.32
	测试集	0.88±0.005	0.84±0.012	94.52±2.05	147.85±5.37
T3	训练集	0.88±0.002	0.78±0.004	201.41±1.92	258.98±2.16
	测试集	0.81±0.011	0.67±0.017	244.64±5.94	315.44±8.10

表中的评价指标值为 100 次重复实验的模拟效果的平均值和标准差。

不同波动类型的多年月平均河流 pCO_2 的主要控制因子呈现出较大差异（图 8）。对于类型 T1，温度要素仍发挥着最重要的作用，AirT 和 LST 是最重要的控制因子；水质要素的总贡献率紧随其后，但就单个控制因子而言，NDVI 重要性更高。类型 T2 与 T1 的主要控制因子相似，但 NDVI 比 AirT 和 LST 更重

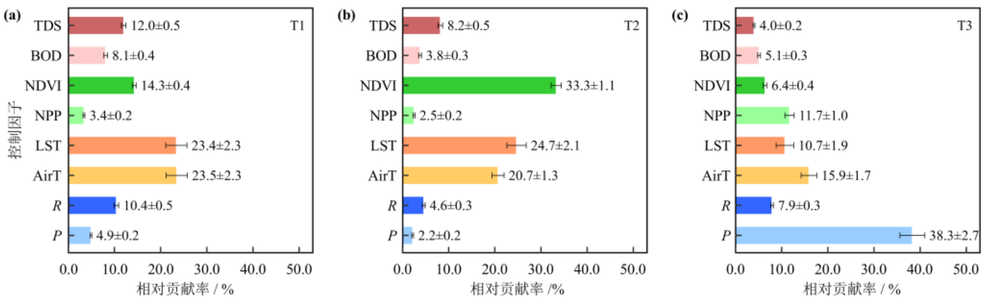
要。水量要素对类型 T1 和 T2 的控制作用均十分有限，但在类型 T3 中发挥着最为重要的作用，P 的相对贡献率接近 40.0%。温度要素对类型 T3 的控制作用虽然有所降低，但总贡献率仍在 25.0%以上。



图中的点表示100次重复实验模拟的多年月平均河流pCO_2的平均值，误差线表示100次重复实验模拟的多年月平均河流pCO_2的标准差；评价指标的值为100次重复实验中整体的模拟效果的平均值和标准差；虚线表示1:1线。

图 7 BRT 模型对不同波动类型的多年月平均河流 pCO_2 的模拟效果

Fig. 7 Simulation performance of the BRT model on multi-year monthly average riverine pCO_2 of different fluctuation types

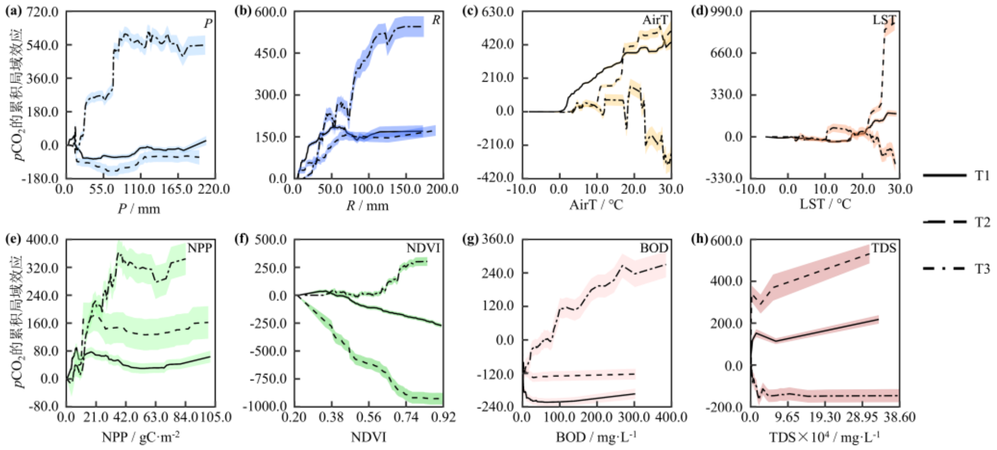


数值表示100次重复实验的相对贡献率的平均值和标准差。

图 8 控制因子对不同波动类型的多年月平均河流 pCO_2 的相对贡献率

Fig. 8 Relative contributions of controlling factors to multi-year monthly average riverine pCO_2 of different fluctuation types

潜在控制因子与不同波动类型的多年月平均河流 pCO_2 的关系也呈现出显著的差异（图 9）。潜在控制因子与类型 T1 和 T2 的多年月平均河流 pCO_2 的关系较为相似，但与类型 T3 的关系则十分不同。水量要素在类型 T1 和 T2 中的控制作用较为稳定，多年月平均河流 pCO_2 随着 P 的增大表现出先缓慢减低后缓慢升高并相对趋于稳定的特征，随着 R 的增大则表现出先增加后趋于稳定的特征。而对于类型 T3，水量要素对多年月平均河流 pCO_2 呈现出很强的提升作用，在 P 和 R 分别达到约 79.8 mm 和 135.3 mm 以上时相对稳定。温度要素对类型 T1 和 T2 的多年月平均河流 pCO_2 表现出提升作用，但对类型 T3 则表现出降低作用。当 NPP 相对较低时，对三类多年月平均河流 pCO_2 均呈现出提升作用，随后表现出轻微（类型 T1 和 T2）或明显（类型 T3）的“U 型”关系。类型 T1 和 T2 的多年月平均河流 pCO_2 随着 NDVI 的增加呈现出近似线性的下降趋势，类型 T3 则表现出非线性上升趋势。水质要素与类型 T3 的多年月平均河流 pCO_2 的关系同样与类型 T1 和 T2 差别很大。对于类型 T3 而言，多年月平均河流 pCO_2 随着 BOD 的增加而增加，随着 TDS 的增加先降低后趋于稳定；对于类型 T1 和 T2，多年月平均河流 pCO_2 与 BOD 的关系则表现出先降低后轻微提升的特征，与 TDS 则呈现出先迅速提升后缓慢提升的特征。



线表示100次重复实验的平均结果；阴影部分表示100次重复实验的标准差。

图 9 控制因子对不同波动类型的多年月平均河流 pCO_2 的累积局域效应

Fig. 9 Accumulated local effects of controlling factors on multi-year monthly average riverine pCO_2 of different fluctuation types

3 讨论

3.1 河流 pCO_2 的时空异质性

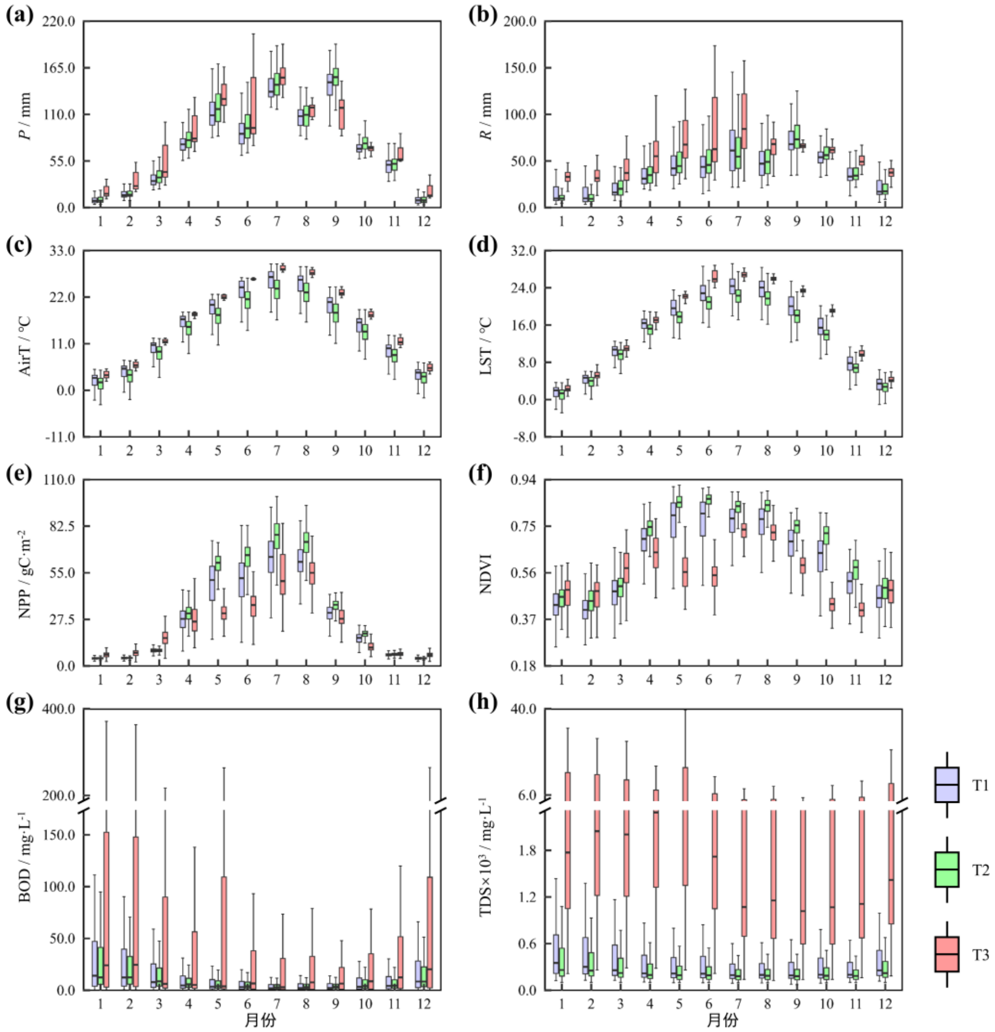
受有机质来源与浓度、水生生态系统代谢以及其他水文过程等共同影响，河流 pCO_2 呈现出显著的时空异质性。研究表明，低海拔的农业河流往往比山区河流具有更高的水体 pCO_2[50]。与以山地森林为主的中上游地区相比，汉江流域中下游地区地势相对平坦，土地利用类型以耕地和城市为主[51, 52]，河流 pCO_2 较高。对于月波动特征而言，汉江流域中上游地区的河流 pCO_2 在夏季和秋季较高，与其它位于长江流域的研究结果相似[53-55]。在汉江流域中下游地区，河流 pCO_2 在春季最高，这可能是由于夏季和秋季（雨季）丰富的降水量和径流量引起较强的稀释效应以及水体中不稳定的有机物组分被优先消耗导致的[55, 56]。此外，以往的研究指出，长江流域河流 pCO_2 的时间波动特征在流域上下游、河流干支流之间普遍存在差异，整体表现出下游和支流的波动相对剧烈的特点[3, 57]，与本研究的结果较为一致。

3.2 河流 pCO_2 的控制因子作用及重要性差异

潜在控制因子对河流 pCO_2 的控制作用通常具有两面性。水量要素对河流 pCO_2 的作用方式主要包括稀释和冲刷效应，丰富的 P 和 R 能够直接稀释水体中的 CO_2 导致 pCO_2 降低，但同时也将大量的陆地碳冲刷进河流（包括直接补充至水体的土壤 CO_2 和可被河流生态系统利用的其它化合物），间接提升了河流 pCO_2[15, 56, 58, 59]。温度要素通过控制生物过程和气体溶解度来调节河流 pCO_2，较高的温度有利于水生生态系统的微生物代谢和陆地生态系统生产，但也促进了水生植物对 CO_2 的消耗并降低了水体 CO_2 的溶解度，对河流 pCO_2 产生复杂影响[18, 60-62]。陆地植被要素对河流 pCO_2 的影响同样具有两面性，茂密的植被一方面提高了陆地生态系统对河流生态系统的有机物补充潜力，另一方面则削弱了降雨-径流的冲刷作用，降低了陆地碳向河流的转移能力[3, 36]。水质要素通过控制水体中 CO_2 生产和消耗过程之间的平衡对河流 pCO_2 产生影响，如富营养化的水体导致藻类和水生植物快速生长消耗 CO_2，降低水体 pCO_2；而随之增加的死亡和分解的生物量则通过增强水生系统呼吸作用促进 CO_2 生产，提升水体 pCO_2[37, 38, 63]。

河流 pCO_2 是多种控制因子综合作用的结果[8, 13, 64]，因此在不同波动类型所对应的区域中，潜在控制因子的波动特征差异（图 10）也导致了汉江流域多年月平均河流 pCO_2 的控制因子重要性及其作用十分不同。与之前相近纬度地区的研究结果相似，气候要素（如水量和温度要素）对河流 pCO_2 的影响通常较强；其中，温度要素的重要性也通常高于水量要素[13, 34]。对于植被要素而言，NDVI 的重要性高于 NPP[36]，这可能是由于植被对陆地碳向河流输送过程的控制作用是其影响河流 pCO_2 的主要途径。水质要素对多年月平均河流 pCO_2 的相对贡献率在类型 T3 中最低，表明水体中的营养要素在营养丰富的河流中对 pCO_2 的调节作用弱于营养匮乏的河流[15]。

潜在控制因子对河流 pCO_2 可能表现出相反的控制作用[6, 14, 37]，这在本研究中也得到了验证。潜在控制因子的主导控制作用在不同环境条件下可能存在差异。在森林和草地密布的汉江中上游地区（类型 T1 和 T2），陆地植被生产（NPP）对河流碳起到了补充作用，但茂密的植被（NDVI）也抑制了陆地碳向河流的转移，进而削弱了水量要素对河流 pCO_2 的提升作用。同时，温度升高对河流及其周边陆地生态系统代谢活动的促进作用补充了水体 CO_2，弥补了溶解度下降引起的河流 pCO_2 降低。对于水质要素，BOD 升高对河流 pCO_2 的降低作用可能是水生植物对 CO_2 的消耗大幅提升造成的，而 TDS 的增加可能更有利于水体碳酸盐系统产生 CO_2[39]。相反地，汉江中下游地区分布着大量耕地（类型 T3），潜在控制因子对河流 pCO_2 的主导控制作用与中上游地区显著不同。植被生长对河流碳的补充作用可能占据了主导地位，同时相对较低的 NDVI（图 10f）对降雨-径流冲刷效应的抑制作用有限，水量要素对河流 pCO_2 的提升作用增强。温度要素对水生植物消耗 CO_2 过程的促进作用更强，CO_2 溶解度的降低也加剧了河流 pCO_2 的降低。农业和城市河流面临更严重的富营养化问题，BOD 升高可能进一步促进了水生植物的死亡和微生物代谢，使河流 pCO_2 升高；而 TDS 对农业河流的 CO_2 排放过程具有较强的促进作用[38]，降低了河流 pCO_2。



图中未显示异常值。

图 10 不同波动类型中各控制因子的多年月平均值

Fig. 10 Multi-year monthly average values of each controlling factor in different fluctuation types

3.3 研究的局限性

本研究识别了汉江流域河流 pCO_2 的时空格局及其主要控制因子，揭示了不同控制因子对河流 pCO_2 的作用，但存在一定的局限性。首先，为识别河流 pCO_2 在大空间尺度上（整个汉江流域）的时空格局，本研究使用高空间分辨率、月尺度的估算数据代替有限和离散的现场采样监测数据进行分析。然而，估算数据本身存在一定的不确定性，精确可靠的现场采样监测仍是辅助分析大型河流 pCO_2 时空格局的重要途径。其次，尽管本研究选择的 8 个潜在控制因子很好地解释了汉江流域河流 pCO_2 的时空格局，但受数据限制，本研究使用的潜在控制因子相对有限，评估的相对贡献率可能存在偏差。在数据资料充分时，更多影响河流碳循环过程的因子应被纳入模型（如流速、水温、氮磷等营养物质浓度、地下水和土壤理化性质等），以更加全面地解析河流 pCO_2 的控制因子及其控制作用。最后，潜在控制因子的主导控制作用在不同波动类型之间存在差异，这可能是潜在控制因子之间的交互作用导致的。尽管 BRT 模型已经考虑了潜在控制因子之间的交互作用，但其对河流 pCO_2 时空格局及其控制因子主导作用的影响尚不清楚。综上，为系统揭示河流水-气界面碳交换过程的控制因子及其控制机理，应通过开展现场采样监测和开发高时空分辨率的数据集等途径构建更加全面的河流 pCO_2 及其潜在控制因子体系，并针对潜在控制因子之间的交互作用开展深入分析。

4　结论

（1）汉江流域河流 pCO_2 呈现出显著的时空差异，多年平均河流 pCO_2 呈现出从上游到下游的递增趋势，多年月平均河流 pCO_2 波动特征可被分为平稳（T1）、单峰（T2）和双峰（T3）结构 3 类，类型 T1 和 T2 的河流 pCO_2 在夏季和秋季相对较高，类型 T3 则在春季达到峰值。

（2）BRT 模型可以较好地模拟汉江流域河流 pCO_2 的多年平均值和多年月平均值，表现出较高的拟合效果（$r > 0.86$、$NSE > 0.75$）和可接受的误差（$MAE < 212.18$ μatm、$RMSE < 274.16$ μatm），模型模拟效果在重复实验中相差不大，表明 BRT 模型结构较为稳定，8 个潜在控制因子能够有效反映河流 pCO_2 的时空格局。

（3）温度要素是河流 pCO_2 的主要控制因子，尽管在类型 T2 和 T3 中重要性有所降低；水量和植被要素对多年平均河流 pCO_2 的重要性相对有限，但对多年月平均河流 pCO_2 的重要性有所提升；水质要素的重要性则相对稳定。

（4）基于 ALE 方法揭示了河流 pCO_2 与潜在控制因子之间的非线性、非单调关系，潜在控制因子对河流 pCO_2 的控制作用强度和效果复杂多变，在多年平均和多年月平均尺度之间、不同波动类型之间呈现出显著的差异。

5　附件

附表 I 见电子版（DOI: 10.18307/2026.0123 ）.

6 参考文献

[1] Yu XX, Wu YX, Jia GD. Research progress of carbon-water processes and coupling mechanisms of forest vegetation at different scales. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2024, **38**(1): 1-13. DOI: 10.13870/j.cnki.stbcxb.2024.01.039. [余新晓, 武昱鑫, 贾国栋. 森林植被不同尺度的碳水过程及耦合机制研究进展. 水土保持学报, 2024, **38**(1): 1-13.]

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

[3] Liu SD, Lu XX, Xia XH *et al*. Dynamic biogeochemical controls on river pCO_2 and recent changes under aggravating river impoundment: An example of the subtropical Yangtze River. *Global Biogeochemical Cycles*, 2016, **30**(6): 880-897. DOI: 10.1002/2016GB005388.

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

[5] Ni MF, Li SY. Partial pressure of carbon dioxide and its water-air exchange in a typical karst river. *Quaternary Sciences*, 2023,

43(2): 412-424. DOI: 10.11928/j.issn.1001-7410.2023.02.10. [倪茂飞, 李思悦. 典型喀斯特河流二氧化碳分压及交换通量季节变化. 第四纪研究, 2023, **43**(2): 412-424.]

[6] Wang JL, Wang XF, Liu TT *et al*. pCO_2 and CO_2 evasion from two small suburban rivers: Implications of the watershed urbanization process. *Science of The Total Environment*, 2021, **788**: 147787. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2021.147787.

[7] Marescaux A, Thieu V, Borges AV *et al*. Seasonal and spatial variability of the partial pressure of carbon dioxide in the human-impacted Seine River in France. *Scientific Reports*, 2018, **8**: 13961. DOI: 10.1038/s41598-018-32332-2.

[8] Liu BY, Tian MY, Shih KM *et al*. Spatial and temporal variability of pCO_2 and CO_2 emissions from the Dong River in south China. *Biogeosciences*, 2021, **18**(18): 5231-5245. DOI: 10.5194/bg-18-5231-2021.

[9] Zhang T, Li JH, Pu JB *et al*. Carbon dioxide exchanges and their controlling factors in Guijiang River, SW China. *Journal of Hydrology*, 2019, **578**: 124073. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2019.124073.

[10] Haque MM, Begum MS, Nayna OK *et al*. Seasonal shifts in diurnal variations of pCO_2 and O_2 in the lower Ganges River. *Limnology and Oceanography Letters*, 2022, **7**(3): 191-201. DOI: 10.1002/lol2.10246.

[11] Gu SJ, Li SY. Spatiotemporal variations and drivers of the low order stream pCO_2 in the Yue River of the Han River Catchment. *Journal of Lake Sciences*, 2023, **35**(1): 349-357. DOI: 10.18307/2023.0127. [顾世杰, 李思悦. 低等级河流CO_2分压的时空变化及驱动因素——以汉江流域月河为例. 湖泊科学, 2023, **35**(1): 349-357.]

[12] Liu SD, Raymond PA. Hydrologic controls on pCO_2 and CO_2 efflux in US streams and rivers. *Limnology and Oceanography Letters*, 2018, **3**(6): 428-435. DOI: 10.1002/lol2.10095.

[13] Qing ZY, Wang XF, Li XX *et al*. Urbanization and weather dynamics co-dominated the spatial-temporal variation in pCO_2 and CO_2 fluxes in small montanic rivers draining diverse landscapes. *Journal of Environmental Management*, 2024, **351**: 119884. DOI: 10.1016/j.jenvman.2023.119884.

[14] Gu SJ, Xu YJ, Li SY. Unravelling the spatiotemporal variation of pCO_2 in low order streams: Linkages to land use and stream order. *Science of The Total Environment*, 2022, **820**: 153226. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2022.153226.

[15] Wang XF, He YX, Yuan XZ *et al*. pCO_2 and CO_2 fluxes of the metropolitan river network in relation to the urbanization of Chongqing, China. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2017, **122**(3): 470-486. DOI: 10.1002/2016JG003494.

[16] Ni MF, Luo JC, Li SY. Dynamic controls on riverine pCO_2 and CO_2 outgassing in the Dry-hot Valley Region of Southwest China. *Aquatic Sciences*, 2020, **82**(1): 12. DOI: 10.1007/s00027-019-0685-5.

[17] Le TPQ, Marchand C, Ho CT *et al*. CO_2 partial pressure and CO_2 emission along the lower Red River (Vietnam). *Biogeosciences*, 2018, **15**(15): 4799-4814. DOI: 10.5194/bg-15-4799-2018.

[18] Lauerwald R, Hartmann J, Moosdorf N *et al*. What controls the spatial patterns of the riverine carbonate system? - A case study for North America. *Chemical Geology*, 2013, **337-338**: 114-127. DOI: 10.1016/j.chemgeo.2012.11.011.

[19] Wang JL, Wang XF, Liu TT *et al*. Ecological restoration effectively mitigated pCO_2 and CO_2 evasions from severely polluted urban rivers. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2023, **128**(11): e2023JG007531. DOI: 10.1029/2023JG007531.

[20] Liu HW, Liu H, Hu P *et al*. Multi-factor impact analysis of grassland phenology changes on the Qinghai-Xizang Plateau based on interpretable machine learning. *Environmental Science*, 2024, **45**(6): 3375-3388. DOI: 10.13227/j.hjkx.202306185. [刘慧文, 刘欢, 胡鹏等. 基于可解释机器学习的青藏高原草地物候变化多因素影响分析. 环境科学, 2024, **45**(6): 3375-3388.]

[21] Wang XH, Ma MH, Xin SY *et al*. Analysis of ozone pollution characteristics and influencing in Beijing-Tianjin-Hebei Region from 2019 to 2022. *Environmental Pollution & Control*, 2024, **46**(6): 777-783+788. DOI: 10.15985/j.cnki.1001-3865.202401066. [王晓红, 马明浩, 辛守英等. 2019—2022年京津冀臭氧污染特征及影响因素分析. 环境污染与防治, 2024, **46**(6): 777-783+788.]

[22] Wang CZ, Li MY, Yan JP. Forecasting carbon dioxide emissions: Application of a novel two-stage procedure based on machine learning models. *Journal of Water and Climate Change*, 2023, **14**(2): 477-493. DOI: 10.2166/wcc.2023.331.

[23] Xu ZC, Cheng L, Liu P *et al*. Investigating the spatial variability of water security risk and its driving mechanisms in China using machine learning. *Journal of Cleaner Production*, 2022, **362**: 132303. DOI: 10.1016/j.jclepro.2022.132303.

[24] Li C, Li ZZ, Zhang FM *et al*. Seasonal dynamics of carbon dioxide and water fluxes in a rice-wheat rotation system in the Yangtze-

Huaihe region of China. *Agricultural Water Management*, 2023, **275**: 107992. DOI: 10.1016/j.agwat.2022.107992.

[25] Zheng JT, Wang P, Shi HY *et al*. Quantitative analysis of the influence factors and extent of soil heavy metals based on CatBoost model and SHAP interpretation method. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 2023, **43**(4): 448-456. DOI: 10.13671/j.hjkxxb.2022.0303. [郑家桐, 王鹏, 石航源等. 基于CatBoost模型和SHAP解释方法的土壤重金属影响因素与程度定量分析. 环境科学学报, 2023, **43**(4): 448-456.]

[26] Wang ZW, Han M, Jin B. Applications of machine learning on compound property prediction. *Environmental Chemistry*, 2024, **43**(1): 69-81. DOI: 10.7524/j.issn.0254-6108.2023020306. [王紫维, 韩民, 金彪. 机器学习在化合物属性预测中的应用. 环境化学, 2024, **43**(1): 69-81.]

[27] Zhen WQ, Wang R, Guo W *et al*. Influence of climate change on water transfer pattern in Jianghan Plain. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 2019, **28**(11): 2753-2762. DOI: 10.11870/cjlyzyyhj201911022. [甄伟琪, 王润, 郭卫等. 气候变化对江汉平原调水格局的影响. 长江流域资源与环境, 2019, **28**(11): 2753-2762.]

[28] 吴仪邦, 冯精金, 陈喆等. 南水北调中线工程建设期水源地及受水区碳平衡时空演化特征. 长江技术经济, 2024, **8**(5): 1-10.

[29] Yue ZY, Deng Y, Ni FQ *et al*. Change of runoff volume in the middle and upper reaches of Han River Basin under future climate scenarios. *Chinese Journal of Agrometeorology*, 2024, **45**(7): 715-728. DOI: 10.3969/j.issn.1000-6362.2024.07.003. [岳紫莹, 邓玉, 倪福全等. 未来气候情景下汉江流域中上游径流量变化. 中国农业气象, 2024, **45**(7): 715-728.]

[30] Hu YX, Wang CQ. Change trend and sustainability analysis of farmland productivity in the Han River Basin. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 2022, **31**(6): 1249-1261. DOI: 10.11870/cjlyzyyhj202206006. [胡砚霞, 王长青. 汉江流域耕地生产力变化趋势与持续性分析. 长江流域资源与环境, 2022, **31**(6): 1249-1261.]

[31] Zou ZH, Guo H, Yin Z. Constraints mechanism of flood resources utilization and control modes in Hanjiang River basin. *Yangtze River*, 2023, **54**(7): 8-13. DOI: 10.16232/j.cnki.1001-4179.2023.07.002. [邹振华, 郭含, 尹志. 汉江流域洪水资源利用约束机制及调控模式研究. 人民长江, 2023, **54**(7): 8-13.]

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

[33] Xu Y, Wang GS, Xiong LH *et al*. Changes and potential drivers of CO_2 emissions from inland waters in the Yangtze River Basin. *Journal of Hydrology*, 2025, **650**: 132491. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2024.132491.

[34] Reiman JH, Xu YJ. Dissolved carbon export and CO_2 outgassing from the lower Mississippi River - Implications of future river carbon fluxes. *Journal of Hydrology*, 2019, **578**: 124093. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2019.124093.

[35] Weiland L, Rogers CA, Sothe C *et al*. Satellite-based land surface temperature and soil moisture observations accurately predict soil respiration in temperate deciduous and coniferous forests. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2023, **340**: 109618. DOI: 10.1016/j.agrformet.2023.109618.

[36] Liu D, Pan DL, Bai Y *et al*. Variation of dissolved organic carbon transported by two Chinese rivers: The Changjiang River and Yellow River. *Marine Pollution Bulletin*, 2015, **100**(1): 60-69. DOI: 10.1016/j.marpolbul.2015.09.029.

[37] Upadhyay P, Prajapati SK, Kumar A. Deciphering carbon dioxide fluxes and interactions in the Ganga River Basin of South Asia. *Environmental Research*, 2024, **252**: 118902. DOI: 10.1016/j.envres.2024.118902.

[38] Fan LF, Cheng JX, Xie YC *et al*. Spatio-temporal patterns and drivers of CH_4 and CO_2 fluxes from rivers and lakes in highly urbanized areas. *Science of The Total Environment*, 2024, **918**: 170689. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2024.170689.

[39] Cao YP, Yuan RL, Jiao SL *et al*. Partial pressure of carbon dioxide and diffusion fluxes in mainstream and tributary of karst deeply reservoir in summer. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 2018, **38**(2): 780-787. DOI: 10.13671/j.hjkxxb.2017.0383. [曹玉平, 袁热林, 焦树林等. 岩溶深水水库干流及支流夏季二氧化碳分压及扩散通量. 环境科学学报, 2018, **38**(2): 780-787.]

[40] Paparrizos J, Gravano L. *k*-Shape: Efficient and accurate clustering of time series. *Sigmod Record*, 2016, **45**(1): 69-76. DOI: 10.1145/2949741.2949758.

[41] Yang JJ, Ning C, Deb C *et al*. *k*-Shape clustering algorithm for building energy usage patterns analysis and forecasting model accuracy improvement. *Energy and Buildings*, 2017, **146**: 27-37. DOI: 10.1016/j.enbuild.2017.03.071.

[42] Thorndike RL. Who belongs in the family? *Psychometrika*, 1953, **18**(4): 267-276. DOI: 10.1007/BF02289263.

[43] Syakur MA, Khotimah BK, Rochman EMS *et al*. Integration *k*-Means clustering method and elbow method for identification of the best customer profile cluster. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2018, **336**: 12017. DOI: 10.1088/1757-899X/336/1/012017.

[44] Elith J, Leathwick JR, Hastie T. A working guide to boosted regression trees. *Journal of Animal Ecology*, 2008, **77**(4): 802-813. DOI: 10.1111/j.1365-2656.2008.01390.x.

[45] Hu X, Fu ZQ, Wang B *et al*. Characteristics and influence factors of rainfall redistribution in eight typical plantations in the loess area in West Shanxi, China. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2024, **35**(6): 1553-1563. DOI: 10.13287/j.1001-9332.202406.019. [胡旭, 付照琦, 王彪等. 晋西黄土区8种典型林分降雨再分配特征与影响因素. 应用生态学报, 2024, **35**(6): 1553-1563.]

[46] Jin XL, Deng XL, Dai R *et al*. Analysis of the spatiotemporal distribution of algal blooms and its driving factors in Chaohu Lake based on multi-source datasets. *Environmental Science*, 2024, **45**(5): 2694-2706. DOI: 10.13227/j.hjkx.202306047. [金晓龙, 邓学良, 戴睿等. 基于多源数据的巢湖蓝藻水华时空分布及驱动因素分析. 环境科学, 2024, **45**(5): 2694-2706.]

[47] Apley DW, Zhu JY. Visualizing the effects of predictor variables in black box supervised learning models. *Journal of the Royal Statistical Society Series B-Statistical Methodology*, 2020, **82**(4): 1059-1086. DOI: 10.1111/rssb.12377.

[48] Maloney KO, Buchanan C, Jepsen RD *et al*. Explainable machine learning improves interpretability in the predictive modeling of biological stream conditions in the Chesapeake Bay Watershed, USA. *Journal of Environmental Management*, 2022, **322**: 116068. DOI: 10.1016/j.jenvman.2022.116068.

[49] Wang YY, Li QZ, Wang YJ *et al*. Hydrological characteristics and application of the HBV model in the South Juma River catchment in the Hai River Basin. *Journal of North China University of Water Resources and Electric Power (Natural Science Edition)*, 2021, **42**(3): 70-75. DOI: 10.19760/j.ncwu.zk.2021037. [王乐扬, 李清洲, 王艳君等. 海河南拒马河流域水文特性及HBV模型的应用. 华北水利水电大学学报（自然科学版）, 2021, **42**(3): 70-75.]

[50] Wang JL, Wang XF, Yuan XZ *et al*. CO_2 emission characteristics of headwater streams and the influencing factors: A review. *Chinese Journal of Ecology*, 2022, **41**(5): 1001-1014. DOI: 10.13292/j.1000-4890.202203.002. [王继龙, 王晓锋, 袁兴中等. 源头溪流CO_2排放特征及其影响因素研究进展. 生态学杂志, 2022, **41**(5): 1001-1014.]

[51] Li J, Xu QQ, Wang ZH. Research on flood forecast model considering heterogeneity of precipitation spatial distribution. *Yangtze River*, 2023, **54**(S1): 11-15. DOI: 10.16232/j.cnki.1001-4179.2023.S1.003. [李洁, 徐强强, 王正华. 考虑降雨空间异质性的洪水预报模型研究. 人民长江, 2023, **54**(S1): 11-15.]

[52] Fu R, Liang YJ, Xie ZG *et al*. Spatial and temporal changes in the ecological security of the Hanjiang River Basin and its influencing factors. *Research of Soil and Water Conservation*, 2024, **31**(6): 139-148+160. DOI: 10.13869/j.cnki.rswc.2024.06.004. [符蓉, 梁玉洁, 谢治国等. 汉江流域生态安全时空变化及其影响因素. 水土保持研究, 2024, **31**(6): 139-148+160.]

[53] Herath IK, Wu SJ, Ma MH *et al*. Dynamic of riverine pCO_2, biogeochemical characteristics, and carbon sources inferred from $\delta^{13}C$ in a subtropical river system. *Science of The Total Environment*, 2022, **821**: 153296. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2022.153296.

[54] Tang W, Xu YJ, Li SY. Rapid urbanization effects on partial pressure and emission of CO_2 in three rivers with different urban intensities. *Ecological Indicators*, 2021, **125**: 107515. DOI: 10.1016/j.ecolind.2021.107515.

[55] Li JR, Liang EH, Deng CF *et al*. Labile dissolved organic matter (DOM) and nitrogen inputs modified greenhouse gas dynamics: A source-to-estuary study of the Yangtze River. *Water Research*, 2024, **253**: 121318. DOI: 10.1016/j.watres.2024.121318.

[56] Tang W, Xu YJ, Ni MF *et al*. Land use and hydrological factors control concentrations and diffusive fluxes of riverine dissolved carbon dioxide and methane in low-order streams. *Water Research*, 2023, **231**: 119615. DOI: 10.1016/j.watres.2023.119615.

[57] Song CL, Wang GX, Sun XY *et al*. Riverine CO_2 variations in permafrost catchments of the Yangtze River source region: Hot spots and hot moments. *Science of The Total Environment*, 2023, **863**: 160948. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2022.160948.

[58] Marx A, Dusek J, Jankovec J *et al*. A review of CO_2 and associated carbon dynamics in headwater streams: A global perspective. *Reviews of Geophysics*, 2017, **55**(2): 560-585. DOI: 10.1002/2016RG000547.

[59] Li SY, Luo JC, Wu DS *et al*. Carbon and nutrients as indictors of daily fluctuations of pCO_2 and CO_2 flux in a river draining a rapidly urbanizing area. *Ecological Indicators*, 2020, **109**: 105821. DOI: 10.1016/j.ecolind.2019.105821.

[60] Ran LS, Li LY, Tian MY *et al*. Riverine CO_2 emissions in the Wuding River catchment on the Loess Plateau: Environmental controls and dam impoundment impact. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2017, **122**(6): 1439-1455. DOI: 10.1002/2016JG003713.

[61] Li K, Cao XX, Zhou SY *et al*. Spatial and temporal distribution characteristics of pCO_2 and CO_2 evasion in karst rivers under the influence of urbanization. *Environmental Science and Pollution Research*, 2023, **30**(18): 53920-53937. DOI: 10.1007/s11356-023-26144-9.

[62] Valerio ADM, Kampel M, Vantrepotte V *et al*. Using CDOM optical properties for estimating DOC concentrations and pCO_2 in the Lower Amazon River. *Optics Express*, 2018, **26**(14): A657-A677. DOI: 10.1364/OE.26.00A657.

[63] Zhang Y, Wang H, Ma YM *et al*. Deciphering riverine CO_2 dynamics and driving factors coupled with dissolved organic carbon and nutrient status. *Journal of Lake Sciences*, 2024, **36**(3): 794-806. DOI: 10.18307/2024.0326. [张羿, 王晗, 马永梅等. 溶解性有机碳耦合营养状态解析河流CO_2动态及驱动因素. 湖泊科学, 2024, **36**(3): 794-806.]

[64] Conroy HD, Hotchkiss ER, Cawley KM *et al*. Seasonality Drives Carbon Emissions Along a Stream Network. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2023, **128**(8): e2023JG007439. DOI: 10.1029/2023JG007439.

[65] Peng SZ, Ding YX, Liu WZ *et al*. 1 km monthly temperature and precipitation dataset for China from 1901 to 2017. *Earth System Science Data*, 2019, **11**(4): 1931-1946. DOI: 10.5194/essd-11-1931-2019.

[66] Gou JJ, Miao CY, Samaniego L *et al*. CNRD v1.0: A high-quality natural runoff dataset for hydrological and climate studies in China. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2021, **102**(5): E929-E947. DOI: 10.1175/BAMS-D-20-0094.1.

[67] Zhao B, Mao KB, Cai YL *et al*. A combined Terra and Aqua MODIS land surface temperature and meteorological station data product for China from 2003 to 2017. *Earth System Science Data*, 2020, **12**(4): 2555-2577. DOI: 10.5194/essd-12-2555-2020.

[68] Chen PF. Monthly NPP dataset covering China's terrestrial ecosystems at North of 18°N (1985-2015). *Journal of Global Change Data & Discovery*, 2019, **3**(1): 34-41. DOI: 10.3974/geodp.2019.01.05.

[69] Jones ER, Bierkens MFP, Wanders N *et al*. DynQual v1.0: A high-resolution global surface water quality model. *Geoscientific Model Development*, 2023, **16**(15): 4481-4500. DOI: 10.5194/gmd-16-4481-2023.

附表 I 数据产品信息

Append. Tab.I Information of data products

数据变量		数据集	空间分辨率	时间跨度	数据类型	数据来源
pCO_2		Monthly pCO_2, gas transfer velocity and CO_2 efflux rate in global streams and rivers (the GRADES river networks)	1 km	/	GeoTIFF	Liu 等[32]，https://datadryad.org/stash/dataset/doi:10.5061/dryad.d7wm37pz9
水量	*P*	1901-2023 年中国 1km 分辨率逐月降水量数据集	1 km	1901～2023	NetCDF	Peng 等[65]，https://www.geodata.cn/data/datadetails.html?dataguid=192891852410344&docId=491
水量	*R*	中国天然径流量格点数据集 CNRD v1.0（1961-2018）	0.25°	1961～2018	NetCDF	Gou 等[66]，https://www.tpdc.ac.cn/zh-hans/data/8b6a12c7-c8f9-465a-b449-852fbff51853/
温度	AirT	1901-2023 年中国 1 km 分辨率逐月平均气温数据集	1 km	1901～2023	NetCDF	Peng 等[65]，https://www.geodata.cn/data/datadetails.html?dataguid=164304785536614&docId=2297
温度	LST	中国地表温度数据集（2003-2017）	5.6 km	2003～2017	GeoTIFF	Zhao 等[67]，https://data.tpdc.ac.cn/zh-hans/data/055dfa65-e097-4000-9bda-992def32969f
植被	NPP	北纬 18°以北中国陆地生态系统逐月净初级生产力 1 公里栅格数据集（1985-2015）	1 km	1985～2015	GeoTIFF	Chen[68]，https://www.geodoi.ac.cn/WebCn/doi.aspx?Id=1212
植被	NDVI	中国 8 km 分辨率逐月 NDVI 数据集（1982-2022 年）	8 km	1982～2022	GeoTIFF	https://www.geodata.cn/data/datadetails.html?dataguid=239118756960240
水质	BOD TDS	Global surface water quality from 1980 - 2019, derived from the dynamical surface water quality model (DynQual) at 0.5 degree spatial resolution	0.5°	1980～2019	NetCDF	Jones 等[69]，https://zenodo.org/records/10155484

注：数据产品下载自 Dryad 数据库（https://datadryad.org/）、国家地球系统科学数据中心（https://www.geodata.cn/）、国家青藏高原科学数据中心（https://www.tpdc.ac.cn/）、全球变化科学研究数据出版系统（https://www.geodoi.ac.cn/）和Zenodo数据库（https://zenodo.org/）