

# 基于XGBoost-SHAP的长江流域骤旱影响因素分析

陈誉郡, 董前进\*, 杨子浩

武汉大学水资源工程与调度全国重点实验室, 湖北 武汉

收稿日期: 2026年1月5日; 录用日期: 2026年1月25日; 发布日期: 2026年4月30日

## 摘要

骤旱是21世纪初提出的新型干旱概念, 与传统干旱相比, 其具有快速发生、强度高、影响大等特点, 导致预测困难、应急响应时间紧迫, 对生态、农业与社会经济构成严峻挑战。当前骤旱研究在关键影响因子识别与驱动机制解析方面仍存在不足。长江流域骤旱形成机制复杂, 不同区域影响因子差异显著, 目前尚缺乏全流域尺度下各子区域响应机理的系统认识。本研究基于根区土壤水定义识别骤旱, 并采用XGBoost-SHAP方法分析长江流域骤旱响应机制, 进一步引入时空变量揭示骤旱的时空演变规律。结果表明: 长江流域各子流域骤旱影响因子存在显著差异; 引入时空变量后, 各子流域模型拟合效果( $R^2$ )均有提升, 且骤旱强度与骤旱强化率的主要影响因子多转为时空变量, 说明骤旱具有明显的时空依赖性; 不同子流域对时空变量的响应各异, 反映骤旱影响机制具有空间异质性。本研究可为构建骤旱多因子协同分析框架、发展面向不同子流域的骤旱预测模型、提升骤旱早期预警能力及制定分区适应策略提供科学依据。

## 关键词

骤旱, 影响因素, XGBoost-SHAP方法, 长江流域

# Analysis of Factors Influencing Flash Droughts in the Changjiang River Basin Based on XGBoost-SHAP

Kujun Chen, Qianjin Dong\*, Zihao Yang

State Key Laboratory of Water Resources Engineering and Management, Wuhan University, Wuhan Hubei

Received: January 5, 2026; accepted: January 25, 2026; published: April 30, 2026

作者简介: 董前进, 男, 教授, 博士生导师, 研究方向: 水文水资源对变化环境的响应机理与适应策略。

\*通讯作者 Email: dqjin@whu.edu.cn

文章引用: 陈誉郡, 董前进, 杨子浩. 基于 XGBoost-SHAP 的长江流域骤旱影响因素分析[J]. 水资源研究, 2026, 15(2): 107-118.  
DOI: 10.12677/jwrr.2026.152014

## Abstract

Flash drought is a recently proposed drought concept characterized by rapid onset, high intensity, and severe impacts, making it more challenging to predict and leaving limited time for emergency response. It poses serious threats to ecosystems, agriculture, and socio-economic systems. However, current research on flash droughts still faces challenges, particularly in identifying key influencing factors and systematically understanding their driving mechanisms. Taking the Changjiang River Basin as an example, the formation mechanisms of flash droughts are complex, with significant regional differences in influencing factors. A comprehensive understanding of the response mechanisms across sub-basins at the whole-basin scale is still lacking. This study identifies flash drought events based on root-zone soil moisture and analyzes their driving mechanisms in the Changjiang River Basin using the XGBoost-SHAP approach. Furthermore, spatio-temporal variables are incorporated to investigate the evolution patterns of flash droughts. The results show that the influencing factors of flash droughts vary significantly among sub-basins. After introducing spatio-temporal variables, the  $R^2$  values of the models for all sub-basins improve obviously, and the primary influencing factors for both flash drought intensity and intensification rate shift to spatio-temporal variables, indicating strong spatio-temporal dependency. Different sub-basins exhibit distinct responses to spatio-temporal variables, reflecting the spatial heterogeneity of flash drought impact mechanisms. Different sub-basins exhibit distinct responses to spatio-temporal variables, reflecting the spatial heterogeneity of flash drought impact mechanisms. This study can support the development of a multi-factor synergistic analysis framework for flash droughts, facilitate the establishment of sub-basin-specific prediction models, and enhance early warning capabilities and regional adaptation strategies.

## Keywords

Flash Drought, Influencing Factors, XGBoost-SHAP Method, Changjiang River Basin

Copyright © 2026 by author(s) and Wuhan University & Bureau of Hydrology, Changjiang Water Resources Commission. This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

干旱是全球范围内最常见的自然灾害之一，几乎影响所有气候带[1][2]。近年来，在气候变化背景下，全球水文循环加剧[3][4]，极端干旱事件频发。骤旱作为一种新型干旱现象[5]，已成为干旱研究的新焦点，但目前相关研究仍处于发展阶段，亟待深入探索。

骤旱的核心特征表现为发生迅速、干旱状态显著且影响剧烈。早期研究主要关注其“短历时”与“高严重性”，例如 Anderson 等(2013)基于土壤湿度快速下降定义骤旱[6]。目前普遍采用“三元框架”[7]，即同时满足快速加剧、水分短缺及实际影响三个条件，以避免将短暂或缓慢发展的干旱误判为骤旱。

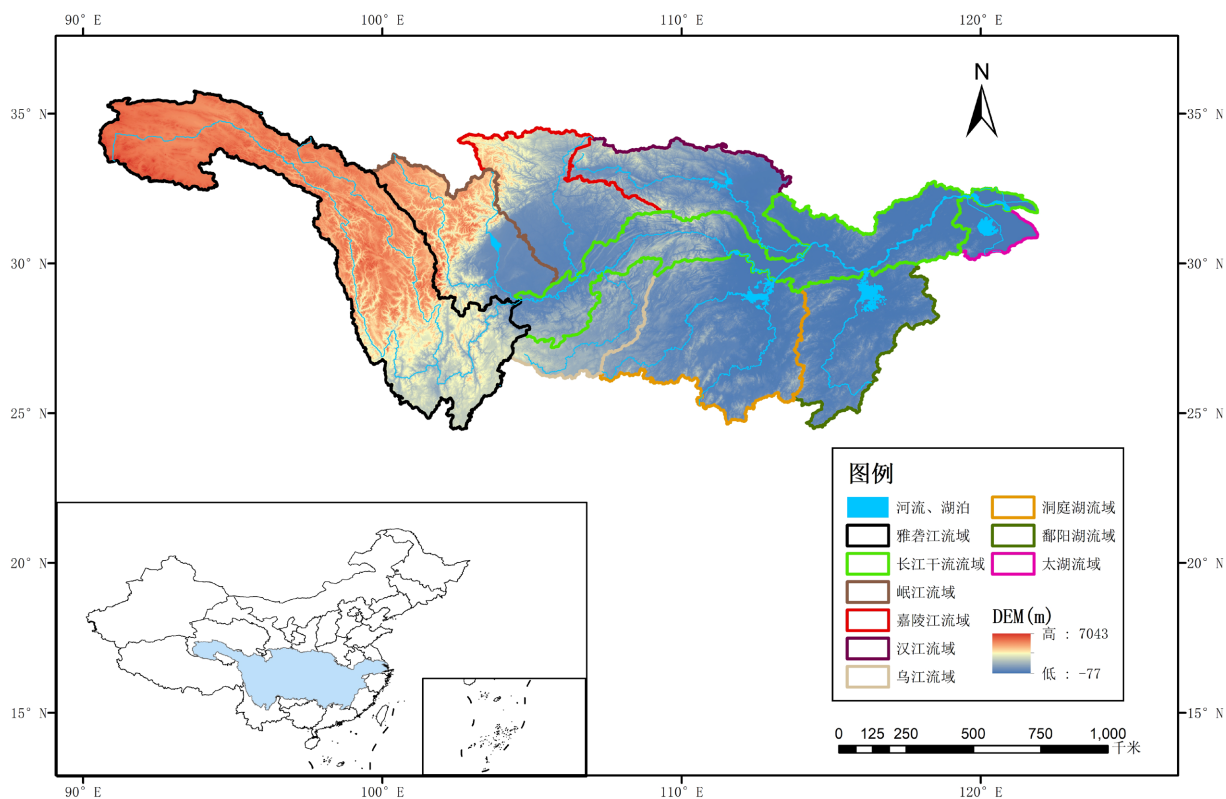
明确指标是研究中重要的一环，土壤水分是骤旱监测的关键指标，能综合反映降水亏缺与蒸散发的影响[8]。骤旱监测多基于根区土壤水数据，尽管卫星与模型数据可提供大范围土壤湿度信息，但浅层数据难以代表根系区状况，且模型常未考虑灌溉等人为干预[9]，因而存在一定局限性。全球骤旱热点区域包括非洲萨赫勒、印度、美国中部及中国南方，其时空分布受气候变化与季风活动影响[10]。气候变化通过增加蒸发需求与降水变率，导致骤旱频率上升。例如，1981~2020 年印度农田区骤旱频率增加 23% [11]；中国南方湿润区因高温加速土壤水分流失而成为高风险区[12]。中纬度地区骤旱多发生于暖季，高温与低降水协同加速土壤干燥[13]。季风区骤旱常与季风活动相关，如 2019 年湄公河流域骤旱即由季风延迟引发[14]。

近年来,中国极端干旱事件显著增多,如 2022 年长江流域特大干旱导致农作物受灾面积达 407.6 万公顷,直接经济损失 328 亿元。然而,现有长江流域骤旱研究常忽略其快速发生特征,同时在关于骤旱不同阶段对影响因子的响应差异研究及时空变量对骤旱影响的系统分析等方面还需要完善。骤旱影响机制的探究需要整合多源数据,考虑多种因素的交互作用,传统模型难以捕捉其中复杂的非线性关系与阈值效应,而 XGBoost-SHAP 模型能够有效融合多种数据,分析关键驱动因子,并揭示特征与目标变量之间的非线性关系与特征交互作用,符合骤旱研究的需求。本研究以长江流域为研究区,基于 1979~2024 年长序列根区土壤水数据,采用 XGBoost-SHAP 方法,综合分析气象因子(包括降水、蒸发、气温、土壤水含量)、遥相关指数及时空变量(经纬度、高程、骤旱起始候序号等)对骤旱特征(骤旱强化率与骤旱强度)的影响,并探究不同子流域影响机制的差异。

## 2. 研究区域与数据来源

### 2.1. 研究区域

长江流域位于北纬 24.5°~35.5°、东经 90.5°~122.5°之间,地跨热带、亚热带与暖温带,是中国第一、世界第三大流域,总面积约 180 万平方公里,占国土面积的 18.8%左右。长江干流全长 6300 余公里,发源于青海唐古拉山,流经高原、山地、盆地、丘陵与平原等多种地貌,生态系统类型多样。本研究根据主要支流水系将流域划分为雅砻江、嘉陵江、乌江、汉江、洞庭湖、鄱阳湖、太湖及长江干流等子流域(如图 1)。



注: 该图基于自然资源部标准底图服务网站下载的审图号为 GS(2022)4310 号的标准底图制作, 底图无修改。

图 1. 长江流域高程及各子流域范围

### 2.2. 数据来源

GLDAS 气候数据(包含土壤水、降水、蒸散发、气温等)来源于 NASA 全球陆地数据同化系统数据集

(<https://ldas.gsfc.nasa.gov/gldas/>) [15], 其中 1979~1999 年数据来源于 GLDAS CLSM025 D 2.0 模型, 2000~2024 年数据来源于 GLDAS CLSM 3H 2.1 模型; DEM 数据来源于 GEBCO 2023 网格(<https://www.gebco.net>) [16]; 流域边界数据来源于国家地球系统科学数据中心(<http://www.geodata.cn>); 数据处理包括缺失值插值、日尺度转为候尺度(5 天)以平滑波动, 空间分辨率统一为  $1^{\circ} \times 1^{\circ}$ , 并按子流域分组。

### 3. 研究方法

#### 3.1. 骤旱定义

当前对于骤旱的定义尚不成熟, 需要根据研究目的与条件进行骤旱定义的选择。本研究采用基于根区土壤水的骤旱识别方法[17], 如图 2 所示, 其识别方法流程如下:

- 1) 将日尺度根区土壤水转化为候尺度;
- 2) 计算候尺度根区土壤水分历史百分位数;
- 3) 基于以下的识别标准进行骤旱识别:
  - a) 根区土壤水从第 40 百分位以上下降到第 20 百分位以下, 且每候的平均下降速率不小于 5%。
  - b) 当根区土壤水回升至第 20 百分位以上时骤旱终止。
  - c) 骤旱的持续阶段不少于 3 候且不超过 12 候。

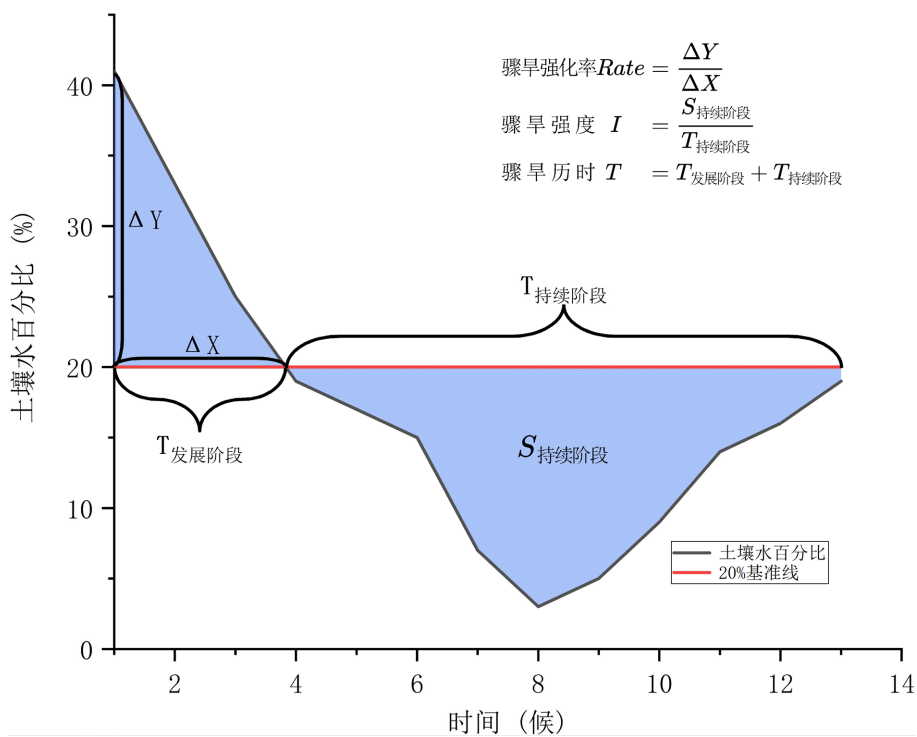


图 2. 骤旱识别示意图

#### 3.2. 基于 XGBoost-SHAP 的骤旱影响因素分析

XGBoost 是一种基于梯度提升框架的机器学习算法能有效建立多个因子与目标变量之间的非线性关系[18]。其目标函数包括损失函数与正则化项, 通过迭代构建决策树提升预测精度, 如下式:

$$o^{(t)} = \sum_{i=1}^N L(y_i, \hat{y}_i^{(t)}) + \Omega(f_t) + c \quad (1)$$

$$\Omega(f_i) = \gamma Z + \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^Y w_j^2 \tag{2}$$

其中,  $t$  为所有树的集合,  $N$  为样本总量,  $L$  为损失函数, 表示真实值与预测值的损失和,  $f_i$  为树模型,  $c$  为常数,  $\Omega(f_i)$  为正则化项,  $\gamma$  和  $\lambda$  为避免过拟合的自定义参数,  $Z$  为树中叶子节点的总数,  $w_j$  为第  $j$  个叶子的权重。

为增强模型可解释性, 引入 SHAP 框架[19], 基于 Shapley 值量化各特征对预测结果的贡献, 识别关键影响因素。XGBoost 与 SHAP 结合, 既能保证预测性能, 又能明确因子影响机制。Shapley 值计算公式如下:

$$\Phi_i = \sum_S \frac{(M - |S| - 1)! |S|!}{M!} [F(S \cup \{I\}) - F(S)] \tag{3}$$

其中,  $S$  为不含特征  $I$  的所有可能子集,  $M$  为特征总数,  $|S|$  为集合  $S$  中的特征数,  $F(S \cup \{I\})$  为包含特征  $I$  时  $S$  的预测值,  $F(S)$  为  $S$  的预测值。

XGBoost-SHAP 模型是 XGBoost 模型与 SHAP 重要性算法的结合, 可用于量化各个影响因素对目标变量的贡献程度, 并解释不同影响因素间的交互作用。

## 4. 结果与讨论

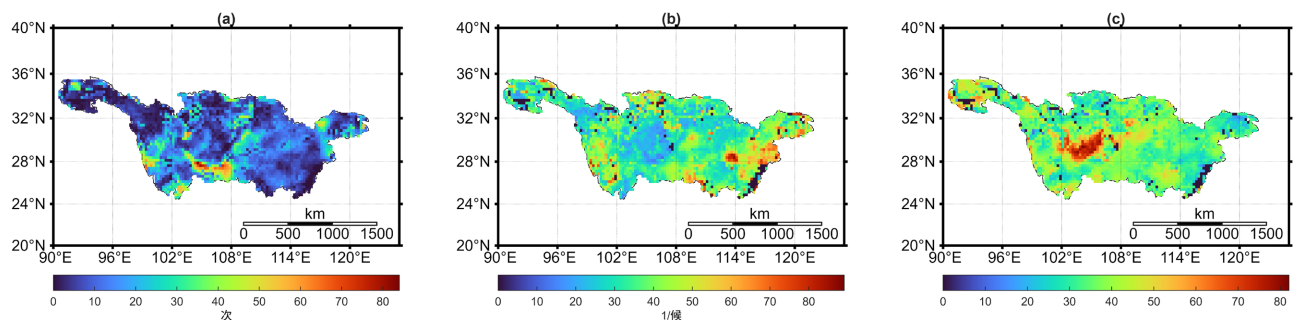
### 4.1. 骤旱识别结果

采用基于根区土壤水的骤旱识别方法进行骤旱监测。涉及的骤旱特征值说明如表 1 所示:

表 1. 骤旱特征值说明

	说明
骤旱次数	研究时段内某空间点处基于根区土壤水的骤旱识别方法识别的骤旱发生次数
骤旱强度	骤旱持续阶段内根区土壤水百分比与根区土壤水 20 百分比的差值绝对值的积分与骤旱持续阶段历时之比, 见图 2
骤旱强化率	骤旱发展阶段过程中根区土壤水百分比从 40% 降至 20% 过程的平均下降速率, 见图 2
骤旱历时	骤旱发展阶段开始至骤旱持续阶段结束的历时, 单位为候, 见图 2
骤旱发展阶段历时	骤旱发展阶段开始至骤旱发展阶段结束的历时, 单位为候
骤旱持续阶段历时	骤旱持续阶段开始至骤旱持续阶段结束的历时, 单位为候

长江流域骤旱特征空间分布如图 3 所示, 骤旱高频区域主要分布于 28°N 以南, 乌江流域骤旱发生次数较多, 太湖流域较少; 图示 28°N~32°N 和 102°E~108°E 区域中, 岷江北部与长江干流、雅砻江交汇处的骤旱平均强度突出, 且平均骤旱持续阶段历时和总历时较长, 但该区域骤旱平均强化率相对较低; 鄱阳湖流域骤旱平均强化率较高, 反映该区域骤旱快速发展特征。发展阶段和持续阶段历时占比空间分布情况如子图 3(g)和图 3(h)所示, 其中发展阶段历时约占总历时的 20%到 40%, 持续阶段约占 80%到 60%, 且在全流域均较为稳定。



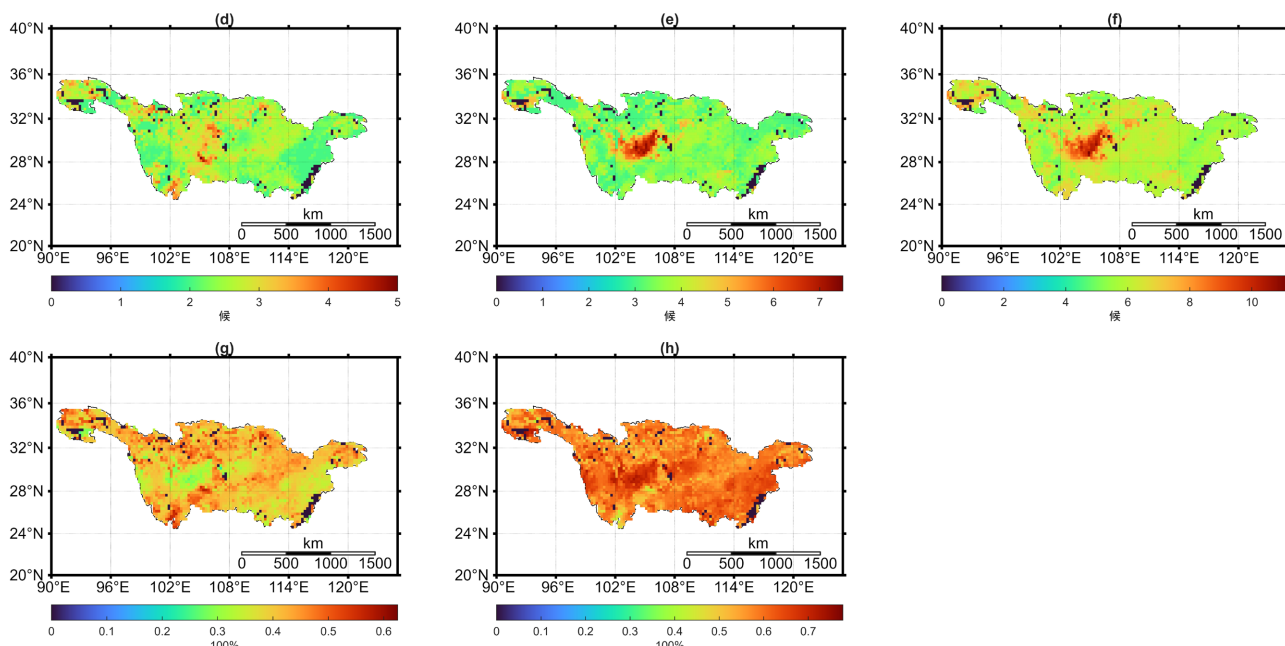


图 3. 骤旱特征空间分布情况(骤旱特征包括(a) 骤旱次数; (b) 骤旱强化率; (c) 骤旱强度; (d) 骤旱发展阶段历时; (e) 骤旱持续阶段历时; (f) 骤旱总历时; (g) 骤旱发展阶段历时占比; (h) 骤旱持续阶段占比)

## 4.2. XGBoost 模型

### 4.2.1. 参数设置

参考长江流域干旱研究相关文献, 选取 ENSO、PDO、NAO、AO 四种遥相关指数, 气温、土壤水含量、蒸散发、降水四种气候变量, 以及时空变量(经纬度、高程、骤旱起始候序号等), 分别以骤旱强化率和骤旱强度作为目标变量建立模型。各特征变量及目标变量在模型中的变量名及其意义如表 2 所示, 将数据按 8:2 的比例划分为训练集和测试集导入 XGBoost 模型中。参数设置学习率为 0.05, 最大深度为 6, 随机采样比例为 0.8, 防止过拟合, 同时保证模型学习数据中的有效模式, 训练树总量设为 1000, 并使用早停算法进一步避免过拟合, 提升模型泛化能力, 当连续 10 轮迭代验证集分数没有提升, 就停止训练。基于以上参数设置进行 XGBoost-SHAP 模型计算, 使用均方根误差(RMSE)和决定系数( $R^2$ )对模型拟合效果进行评估。

表 2. XGBoost 模型数据集变量名及意义

	变量意义	变量名	变量意义	变量名	变量意义
pentad1	骤旱起始候在研究时段内候数(年际候序)	ENSO	厄尔尼诺 - 南方涛动指数	Tem	气温
pentad2	骤旱起始候位于所在年候数(年内候序)	PDO	太平洋年代际震荡指数	SM	根区土壤水含量
lon	经度	NAO	北大西洋涛动指数	Evap	蒸散发
lat	纬度	AO	北极涛动指数	Rate	骤旱强化率
alt	高程	Pre	降水	I	骤旱强度

### 4.2.2. 模型拟合结果

未引入时空变量时, 统计各流域 XGBoost 模型拟合 RMSE 和  $R^2$  如表 3 所示, 各流域模型  $R^2$  介于 0.311~0.821 之间, 其中太湖流域 Rate 拟合效果最差( $R^2 = 0.311$ ), 说明所选变量对太湖流域骤旱发展阶段影响机制解释力有限。长江流域九个子流域中有六个子流域持续阶段的主要影响因子为遥相关指数(ENSO、

PDO 或 NAO), 有七个子流域发展阶段的主要影响因子均为 Evap, 这表明长江流域骤旱在发展阶段主要受 Evap 驱动, 而在持续阶段主要受遥相关指数调控。引入时空变量后模型拟合结果如表 4 所示, 除乌江流域外, 各子流域 R<sup>2</sup> 均出现明显提升, 其中太湖流域 Rate 的 R<sup>2</sup> 从 0.311 增至 0.876, 其余 R<sup>2</sup> 提升均在 10%~60% 之间, 反映出时空变量对解释流域骤旱特征具有重要作用, 且长江流域各子流域受影响程度存在差异; 乌江流域未引入时空变量时模型 R<sup>2</sup> 就已大于 0.8, 提升不显著, 但其主要影响因子变为 pentad1 (年际候序), 反映周期气候调制作用。

**表 3.** 引入时空变量前长江流域各子流域主要影响因子及模型拟合效果

长江流域子流域	I 主要影响因子	RMSE	R <sup>2</sup>	Rate 主要影响因子	RMSE	R <sup>2</sup>
汉江流域	Temp	0.6741	0.5619	SM	0.6617	0.6196
长江干流流域	ENSO	0.6817	0.5226	ENSO	0.6827	0.5755
太湖流域	NAO	0.5923	0.6071	Evap	0.6878	0.311
洞庭湖流域	ENSO	0.6524	0.5485	Evap	0.4545	0.7779
鄱阳湖流域	Evap	0.5505	0.6612	Evap	0.4927	0.7713
雅砻江流域	PDO	0.6135	0.6103	Evap	0.5987	0.6424
嘉陵江流域	SM	0.7032	0.4944	NAO	0.6818	0.5196
岷江流域	PDO	0.66	0.5279	Evap	0.8173	0.3559
乌江流域	ENSO	0.4371	0.8182	Evap	0.4372	0.8214

**表 4.** 引入时空变量后长江流域各子流域主要影响因子及模型拟合效果

长江流域子流域	I 主要影响因子	RMSE	R <sup>2</sup>	Rate 主要影响因子	RMSE	R <sup>2</sup>
汉江流域	lon	0.5493	0.709	alt	0.4446	0.8282
长江干流流域	lon	0.5198	0.7162	lon	0.5499	0.7245
太湖流域	pentad1	0.4096	0.8121	pentad1	0.2912	0.8765
洞庭湖流域	ENSO	0.5191	0.7142	pentad1	0.3595	0.861
鄱阳湖流域	pentad1	0.4713	0.7516	pentad1	0.2814	0.9254
雅砻江流域	lon	0.4705	0.7708	lon	0.3737	0.8607
嘉陵江流域	lon	0.4867	0.7578	alt	0.4741	0.7678
岷江流域	lat	0.4803	0.75	lon	0.6693	0.5681
乌江流域	pentad1	0.414	0.837	pentad1	0.3396	0.8923

在蜂巢图中, 纵轴表示不同的特征, 从上到下按特征重要性排序, 各点表示不同的样本, 颜色反映样本特征值高低, 横轴表示样本特征对 SHAP 影响。分别以骤旱特征 I 和 Rate 作为目标变量建立的蜂巢图如图 4 和图 5 所示, 结果表明各子流域影响因子重要性排序不同, 且因子与目标变量多呈非线性关系。引入的时空变量在多数流域成为主导因子, 体现骤旱的时空依赖性。不同流域的骤旱在不同阶段的影响因素存在明显差异。骤旱持续阶段受大尺度气候模态主导, 骤旱强度 I 主要受 ENSO、PDO、NAO 等遥相关因子的非线性调控, 典型流域如长江干流流域与雅砻江流域, 长江干流流域的骤旱强度对 ENSO、PDO 响应敏感, 且高温、高土壤湿度呈现

正向影响，凸显其受广泛气候背景主导的特性；雅砻江流域作为高海拔地区，其骤旱强度同样受 ENSO、PDO 等信号影响，体现了大尺度气候模态与高海拔地区的远程关联。骤旱发展阶段主要受局部水热平衡影响，骤旱特征 Rate 主要取决于蒸发(Evap)、土壤湿度(SM)、温度(Temp)等局部水热条件，汉江流域、鄱阳湖流域及太湖流域是典型代表，其中，汉江流域的骤旱强度受低蒸发、低温的正向驱动，而低土壤湿度起负向作用；鄱阳湖与太湖流域的骤旱强化率则对低蒸发、低土壤湿度及低温表现为负向响应，反映了区域地表水热收支对干旱发展速率的直接控制。同时流域骤旱特征均与时空变量(经度、纬度、高程、时间候序)具有显著关联，但其主导模式有所差异：汉江流域、雅砻江流域、嘉陵江流域、岷江流域等，其骤旱特征主要受经度(lon)、纬度(lat)或高程(alt)影响，反映了骤旱的空间依赖性；骤旱年内和年际候序(pentad1, pentad2)在洞庭湖、鄱阳湖、乌江等流域对骤旱特征，尤其是强化率，表现出明确的年际或年内变化影响，反映了骤旱发生的周期性特征。总体而言，长江流域各子流域的骤旱不同阶段驱动机制空间异质性与各流域的地理位置、地形特征及气候背景紧密相关，骤旱发展阶段通常对局部水热变化敏感，而在持续阶段更多受大尺度气候振荡调控，时空变量则具有普遍关联，共同构成了流域差异化的骤旱响应路径。

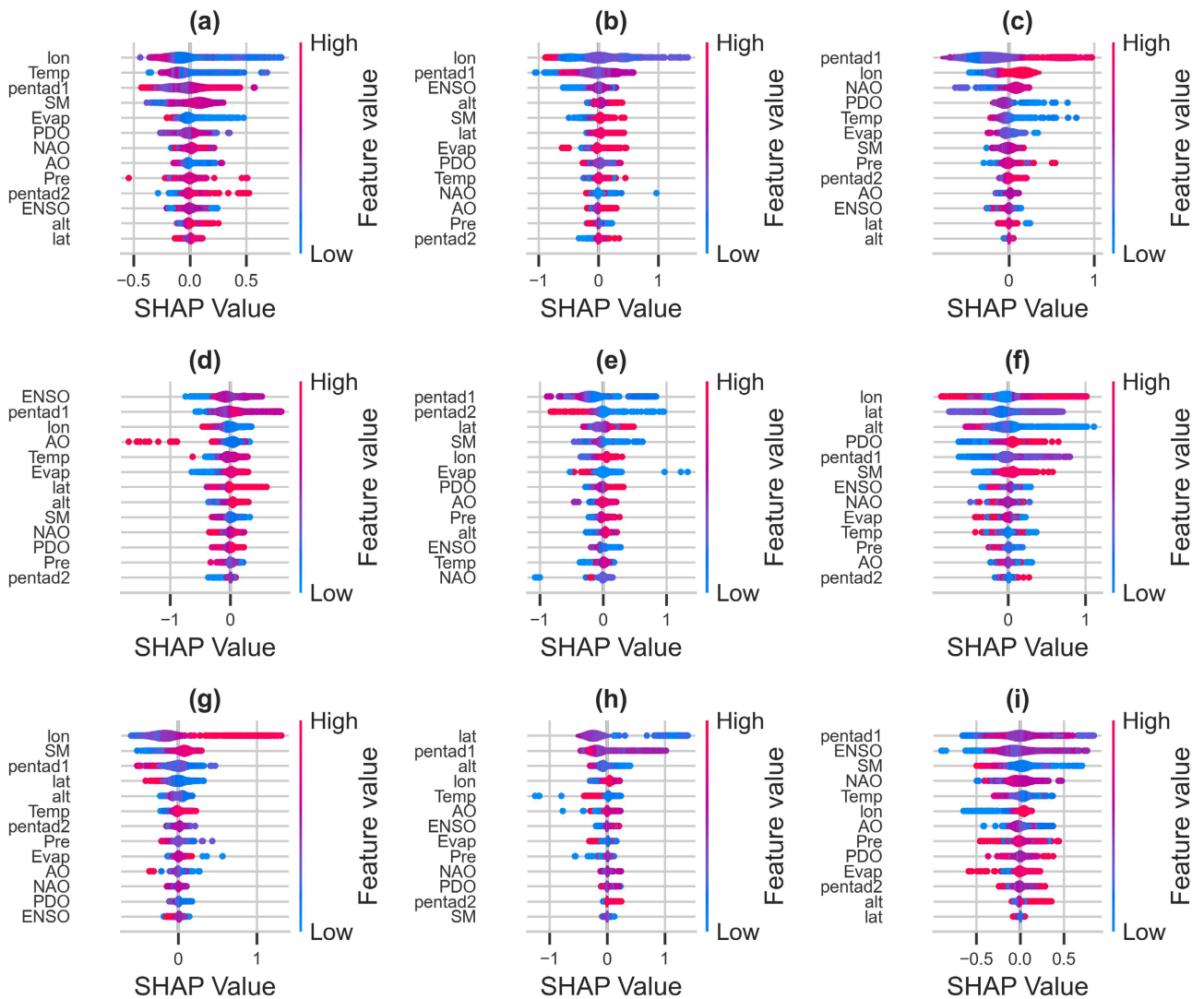


图 4. 基于 SHAP 值的长江流域各子流域骤旱强度(I)驱动因子蜂巢图(子流域包括(a) 汉江流域；(b) 长江干流流域；(c) 太湖流域；(d) 洞庭湖流域；(e) 鄱阳湖流域；(f) 雅砻江流域；(g) 嘉陵江流域；(h) 岷江流域；(i) 乌江流域)

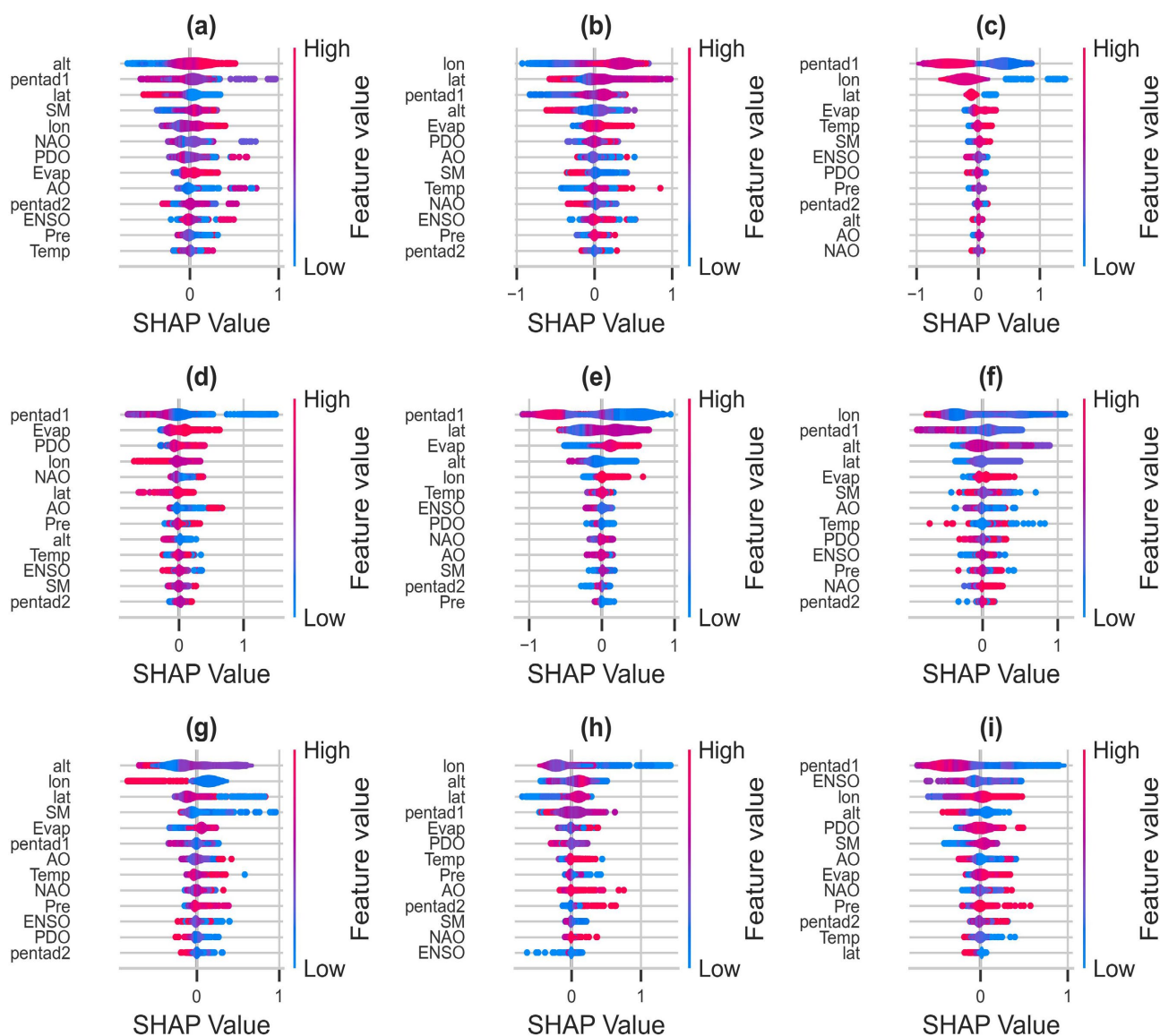


图 5. 基于 SHAP 值的长江流域各子流域骤旱强化率(Rate)驱动因子蜂巢图(子流域包括(a) 汉江流域; (b) 长江干流流域; (c) 太湖流域; (d) 洞庭湖流域; (e) 鄱阳湖流域; (f) 雅砻江流域; (g) 嘉陵江流域; (h) 岷江流域; (i) 乌江流域)

以汉江流域为例进一步说明两种骤旱特征的 SHAP 对各影响因素的响应情况, 图 6 和图 7 所示分别为两种骤旱特征的 SHAP 依赖图, 汉江流域的骤旱特征主要受局地水热过程(Temp、Evap、SM)的非线性与阈值效应主导, 但 Pre 的影响相对较小, 大尺度遥相关因子(如 ENSO、PDO)的作用相对间接, 其变化未引起 SHAP 值的显著响应。时空变量分析进一步揭示骤旱不同阶段的影响机制存在显著差异, alt、lon 和 lat 的影响幅度对于骤旱强度和强化率有较大区别, lon 是骤旱强度的主要影响因素, 对骤旱强化率影响幅度相对较小, lon 对骤旱强度和骤旱强化率均表现出非线性影响, alt 是骤旱强化率的主要影响因素, 对骤旱强度和骤旱强化率均表现出阈值性影响, 但 alt 和 lat 对骤旱强度影响轻微; pentad1 和 pentad2 的影响幅度对骤旱强度和强化率均较为一致, pentad1 在五种时空变量中均是顺位第二的主要影响因素, 而 pentad2 对骤旱强度和强化率影响均较小。综合表明, 汉江流域的骤旱是一个具有显著阶段性差异、由局地水热条件主导并受到地理格局与周期性调制的复杂过程。

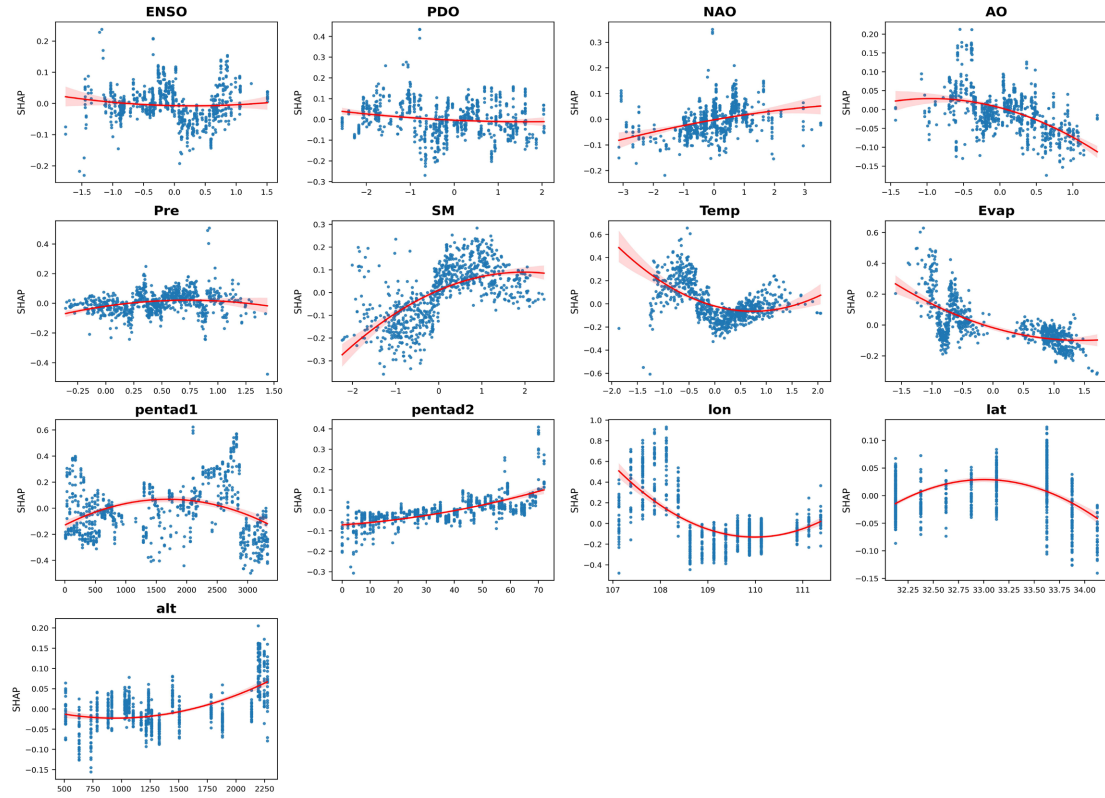


图 6. 汉江流域骤旱特征 I 的 SHAP 依赖图

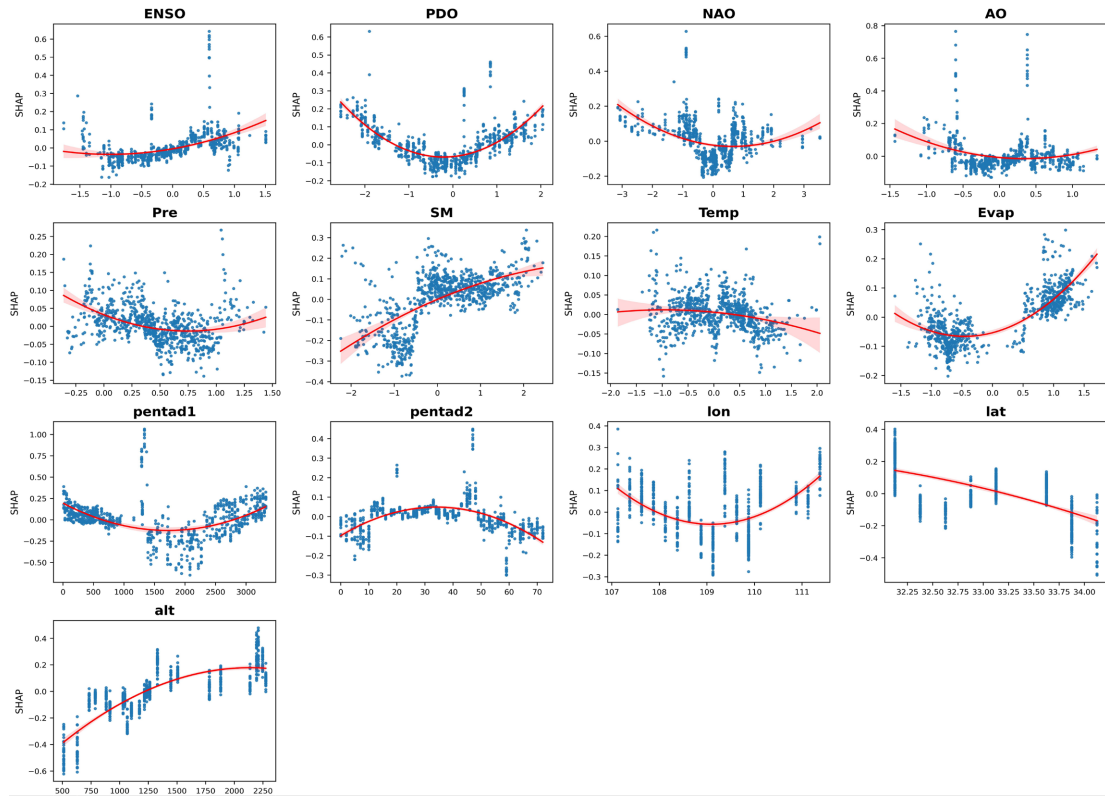


图 7. 汉江流域骤旱特征 Rate 的 SHAP 依赖图

### 4.3. 研究局限与展望

#### 4.3.1. 研究局限

本研究在方法设计与数据应用等方面存在以下局限，可能对骤旱驱动机制解析的精度与适应性存在影响：

1) 本研究将 GLDAS 气候数据空间分辨率统一为  $1^\circ \times 1^\circ$ ，较低分辨率可能削弱模型对于长江流域复杂地形和下垫面特征的表征能力，影响子流域气候差异与水文过程的精准识别，导致模型在局部骤旱事件模拟中产生系统性偏差；

2) 本研究对于影响因子的考虑聚焦于气象、遥相关指数和时空变量，但忽略了水利工程调度、土地利用变化等人类活动因子，长江流域大型水利工程通过改变径流时空分布对上下游土壤水分平衡存在直接影响，而城市化、农业灌溉等局部人类活动可能通过改变地表蒸散发和不透水面比例影响局部水文循环。此类因子的缺失可能导致骤旱驱动机制解析的完整性受限；

3) 骤旱事件具有时空相关性，本研究未在模型中对此类自相关特征进行显式表征，可能影响因子贡献度评估的稳健性，导致预测偏差。

#### 4.3.2. 研究展望

针对上述局限，未来研究可从以下方面深化改进：

1) 整合多源数据，提升数据分辨率与质量，提升局部骤旱过程的模拟能力；

2) 将人类活动因子纳入考虑，耦合社会经济学模型，量化人类活动对骤旱特征的调控作用，提升研究实际应用价值；

3) 改进模型和方法，进一步捕捉骤旱事件时空依赖特征，引入 Optuna 等超参数优化框架提升模型泛化能力，同时扩展骤旱定义框架，结合生态或农业相关影响指标，实现骤旱响应机制的多维度评估。

## 5. 结论

本研究基于根区土壤水识别骤旱，结合 XGBoost-SHAP 方法分析了长江流域骤旱的影响因素，获得了以下结论：

1) 乌江流域骤旱发生频次较高，太湖流域较低；岷江北部与长江干流、雅砻江交汇处干旱强度大、历时长，但强化率较低；鄱阳湖流域骤旱发展迅速；

2) 长江流域骤旱发展阶段主要受局部水热条件控制，以 Evap 为主的局部气候因子对骤旱发展速率有直接影响，反映了骤旱快速发生过程中地表能量与水分平衡的即时响应；持续阶段主要受大尺度气候模态影响，ENSO、PDO、NAO 等遥相关指数通过大气环流与海气相互作用间接影响骤旱持续阶段水分亏缺程度；

3) 引入时空变量后，各子流域模型解释能力显著提升，且时空变量多成为主导因子，表明骤旱具有较强时空依赖性；

4) 各子流域骤旱影响机制存在差异，因子影响多呈现非线性和阈值效应，长江流域东部平原与湖区如太湖、鄱阳湖、洞庭湖流域多受气候周期(pentad1)主导，而长江流域西部及中西部过渡带流域如雅砻江、嘉陵江、岷江、汉江、长江干流流域则多受地理位置和地形(lon, lat, alt)主导，主导因子类型的空间分异与地理格局存在耦合，反映多尺度气候与下垫面特征对骤旱事件形成与发展的调控作用。

## 基金项目

国家自然科学基金项目(52261145744)。

## 参考文献

[1] HUO, J., LIU, C., YU, X., JIA, G. and CHEN, L. Effects of watershed char and climate variables on annual runoff in different

- climatic zones in China. *Science of the Total Environment*, 2021, 754: 142157. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.142157>
- [2] CAO, S., ZHANG, L., HE, Y., ZHANG, Y., CHEN, Y., YAO, S., YANG, W. and SUN, Q. Effects and contributions of meteorological drought on agricultural drought under different climatic zones and vegetation types in Northwest China. *Science of the Total Environment*, 2022, 821: 153270. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.153270>
- [3] MISHRA, A. K., SINGH, V. P. A review of drought concepts. *Journal of Hydrology*, 2010, 391(1): 202-216. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.07.012>
- [4] YANG, X., WU, F., YUAN, S., REN, L., SHEFFIELD, J., FANG, X., et al. Quantifying the impact of human activities on hydrological drought and drought propagation in China using the PCR-GLOBWB v2.0 model. *Water Resources Research*, 2024, 60: e2023WR035443. <https://doi.org/10.1029/2023wr035443>
- [5] YUAN, X., WANG, Y., JI, P., WU, P., SHEFFIELD, J. and OTKIN, J. A. A global transition to flash droughts under climate change. *Science*, 2023, 380: 187-191. <https://doi.org/10.1126/science.abn6301>
- [6] ANDERSON, M. C., HAIN, C., OTKIN, J. A., ZHAN, X., Mo, K., SVOBODA, M., WARDLOW, B. and PIMSTEIN, A. An intercomparison of drought indicators based on thermal remote sensing and NLDAS simulations. *Journal of Hydrometeorology*, 2013, 14: 1035-1056. <https://doi.org/10.1175/jhm-d-12-0140.1>
- [7] OTKIN, J. A., HAIGH, T., MUCIA, A., ANDERSON, M. C. and HAIN, C. Comparison of agricultural stakeholder survey results and drought monitoring datasets during the 2016 U.S. Northern Plains flash drought. *Weather, Climate, and Society*, 2018, 10(4): 867-883. <https://doi.org/10.1175/wcas-d-18-0051.1>
- [8] MUKHERJEE, S. and MISHRA, A. K. A multivariate flash drought indicator for identifying global hotspots and associated climate controls. *Geophysical Research Letters*, 2022, 49(2): e2021GL096804. <https://doi.org/10.1029/2021gl096804>
- [9] FORD, T. W. and QUIRING, S. M. Comparison of contemporary *in situ*, model, and satellite remote sensing soil moisture with a focus on drought monitoring. *Water Resources Research*, 2019, 55(2): 1565-1582. <https://doi.org/10.1029/2018wr024039>
- [10] CHRISTIAN, J. I., HOBBS, M., HOELL, A., OTKIN, J. A., FORD, T. W., CRAVENS, A. E., POWLEN, K. A., WANG, H. and MISHRA, V. Flash drought: A state of the science review. *WIREs Water*, 2024, 11(3): e1714. <https://doi.org/10.1002/wat2.1714>
- [11] MAHTO, S. S. and MISHRA, V. Increasing risk of simultaneous occurrence of flash drought in major global croplands. *Environmental Research Letters*, 2023, 18(4): 044044. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/acc8ed>
- [12] YUAN, X., WANG, L., WU, P., JI, P., SHEFFIELD, J. and ZHANG, M. Anthropogenic shift towards higher risk of flash drought over China. *Nature Communications*, 2019, 10(1): 4661. <https://doi.org/10.1038/s41467-019-12692-7>
- [13] CHRISTIAN, J. I., BASARA, J. B., OTKIN, J. A., HUNT, E. D., WAKEFIELD, R. A., FLANAGAN, P. X. and XIAO, X. A methodology for flash drought identification: Application of flash drought frequency across the United States. *Journal of Hydrometeorology*, 2019, 20(5): 833-846. <https://doi.org/10.1175/jhm-d-18-0198.1>
- [14] KANG, H., SRIDHAR, V. and ALI, S. A. Climate change impacts on conventional and flash droughts in the Mekong River basin. *Science of the Total Environment*, 2022, 838(2): 155845. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.155845>
- [15] LI, B., BEAUDOING, H., RODELL, M., NASA/GSFC/HSL. GLDAS catchment land surface model L4 daily  $0.25 \times 0.25$  degree GRACE-DA1 V2.2. Greenbelt, Maryland, USA, Goddard Earth Sciences Data and Information Services Center (GESDISC), 2020.
- [16] TOZER, B., SANDWELL, D. T., SMITH, W. H. F., OLSON, C., BEALE, J. R. and WESSEL, P. Global bathymetry and topography at 15 arc sec: SRTM15+. *Earth and Space Science*, 2019, 6: 1847-1864. <https://doi.org/10.1029/2019ea000658>
- [17] FORD, T. and LABOSIER, C. Meteorological conditions associated with the onset of flash drought in the eastern United States. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2017, 247: 414-423. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2017.08.031>
- [18] CHEN, T. and GUESTRIN, C. XGBoost: A scalable tree boosting system. In Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining. New York: Association for Computing Machinery, 2016: 785-794. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>
- [19] LUNDBERG, S. M. and LEE, S. A unified approach to interpreting model predictions. In Proceedings of the 31st international conference on neural information processing systems. New York: Association for Computing Machinery, 2017: 4768-4777.