张金萍，姚天，武传号，等. 基于 Copula 模型的黄河流域植被干旱损失概率与致损阈值研究[J]. 水利水电技术(中英文)，2026，57(8)：136-148. DOI：10. 13928/j. cnki. wrahe. 2026. 08. 010
ZHANG Jinping，YAO Tian，WU Chuanhao，et al. Vegetation drought loss probability and disaster-triggering thresholds in Yellow River Basin based on Copula model[J]. Water Resources and Hydropower Engineering，2026，57(8)：136-148. DOI：10. 13928/j. cnki. wrahe. 2026. 08. 010

基于 Copula 模型的黄河流域植被干旱损失概率与致损阈值研究

张金萍[1]，姚　天[2,3]，武传号[3,4]，程佳豪[5]

(1. 平顶山市气象局，河南 平顶山　467000；2. 河南城建学院 市政与环境工程学院，河南 平顶山　467036；3. 河海大学 水灾害防御全国重点实验室，江苏 南京　210098；4. 河海大学 长江保护与绿色发展研究院，江苏 南京　210098；5. 山东省煤田地质局第五勘探队，山东 济南　250100)

摘　要：【目的】黄河流域是中国重要的生态屏障和农业产区，生态环境脆弱，对气候变化响应敏感。探究该区域植被对干旱事件的响应特征，量化不同干旱情景下的植被损失概率，识别植被损失的干旱触发阈值，对区域生态安全与可持续发展具有重要意义。【方法】因此，基于 1982—2020 年逐月降水与叶面积指数(*LAI*)数据，采用标准化降水指数(*SPI*)识别干旱，构建二元 Copula 条件概率模型评估植被损失概率并逆向识别致损阈值。【结果】结果表明：(1)黄河流域 94. 3%的网格 *LAI* 与 *SPI* 呈显著正相关，植被对干旱的最优干旱累积时间尺度南北分异显著，南部 4～9 个月，东北部超过 17 个月。流域平均植被损失概率由轻度干旱的 52. 0%升至极端干旱的 67. 7%(*LAI*≤40th)，中北部草原集中区显著高于东南部森林与农田区(差异达 12%～18%)；(2)4 种植被类型干旱阈值差异显著，草原触发 *LAI*≤40th 损失的 *SPI* 均值仅为-0. 70，落叶阔叶林需达-1. 12，二者敏感性差异达 1. 6 倍；(3)随损失等级从 40th 降至 10th，可识别阈值的区域占比骤降，表明极端植被损失主要受局部草原干旱主控。【结论】黄河流域植被干旱脆弱性受植被类型与区域水分条件共同控制，草原植被是干旱风险最高的生态系统类型，中北部草原集中分布区是干旱致损的重点防控区域。研究成果可为流域干旱风险分区管理、生态保护优先级划定及水资源优化调配提供科学依据。

关键词：黄河流域；干旱；叶面积指数；植被损失概率；致损阈值；Copula 函数；植被差异；植被脆弱性

DOI：10. 13928/j. cnki. wrahe. 2026. 08. 010　　**开放科学(资源服务)标志码(OSID)**：

中图分类号：P962　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1000-0860(2026)08-0136-13

听语音　聊科研　与作者互动

收稿日期：2026-03-22；**修回日期**：2026-06-03；**录用日期**：2026-06-08；**网络出版日期**：2026-06-15

基金项目：国家自然科学基金项目(52279016)；河南省自然科学基金面上项目(262300421317)；河南省科技研发计划联合基金(252103810062，252103810074)；水灾害防御全国重点实验室开放基金项目(2025490911)

作者简介：张金萍(1976—)，女，高级工程师，硕士，主要从事水灾害防御方面研究。E-mail：543330407@ qq. com

通信作者：姚　天(1998—)，男，讲师，博士，主要从事事水灾害防御方面研究。E-mail：yaotian@ huuc. edu. cn
武传号(1985—)，男，教授，博士，主要从事事水灾害防御方面研究。E-mail：wuch0907@ hotmail. com

©Editorial Department of Water Resources and Hydropower Engineering. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

Vegetation drought loss probability and disaster-triggering thresholds in Yellow River Basin based on Copula model

ZHANG Jinping[1], YAO Tian[2,3], WU Chuanhao[3,4], CHENG Jiahao[5]

(1. Pingdingshan Meteorological Service, Pingdingshan 467000, Henan, China; 2. School of Municipal and Environmental Engineering, Henan University of Urban Construction, Pingdingshan 467036, Henan, China; 3. State Key Laboratory of Water Disaster Prevention, Hohai University, Nanjing 210098, Jiangsu, China; 4. Yangtze Institute for Conservation and Development, Hohai University, Nanjing 210098, Jiangsu, China; 5. The Fifth Prospecting Team of Shandong Coal Geology Bureau, Jinan 250100, Shandong, China)

Abstract: [Objective] The Yellow River Basin serves as a critical ecological barrier and major agricultural production area in China, characterized by a fragile ecological environment and high sensitivity to climate change. Investigating the response characteristics of vegetation to drought events in this region, quantifying the probability of vegetation loss under different drought scenarios, and identifying the drought thresholds that trigger vegetation loss are of great significance for regional ecological security and sustainable development. [Methods] Based on monthly precipitation and leaf area index (*LAI*) data from 1982 to 2020, the standardized precipitation index (*SPI*) was used to identify drought events, and a bivariate Copula-based conditional probability model was constructed to assess vegetation loss probability and inversely identify disaster-triggering thresholds. [Results] 1) *LAI* was significantly positively correlated with *SPI* across 94.3% of the grid cells in the Yellow River Basin, and the optimal cumulative time scale of vegetation response to drought exhibited a pronounced north-south divergence, ranging from 4—9 months in the southern region to over 17 months in the northeastern region. The basin-wide average probability of vegetation loss increased from 52.0% under mild drought to 67.7% under extreme drought (*LAI* ≤ 40th percentile), with values in the grassland-dominated central and northern areas substantially exceeding those in the forest- and cropland-dominated southeastern areas (by 12%~18%). (2) Drought thresholds differed markedly among the four vegetation types. The mean *SPI* required to trigger *LAI* ≤ 40th percentile loss was only −0.70 for grasslands, whereas deciduous broadleaf forests required an *SPI* as low as −1.12, indicating a 1.6-fold difference in drought sensitivity between the two. (3) As the loss level decreased from the 40th to the 10th percentile, the proportion of areas with identifiable thresholds declined sharply, suggesting that extreme vegetation loss was predominantly governed by localized drought events in grassland regions. [Conclusion] Vegetation drought vulnerability in the Yellow River Basin is jointly governed by vegetation type and regional moisture availability. Grasslands represent the most drought-prone ecosystem type, and the grassland-dominated central and northern areas constitute priority regions for drought disaster prevention and control. These findings provide a scientific basis for drought risk zoning and management, ecological conservation prioritization, and optimized water resource allocation across the river basin.

Keywords: Yellow River Basin; drought; leaf area index; vegetation loss probability; disaster-triggering threshold; Copula function; vegetation differences; vegetation vulnerability

0 引 言

干旱是全球最具破坏性的自然灾害之一，对生态系统和人类社会产生了深远影响[1-2]。IPCC 第六次评估报告指出，气候变化背景下极端干旱事件的频率和强度呈增加趋势，对陆地生态系统构成日益严重的威胁[3]。植被作为陆地生态系统的主体，其生长状况直接反映生态环境质量，同时也是水循环和碳循环的重要调节者[4]。干旱通过改变土壤水分供给影响植被光合作用和蒸腾过程，严重时可导致植被大面积退化甚至死亡[5-7]。因此，定量评估干旱胁迫下植被的损失概率，识别导致植被损失的干旱阈值，对理解生态系统脆弱性、指导生态保护具有重要科学意义。

围绕干旱与植被的关系，已有大量研究从指标选取和统计方法两个层面开展了深入探讨。在干旱识别方面，常用的气象干旱指数包括标准化降水指数(*SPI*)、标准化降水蒸散发指数(*SPEI*)和帕默尔干旱指数(*PDSI*)[8-10]等。其中，*SPI* 因其计算简便、多时间尺度适用性强、数据需求少等优点，已被世界气象组织推荐为干旱监测的通用指标。尽管 *SPI* 仅基于降水信息，不考虑温度和蒸散发的影响，但在以降水变异为主导驱动力的干旱与半干旱区仍具有良好的适用性[11]。在植被动态监测方面，叶面积指数(*LAI*)作为表征植被冠层结构和生长状况的重要参数，相比归一化植被指数(*NDVI*)在高植被覆盖区域不易出现饱和效应，被广泛用于量化植被对气候变化的响应[12-13]。

在此基础上，众多学者采用相关分析或回归分析方法分析了植被对干旱的响应特征[14-16]。例如，DING 等[14]评估了中国植被对干旱事件的敏感性，发现北方草原、农田和荒漠生态系统受干旱的影响更为显著，而湿润区森林在一般干旱条件下所受威胁较小；VICENTE-SERRANO 等[15]基于全球尺度的相关性分析发现，干旱和半干旱地区的植被指数与干旱指数之间的相关性显著高于湿润地区，表明干旱—半干旱生物群落对干旱胁迫的敏感性更高。然而，上述线性或准线性方法难以充分刻画干旱与植被之间的非线性依赖关系，尤其是对尾部极端事件的联合特征捕捉不足，这在一定程度上限制了植被损失概率估计的准确性。

为克服上述局限，近年来 Copula 函数因其能够灵活构建联合分布、将边缘分布与相关结构分别建模的优势，被逐渐引入评估干旱与植被关系的研究中[17-19]。基于 Copula 建立的双变量联合概率分布模型，可有效模拟植被状态与气候因子之间的复杂依赖结构，进而推导给定气候情景下植被损失的条件概率。例如，FANG 等[17]利用 Copula 模型对黄土高原植被干旱脆弱性进行了量化评估，发现该地区植被对干旱胁迫的脆弱性在夏季最高。但现有 Copula 框架下的研究多集中于正向分析在给定干旱强度下估算植被损失概率，而较少从逆向角度出发，系统识别导致特定等级植被损失所需的干旱强度阈值。

目前，干旱致损阈值的识别也受到越来越多的关注。部分学者尝试通过分位数回归或阈值回归模型识别植被响应的临界点，但多数研究缺乏对不同植被类型、不同损失等级下干旱阈值的精细化评估[20-22]。例如，BERDUGO 等[20]首次系统地定量分析了全球干旱区生态系统对干旱加剧的非线性响应，指出生态系统在干旱增强过程中依次经历植被衰退、土壤破坏和生态系统崩溃 3 个阶段，且各阶段存在关键阈值。TANGJIALEKE 等[21]利用非线性回归模型分析了中亚地区不同植被类型的干旱响应阈值，发现森林对干旱最敏感，其次是耕地、灌木丛、草原和湿地。然而，上述研究大多基于回归方法识别阈值，未能将阈值识别纳入概率框架，难以回答触发某一等级植被损失所需的最低干旱强度是多少这一个核心科学问题。

黄河流域是中国重要的生态屏障和农业产区，横跨干旱、半干旱和半湿润多个气候带，生态环境脆弱，干旱灾害频发。流域内草原、农田、森林等生态系统并存，不同植被类型因根系深度、水分利用策略和抗旱生理机制的差异，对干旱的响应存在显著差异，为开展植被干旱损失概率与致损阈值的系统研究提供了理想的自然实验场景。基于上述背景与研究进展，本研究以黄河流域为研究区，基于 1982—2020 年降水网格数据和叶面积指数数据，开展以下研究：(1)确定植被的最优干旱累积时间尺度，揭示不同植被类型对干旱的响应差异；(2)构建基于 Copula 函数的条件概率模型，量化不同干旱等级下植被的损失概率，分析植被类型间的脆弱性差异；(3)识别导致不同等级植被损失的干旱触发阈值，对比分析不同植被类型的阈值差异。

1 研究区概况与数据来源

1.1 研究区概况及数据来源

1.1.1 研究区概况

黄河流域总面积约 79.5 万 km^2，横跨青藏高原、内蒙古高原、黄土高原和华北平原四大地貌单元，地势西高东低，气候类型自西向东主要包括干旱、半干旱与半湿润气候，年平均降水量约 400～600 mm，且时空分布不均(见图 1)。流域内生态环境脆弱，水资源短缺，对气候变化与干旱事件响应敏感。作为中国重要的生态屏障和农业产区，黄河流域植被动态及其对干旱的响应对区域生态安全与可持续发展具有重要意义。

1.1.2 数据来源

本研究采用的逐月降水数据来源于中国国家气象信息中心发布的 1982 年至 2020 年月度降水网格数据集(V2.0)，空间分辨率为 0.5°×0.5°(http://data.cma.cn)。该数据集基于全国 2 472 个地面气象站观测资料，采用薄板样条插值法生成，已在极端干旱气候事件相关研究中得到广泛应用[23-24]。

叶面积指数(*LAI*)数据采用北京大学发布的 GIMMS LAI4g 数据集，时间跨度为 1982 年至 2020 年，空间分辨率为 1/12°×1/12°，时间分辨率为半月尺度(https://zenodo.org/records/7649108)。与同类 *LAI* 产品相比，*GIMMS LAI4g* 有效校正了卫星轨道漂移与传感器退化带来的误差，具有较高的精度与一致性[25]。为匹配气象数据的时间分辨率，本研究采用最大值合成法将半月尺度的 *LAI* 数据聚合为月尺度数据，即取每月内两期半月 *LAI* 的最大值作为该月 *LAI* 值。该方法是 *NDVI*、*LAI* 等遥感植被指数月度合成的国际通用方法，可有效削弱云污染、气溶胶及观测几何差异等带来的负向噪声。进一步通过双线性插值将其重采样至 0.5°×0.5°空间分辨率，以实现数据空间对齐。

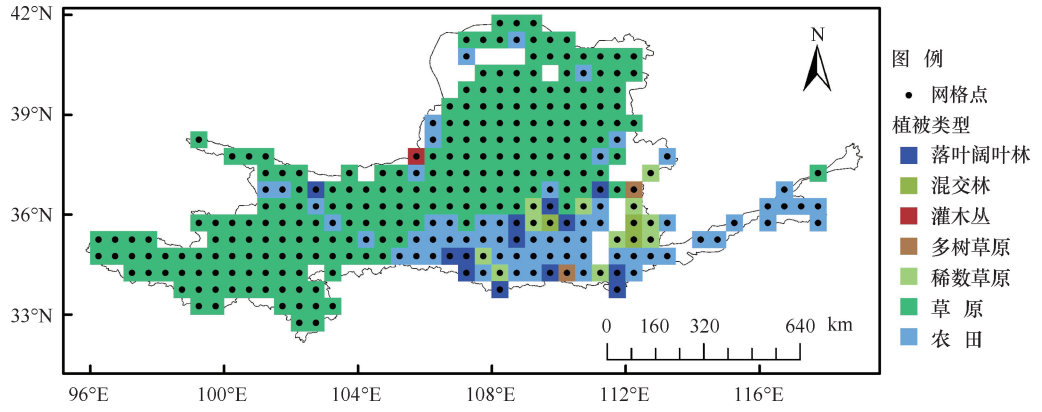


图 1 黄河流域植被类型及网格点分布

Fig. 1 Vegetation types and grid point distribution in Yellow River Basin

植被类型分类数据来源于 2020 年 MODIS 土地覆盖产品 MCD12Q1 的 LC_Type1 类别（https://modis.gsfc.nasa.gov/data/dataprod/mod12.php）。该数据经众数重采样法统一至 0.5°×0.5°分辨率，并剔除非植被覆盖区域（包括永久水体、城市与建设用地、永久冰川积雪及裸地等）。黄河流域内最终保留 7 类植被类型（见图 1），其中草地面积占比最大（69.67%），主要分布于流域中、北及西部；农田为第二大植被类型（20.33%），集中分布于南部与东部；落叶针叶林和稀树草原分别约占 4%与 3.67%；混交林、灌丛及少数草原类型因面积占比较小，未纳入本研究分析范围。

基于上述数据处理，最终在黄河流域内选取 300 个有效网格点，用于降水与 *LAI* 响应的协同分析（见图 1）。此外，本研究主要聚焦黄河流域植被在生长季（4—9 月）对干旱事件的响应特性[26-27]。

2 研究方法

2.1 气象干旱指数的计算

采用标准化降水指数（*SPI*）对黄河流域的气象干旱强度进行量化。具体计算流程如下：首先对各网格点 1~24 个月时间尺度的累积降水序列进行 Gamma 分布拟合，再通过正态变换得到 *SPI* 序列[27]。参照《气候干旱强度划分标准》（GB/T 20481—2017），将干旱等级划分为以下 4 类：$-1<SPI\leqslant-0.5$ 为轻旱，$-1.5<SPI\leqslant-1.0$ 为中旱，$-2.0<SPI\leqslant-1.5$ 为重旱，$SPI\leqslant-2.0$ 为特旱。

2.2 植被损失等级划分方法

本研究以叶面积指数（*LAI*）作为植被生态状态的表征指标，采用百分位数法定义植被损失等级。具体而言，针对每个网格点，计算各月份 *LAI* 的历史百分位序列。当某月 *LAI* 低于历史同期第 40 百分位时定义为轻度损失，低于第 30、20、10 百分位时分别定义为中度、重度及极端损失[17,28]。该分级方案既反映了植被状态的相对变化，也考虑了季节性波动的影响。

2.3 滞后时间尺度确定方法

植被对干旱事件的响应通常存在时间滞后。针对每个网格，分别计算生长季内逐月 *LAI* 与 1~24 个月不同时间尺度 *SPI* 序列之间的 Spearman 相关系数。选取相关系数绝对值最大的 *SPI* 时间尺度作为该网格的最优滞后时间尺度[27]为

$$R_{spi\,b}^{\,a}=corr(LAI_a,\ SPI_b^a),$$
$$a=4,5,\cdots,9,\ b=1,2,\cdots,23,24 \quad (1)$$

式中，a 代表生长季节月份（4—9 月）中的第 a 个月；b 代表 *SPI* 的时间 1~24 月尺度；R 代表相关系数。植被对于干旱事件的最优滞后时间 T 为

$$T_{spi\,a}=\max\{abs(R_{spi\,b}^{\,a})\} \quad (2)$$

式中，*abs* 为取绝对值的运算符号；max 为取最大值的运算符号。

2.4 二元 Copula 条件概率模型构建方法

为量化干旱条件下植被损失的概率以及造成植被损失所需要的干旱强度，构建了基于 Copula 函数的条件概率模型，具体步骤如下。

第一步，*SPI* 和 *LAI* 序列的边缘分布拟合。对各网格点的 *LAI* 序列及其对应最优滞后尺度的 *SPI* 序列，分别拟合边缘分布。候选分布包括正态分布、对数正态分布、Gamma 分布及 Weibull 分布等，通过 Kolmogorov-Smirnov 检验与 *AIC* 准则选取最优边缘分布，并进行概率积分变换。

第二步，Copula 函数选择。利用二维 Copula 函数构造 *SPI* 和 *LAI* 的联合分布，对应的联合分布函数为

$$F_{SPI_x,\ LAI}(SPI,\ LAI;\ \theta_1,\ \theta_2,\ \theta) = P(SPI_x < SPI,\ LAI_x < LAI) = C(F_1(SPI;\ \theta_1),\ F_2(LAI;\ \theta_2);\ \theta) \tag{3}$$

式中，LAI_x 和 SPI_x 分别表示生长季节各月的 *LAI* 月序列和对应 x 个月尺度的 *SPI* 序列；$F_{SPI_x,\ LAI}(SPI,\ LAI;\ \theta_1,\ \theta_2,\ \theta)$ 表示 SPI_x 和 *LAI* 的联合分布；$C(\ )$ 表示 Copula 函数；$F_1(SPI;\ \theta_1)$ 和 $F_2(LAI;\ \theta_2)$ 分别为 SPI_x 和 *LAI* 序列的边缘分布函数；θ_1 和 θ_2 为边缘分布中的未知参数；θ 为 Copula 函数中的未知参数。

选取 Gumbel、Clayton、Frank、Joe、Gaussian 和 t-Copula 5 种常用的 Copula 函数作为候选(见表 1)，通过极大似然估计拟合参数，并基于 AIC/BIC 准则选择最优的 *LAI*-*SPI* 序列联合分布的 Copula 函数[27-28]。

2.5 植被损失条件概率计算

基于所选 Copula 联合分布，利用贝叶斯公式推导在不同干旱等级下植被状态低于某一特定百分位(如第 40、30、20、10 百分位)的条件概率。以轻旱情景($-1 < SPI \leqslant -0.5$)为例，植被损失条件概率计算公式为

$$P(LAI < lai \mid -1 < SPI \leqslant -0.5) = \frac{P(-1 < SPI \leqslant -0.5,\ LAI < lai)}{P(-1 < SPI \leqslant -0.5)} = \frac{F_{SPI_x,\ LAI}(-0.5,\ lai) - F_{SPI_x,\ LAI}(-1,\ lai)}{F_{SPI_x}(-0.5) - F_{SPI_x}(-1)} \tag{4}$$

式中，*lai* 为某网格点第 40th、30th、20th、10th 百分位的 *LAI* 观测值；F_{SPI_x} 为 SPI_x 的概率密度函数。在同一种干旱情景下，植被损失的条件概率越高，表明在该干旱等级下植被受损风险越大，生态系统脆弱性越强。

2.6 植被致损的干旱阈值识别

为评估植被对不同等级干旱的敏感性与抵抗力，本研究将致损干旱阈值定义为：导致植被损失概率达到 50%时所对应的 *SPI* 临界值。选取条件概率 50%作为触发阈值的依据为 50%是植被损失等可能/不等可能的临界点，具有明确的概率含义和决策意义，超过该值即可认为植被损失更可能发生，该取值已被 GUO 等[28]研究广泛采用，便于结果对比。设 lai_q 为某网格第 q 百分位(q = 40, 30, 20, 10)的 *LAI* 历史观测值，则致损干旱阈值 SPI_c 满足以下条件概率方程为

$$P(LAI < lai_q \mid SPI_p < SPI \leqslant SPI_{p-0.01}) = 0.5 \tag{5}$$

将上式展开为 Copula 联合分布形式，具体为

$$\frac{C(F_{SPI}(SPI_p < SPI \leqslant SPI_{p-0.01}),\ F_{LAI}(lai_q))}{F_{SPI}(SPI_{p+0.01} < SPI \leqslant SPI_p)} = 0.5 \tag{6}$$

式中，C 为最优 Copula 函数；F_{SPI} 和 F_{LAI} 分别为 *SPI* 和 *LAI* 的边缘累积分布函数；设定 p 为 *SPI* 搜索区间，取值范围[-3, -0.5]，初始数值为-0.5，以步长 0.1 向负向搜索。从 p =-0.5 开始逐步递减搜索，当条件概率 P 首次≥0.5 时返回相应 *SPI* 值，该临界 *SPI* 值即定义为植被相应损失等级的致损阈值。*SPI* 指数阈值越接近-0.5，表明植被对干旱越敏感；越接近-3，则反映植被抗旱能力越强。

3 结果与讨论

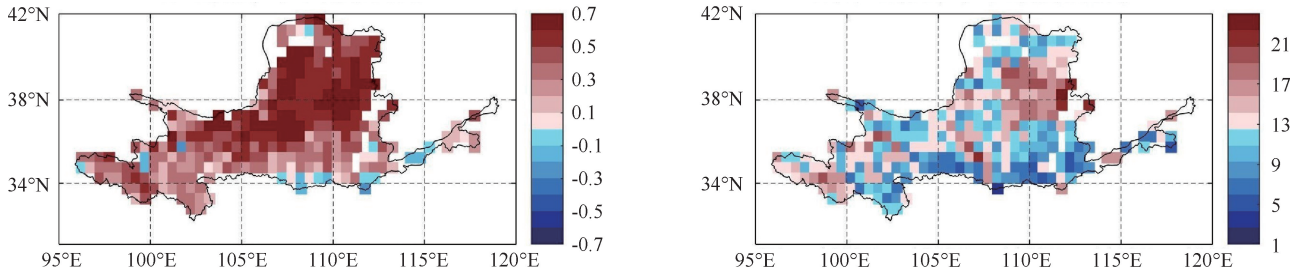
3.1 植被动态变化对干旱事件的响应

为探究黄河流域干旱事件与植被的响应关系，本研究首先分析了生长季内 *LAI* 与多尺度 *SPI* 的最大相关系数及其空间分布[见图 2(a)]。结果显示，在流

表 1 二维 Copula 函数表达式

Table 1 Expressions of two-dimensional Copula functions

连接函数	分布函数	参数取值范围
Clayton Copula	$\max[(u^{-\theta} + v^{-\theta} - 1)^{-1/\theta},\ 0]$	$(-1,\ \infty)/\{0\}$
Frank Copula	$-\frac{1}{\theta}\ln\left[1 + \frac{(e^{-\theta u} - 1)(e^{-\theta v} - 1)}{(e^{-\theta} - 1)}\right]$	$(-\infty,\ \infty)/\{0\}$
Gumbel Copula	$\exp\{-[(-\ln u)^{\theta} + (-\ln v)^{\theta}]^{1/\theta}\}$	$[1,\ \infty)$
Gaussian Copula	$\int_{-\infty}^{\Phi^{-1}(u)}\int_{-\infty}^{\Phi^{-1}(v)} \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\theta^2}}\exp\left[-\frac{s^2 - 2\theta st + t^2}{2(1-\theta^2)}\right]\mathrm{d}s\mathrm{d}t$	$(-1,\ 1)$
Student's t Copula	$\int_{-\infty}^{t_k^{-1}(u)}\int_{-\infty}^{t_k^{-1}(v)} \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\theta^2}}\exp\left[1 + \frac{s^2 - 2\theta st + t^2}{k(1-\theta^2)}\right]^{\frac{-k+2}{2}}\mathrm{d}s\mathrm{d}t$	$(-1,\ 1)$
Joe Copula	$1 - [(1-u)^{\theta} + (1-v)^{\theta} - (1-u)^{\theta}(1-v)^{\theta}]^{1/\theta}$	$[1,\ +\infty)$



(a) 生长季节平均相关性　　(b) 生长季节平均滞后时间

图 2　生长季节黄河流域 *LAI* 与 *SPI* 的平均最大相关系数和平均最优干旱累积时间尺度(月)空间分布

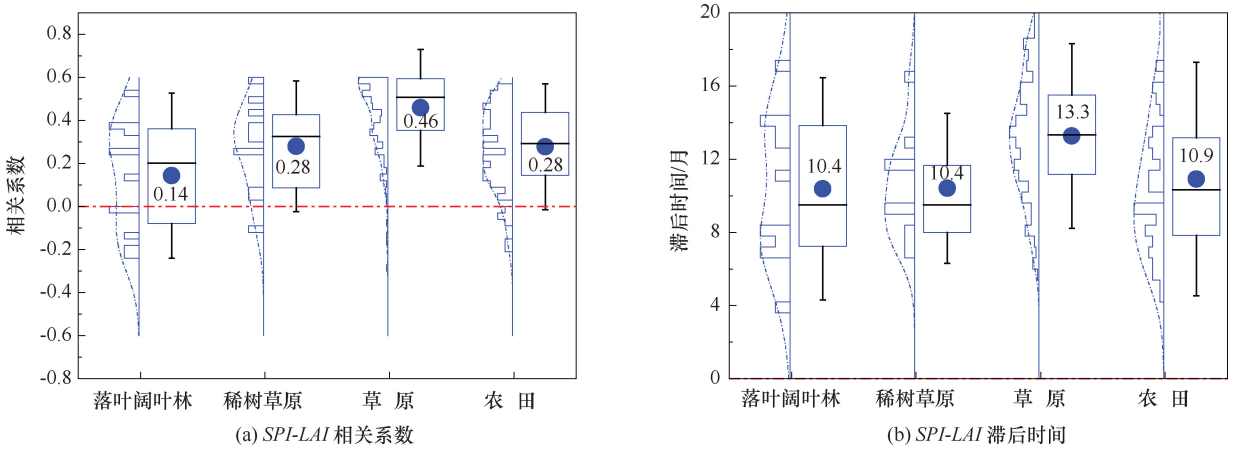
Fig. 2　Spatial distribution of average maximum correlation coefficient between *LAI* and *SPI* and average optimal drought accumulation time scale (month) during growing season in Yellow River Basin

域的 300 个网格中，283 个网格(占总面积 94.3%)的 *LAI* 与 *SPI* 呈正相关，分布在流域北部、中部和西部大部分地区，表明干旱加剧可能普遍导致这些区域植被的 *LAI* 下降。高正相关区域(相关系数 0.6~0.7)主要分布于流域中北部，说明该区域植被对水分胁迫响应显著；少数呈负相关的网格零星分布于东南部及西部局部地区，可能与局部灌溉补给或植被对温度响应更敏感有关。

黄河流域植被对干旱响应的平均最优干旱累积时间尺度的空间分布如图 2(b)所示。整体上，北部植被对于干旱事件的最优干旱累积时间尺度长于南部。具体而言，流域内约 20.1%的区域(主要位于南部)的植被 *LAI* 滞后干旱事件 4~9 个月；而东北部地区植被的滞后响应时间显著延长(>17 个月)。

此外，进一步比较了生长季流域内落叶阔叶林、稀树草原、草原和农田 4 类植被与 *SPI* 的最大相关系数及平均最优干旱累积时间尺度(见图 3)。所有植被类型均与 *SPI* 呈正相关，但相关性强弱存在差异[见图 3(a)]。草原植被的相关性最强(平均 *MCC* = 0.46)，表明降水量减少对草原植被产生更为不利的影响；落叶阔叶林相关性最弱(平均 *MCC* = 0.14)，表明其受干旱影响相对较小。稀树草原与 *SPI* 的最大相关系数(*MCC* = 0.28)介于草原植被和落叶阔叶林之间，说明有乔木覆盖可能降低草本层对降水变化的依赖性。农田植被与 *SPI* 的最大相关系数与稀树草原相同(*MCC* = 0.28)，对干旱事件的响应程度略低于草原植被，这可能与人为灌溉的调节作用有关。

从最优干旱累积时间尺度来看[见图 3(b)]，草原植被的平均响应时间最长(约 13.3 个月)，稀树草原和落叶阔叶林约为 10.4 个月，农田约为 10.8 个月。草原主要分布于黄河流域中北部干旱-半干旱区，年降水量低且年际变率大，土壤水分主要依赖于多季降水累积形成的浅层水分库；此外，单月降水对当月植被生长的直接驱动有限，而前期累积降水通过补充土壤水分储存，形成慢驱动草原植被生长。因此，长时间尺度 *SPI* 能够更好地表征草原植被实际可



(a) *SPI-LAI* 相关系数　　(b) *SPI-LAI* 滞后时间

图 3　不同植被类型与干旱事件的最大相关系数及平均最优干旱累积时间尺度

Fig. 3　Maximum correlation coefficients and average optimal drought accumulation time scales for different vegetation types and drought events

利用的有效水分背景，这一结果与黄土高原的相关研究结论一致[17]。

3.2 干旱事件胁迫下植被的损失概率评估

基于构建的 Copula 条件概率模型，本研究估算了黄河流域生长季在不同干旱等级下植被 *LAI* 低于第 40、30、20、10 百分位的损失概率，其空间分布如图 4 所示。从总体趋势来看，流域内植被平均损失概率随干旱强度增强而显著上升。以 *LAI*≤40th 为例，流域内植被平均损失概率由轻度干旱情景下的 52.0%上升至极端干旱情景下的 67.7%[见图 4(a)—图 4(d)]，表明干旱加剧将显著提升植被退化风险，区域生态系统脆弱性随之增强。此外，在相同干旱等级下，植被损失概率随损失程度加重而下降。以极端干旱情景为例，*LAI*≤40th 的发生概率为 67.7%，而 *LAI*≤10th 的发生概率仅为 37.2%[见图 4(a)和图 4(m)]，表明极端程度的植被退化需要更苛刻的水分亏缺条件才会触发。

从空间分布来看，黄河流域中部和北部地区的植被损失概率整体较高，且随干旱强度增加而上升的趋势更为显著。这一区域常年水分亏缺，植被对水分胁迫更为敏感，因此在干旱事件中更易遭受显著损失。相比之下，流域西南部和东南部地区的植被损失概率略低于其他区域，这可能与该地区降水较充沛以及森林、农田等抗旱性较强的植被类型分布有关。

进一步对比流域内 4 种植被类型在干旱胁迫下的脆弱性差异(见表 2)。草原植被在各干旱等级下均表现出最高的损失概率，且高于流域平均水平。以 *LAI*≤40th 为例，草原植被的损失概率范围为 53.9%~71.1%，这主要是由于草地植被根系较浅，更依赖于近地表的土壤水分储存，缺乏应对持续干旱的深层水分储备[14]。稀树草原的损失概率略低于草原，主要是由于稀树草原由乔木与草本层共同组成，但其较低的乔木密度仍无法完全抵消干旱的影响，因此脆弱性介于草原与落叶阔叶林之间。农田植被因受人为灌溉调节，损失概率相对较低，范围为 48.3%~61.3%(*LAI*≤40th)；但灌溉依赖的区域在极端干旱导致水资源短缺时，其脆弱性可能显著升高。相比之下，落叶阔叶林的损失概率最低，这与其深根系结构和较高的冠层覆盖度密切相关[14,29]。

3.3 植被损失对应的干旱事件触发阈值

图 5 展示了黄河流域生长季(4—9 月)不同植被损失等级(*LAI*≤40th、30th、20th、10th)所对应的干旱触发阈值空间分布。以 *LAI*≤40th 为例，生长季各月能够检测到对应干旱触发阈值的区域占比介于 81.7%~88.0%之间(见图 5)，其中超过半数的区域在轻度干旱条件下即可触发该等级植被损失。未能检

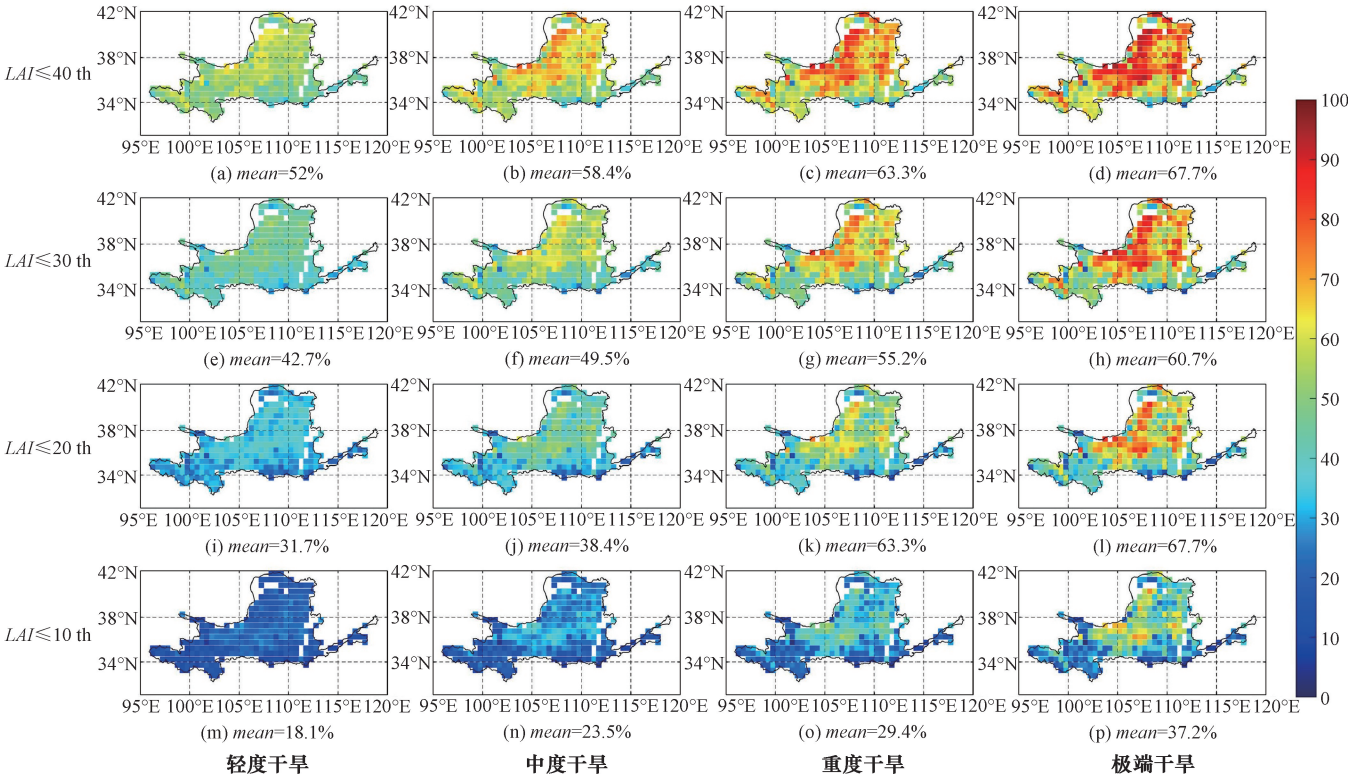


图 4 黄河流域不同强度干旱事件胁迫下植被损失概率的空间分布

Fig. 4 Spatial distribution of vegetation loss probability under drought events of different intensities in Yellow River Basin

表 2　干旱条件下 4 种植被类型损失概率的差异　%

Table 2　Differences in loss probability among four vegetation types under drought conditions　%

LAI	干旱程度	落叶阔叶林	稀树草原	草　原	农　田	全流域
LAI≤40th	轻　旱	44.1	48.2	53.9	48.3	52.0
	中　旱	46.7	53.6	61.1	53.1	58.4
	重　旱	48.8	58.2	66.5	57.2	63.3
	极　旱	50.8	62.9	71.1	61.3	67.7
LAI≤30th	轻　旱	36.4	40.7	44.3	39.2	42.7
	中　旱	39.2	46.2	52.0	44.3	49.5
	重　旱	41.7	51.2	58.3	48.9	55.2
	极　旱	44.4	56.8	64.2	53.9	60.7
LAI≤20th	轻　旱	27.2	30.0	32.9	29.3	31.7
	中　旱	30.2	35.4	40.5	34.3	38.4
	重　旱	33.0	40.7	47.4	39.2	44.7
	极　旱	36.4	47.0	54.7	45.1	51.4
LAI≤10th	轻　旱	16.2	18.6	18.5	17.3	18.1
	中　旱	19.0	23.2	24.5	21.4	23.5
	重　旱	21.8	28.1	31.2	25.9	29.4
	极　旱	25.5	34.6	39.8	32.0	37.2

测到触发阈值的区域主要集中分布于流域东南部，可能的解释是该区域植被损失受非水分因子(如温度、辐射等)主导，或植被对干旱的响应存在更强的非线性特征。

随着植被损失等级加重，可识别触发阈值的区域范围显著缩减。以 4 月为例，*LAI*≤40th 的可识别区域占比为 87.3%，而当损失等级升至 *LAI*≤10th 时，该比例骤降至 35.3%，且触发植被损失所需干旱强度由轻度干旱逐步提升至极端干旱。这一趋势表明，高等级植被损失往往依赖于更极端的水分亏缺条件，体现了生态系统对干旱胁迫的耐受阈值特征。空间分布上，流域中北部地区植被损失所需要的干旱强度略低于其他地区，该区域植被类型以草原为主，这与上节草原植被更容易受到干旱事件影响，从而发生显著退化的结果相互印证。

进一步分析 4—9 月植被不同损失等级的干旱触发阈值的概率密度分布(见图 6)。随着损失等级提高，概率密度曲线整体向 *SPI* 负值方向移动，即触发损失所需干旱强度呈增大趋势。这表明植被从轻度损失发展为极端损失，需要跨越更高的干旱强度门槛，反映了植被应对干旱的累积性响应机制，只有当水分亏缺持续累积至突破临界点时，才会引发大规模的植被退化。

对于未能识别出致损阈值的网格主要集中分布于黄河流域东南部以及流域源区少部分北部地区，在 *LAI*≤40th 条件下，约占全流域网格的 12%～18%，且随损失等级而变化。对比分析表明东南部网格年降水量普遍>600 mm，水分供给充足，植被生长更多受温度、辐射限制；此外，未识别区主要为农田与混交林，其中农田受人为灌溉调节，源区高寒草甸则受冻土与温度双重控制；这些区域植被波动主要受非水分因子主导，*LAI* 与 *SPI* 在低分位段缺乏显著的尾部依赖关系，导致 Copula 条件概率难以达到 50%阈值。这一现象揭示了黄河流域植被干旱响应的空间异质性，且并非全流域植被都受降水亏缺主控。

3.4　不同植被类型损失对应的干旱事件触发阈值

黄河流域生长季四种植被类型在不同损失等级下所对应的干旱触发阈值(*SPI* 均值)及可识别阈值的区域占比如表 3 所列。总体而言，不同植被类型触发损失所需的干旱强度存在显著差异，且随损失等级提高，所需干旱强度呈递增趋势，可识别阈值的区域范围逐渐收窄。

从 *SPI* 均值来看，草原植被在各月份、各损失等级下所需的干旱触发阈值普遍高于其他植被类型。以 4 月 *LAI*≤40th 为例，草原触发阈值 *SPI* 均值为−0.70，而落叶阔叶林为−1.12、农田为−0.82、稀树草原为−1.05。这一结果表明，草原植被对干旱的敏感性最高，在相对轻微的干旱条件下即可发生植被

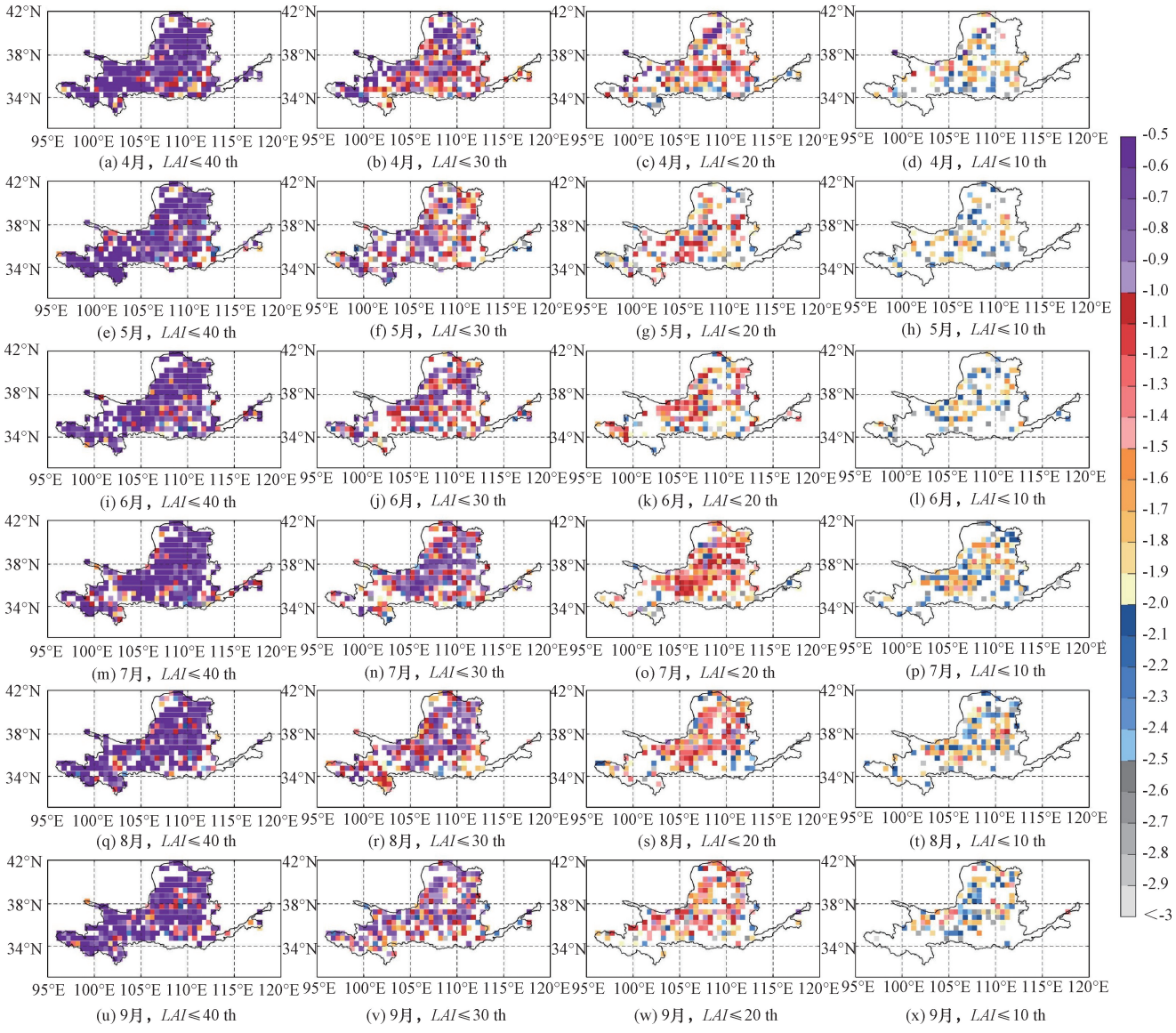


图 5　黄河流域 4—9 月植被不同损失等级(*LAI*≤40th、30th、20th 和 10th)的干旱触发阈值空间分布

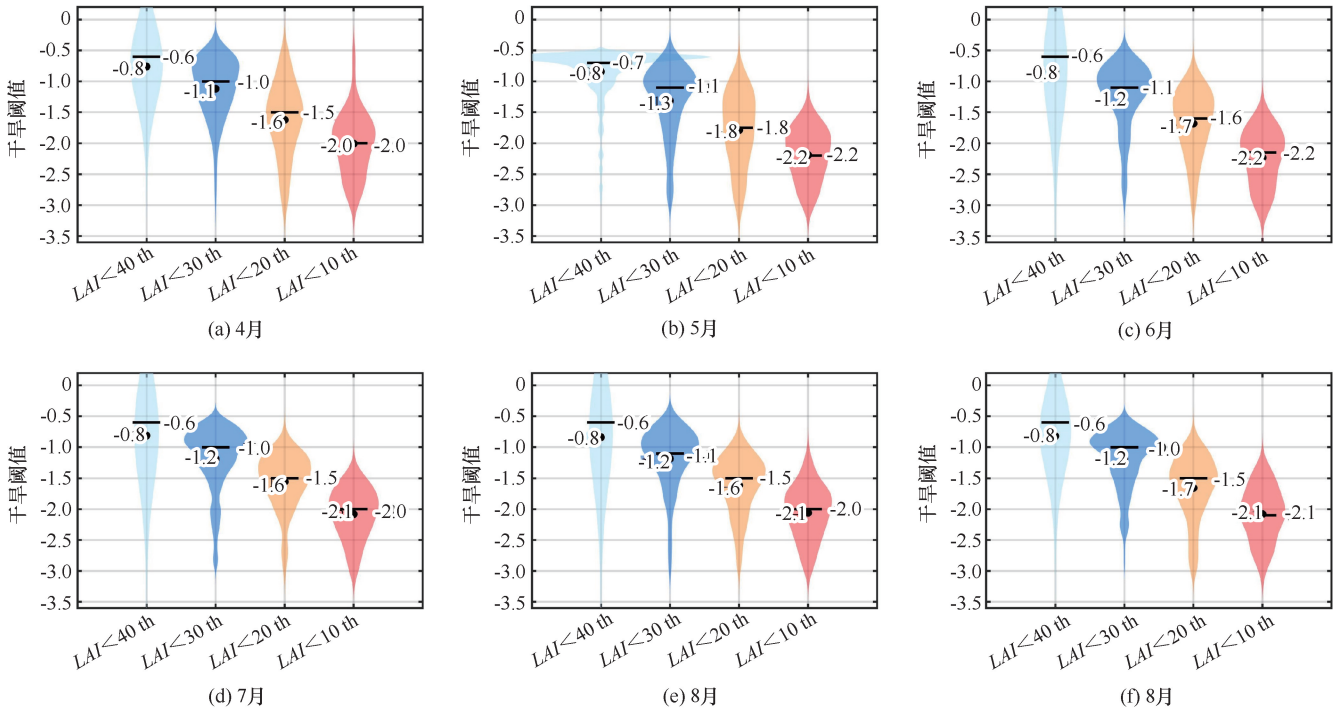
Fig. 5　Spatial distribution of drought-triggering thresholds under different vegetation loss levels (*LAI* ≤ 40th, 30th, 20th, and 10th percentiles) from April to September in Yellow River Basin

损失，与其浅根系、依赖表层土壤水分的生理特征相符[14]。落叶阔叶林在各损失等级下所需的干旱强度普遍最大，深厚的根系结构使其能够耐受更极端的水分亏缺。以 4 月 *LAI* ≤ 10th 为例，其触发阈值达 -2.40，显著低于草原(-1.92)。农田与稀树草原的触发阈值介于草原与落叶阔叶林之间。

从可识别阈值的区域占比来看，草原植被在各损失等级下可识别阈值的区域范围普遍最大。4 月 *LAI*≤40th 为例，草原可识别区域占比达 88.04%，而落叶阔叶林仅为 75.00%。随着损失等级提高，各植被类型的可识别区域占比均呈下降趋势。这一趋势表明，高等级植被损失往往需要更极端的干旱条件，且仅在一定范围内(如流域中部草原集中分布区)能够被有效识别。

3.5　研究局限性

黄河流域中上游降水变异系数显著高于潜在蒸散发变异系数，降水波动是该区域水分亏缺的首要驱动因子[17]。然而，*SPI* 未考虑温度升高所引起的蒸散发需求增加，在生长季高温复合事件下可能低估植被实际承受的水分胁迫强度。已有研究表明，采用 *SPI* 而非 *SPEI* 监测干旱状况时，植被损失概率的均值更高，这表明黄河流域生态系统状态对降水变化的敏感性高于对水分平衡的敏感性[17,30-32]；这些研究普遍认为，降水在黄河流域大部分区域对植被生长起主



黑点和黑色行线分别为平均值和中位数

图 6　4—9 月植被不同损失等级的干旱触发阈值的 PDF 分布

Fig. 6　Probability density function (PDF) distribution of drought-triggering thresholds under different vegetation loss levels from April to September

表 3　黄河流域生长季节不同植被类型损失所需要的干旱触发阈值

Table 3　Drought-triggering thresholds required for vegetation loss of different vegetation types during growing season in Yellow River Basin

月　份	植被损失	落叶阔叶林		稀树草原		草　原		农　田	
		SPI 均值	区域占比/%	*SPI* 均值	区域占比/%	*SPI* 均值	区域占比/%	*SPI* 均值	区域占比/%
4　月	*LAI*≤40th	−1. 12	75. 00	−1. 05	100. 00	−0. 70	88. 04	−0. 82	83. 61
	LAI≤30th	−1. 59	66. 67	−1. 43	100. 00	−1. 02	73. 68	−1. 26	68. 85
	LAI≤20th	−1. 95	50. 00	−1. 73	81. 82	−1. 53	56. 46	−1. 88	55. 74
	LAI≤10th	−2. 40	41. 67	−2. 15	54. 55	−1. 92	35. 41	−2. 24	26. 23
5　月	*LAI*≤40th	−1. 03	58. 33	−1. 26	72. 73	−0. 78	92. 34	−1. 03	73. 77
	LAI≤30th	−1. 56	41. 67	−1. 40	45. 45	−1. 26	70. 33	−1. 51	57. 38
	LAI≤20th	−2. 05	16. 67	−1. 98	36. 36	−1. 77	50. 72	−1. 81	39. 34
	LAI≤10th	−2. 40	8. 33	−2. 40	27. 27	−2. 14	31. 10	−2. 33	26. 23
6　月	*LAI*≤40th	−1. 18	75. 00	−0. 89	90. 91	−0. 76	86. 12	−1. 03	77. 05
	LAI≤30th	−1. 55	33. 33	−1. 31	81. 82	−1. 15	66. 03	−1. 51	62. 30
	LAI≤20th	−1. 70	16. 67	−2. 02	54. 55	−1. 61	50. 72	−1. 88	47. 54
	LAI≤10th	−2. 70	16. 67	−2. 25	18. 18	−2. 21	36. 36	−2. 25	24. 59
7　月	*LAI*≤40th	−1. 34	83. 33	−0. 83	81. 82	−0. 74	89. 00	−0. 91	88. 52
	LAI≤30th	−1. 43	50. 00	−1. 15	72. 73	−1. 08	74. 64	−1. 44	80. 33
	LAI≤20th	−1. 80	33. 33	−1. 74	63. 64	−1. 49	61. 24	−1. 73	55. 74
	LAI≤10th	−2. 40	16. 67	−2. 20	54. 55	−2. 05	52. 63	−2. 15	39. 34
8　月	*LAI*≤40th	−0. 92	41. 67	−1. 20	72. 73	−0. 77	90. 43	−1. 08	63. 93
	LAI≤30th	−1. 30	41. 67	−1. 43	63. 64	−1. 09	73. 21	−1. 53	52. 46
	LAI≤20th	−1. 60	33. 33	−2. 15	36. 36	−1. 56	61. 24	−1. 84	39. 34
	LAI≤10th	−2. 13	25. 00	−2. 30	18. 18	−2. 05	50. 72	−2. 11	22. 95
9　月	*LAI*≤40th	−1. 02	41. 67	−0. 86	72. 73	−0. 79	93. 30	−0. 92	70. 49
	LAI≤30th	−0. 85	16. 67	−1. 35	72. 73	−1. 12	74. 16	−1. 47	55. 74
	LAI≤20th	−1. 75	16. 67	−1. 58	45. 45	−1. 59	57. 89	−1. 96	42. 62
	LAI≤10th	−2. 20	16. 67	−2. 30	27. 27	−2. 07	43. 06	−2. 07	18. 03

导作用，进一步印证了基于降水的 *SPI* 在评估干旱胁迫下植被脆弱性方面的适用性。需要指出的是，*SPI* 严格意义上仅表征气象层面的降水亏缺，并不直接等同于生态干旱或农业干旱[33]。本研究以降水亏缺所导致的植被 *LAI* 下降为研究对象，本质上属于气象干旱与植被响应耦合范畴，相应结论的适用范围亦应限定于此。

在数据处理方面，本研究采用最大值合成法将半月尺度 *LAI* 聚合为月尺度，可能对干旱期植被退化信号产生一定的弱化作用，进而导致致损阈值的估算略偏保守[34-35]。未来研究可结合均值法或质量加权法，进一步对比不同聚合方式对结果的敏感性。此外，本研究选用 2020 年的土地覆盖数据作为参考，未考虑研究期内植被类型的动态变化，这一静态假设可能导致部分地区植被损失概率与致损阈值的估算精度存在一定偏差[36-38]。后续研究将引入逐年动态土地覆盖数据，以更精细化地刻画植被类型变化对干旱响应的调节作用。

此外，*LAI* 下降并非完全由气象干旱引起，病虫害、极端低温、辐射不足、土地利用变化及人类活动等多种因素均可能造成 *LAI* 异常波动[39-40]。受数据可得性限制，本研究难以逐一剔除上述非干旱因素的影响。因此，所识别的干旱阈值是在以气象干旱为主导驱动因子的假设前提下所获得的统计响应结果，反映了 *LAI* 损失风险随干旱强度变化的总体规律。未来研究将结合多源观测数据，进一步分离非干旱因素的贡献，以提升致损阈值识别的物理可解释性与机理可靠性。

4 结 论

本研究基于 1982—2020 年降水与叶面积指数数据，采用标准化降水指数(*SPI*)识别干旱事件，构建二元 Copula 条件概率模型，系统评估了黄河流域植被对干旱的响应特征、不同干旱情景下的植被损失概率及其触发阈值。主要结论如下。

(1)黄河流域 94.3%的区域 *LAI* 与 *SPI* 呈正相关，表明干旱加剧普遍导致植被状况下降。植被对干旱的响应滞后时间存在空间差异，南部地区为 4~9 个月，东北部超过 17 个月。

(2)草原植被对干旱最敏感(平均相关系数 0.46，响应滞后约 13.3 个月)，落叶阔叶林抗干旱能力最强(平均相关系数 0.14，滞后约 10.4 个月)，稀树草原与农田居中。这一差异主要与根系深度、水分利用策略及人为灌溉调节有关。

(3)植被损失概率随干旱强度增强而显著上升。空间上，中北部地区损失概率较高，与常年水分亏缺及草原植被广布密切相关。

(4)不同植被类型触发损失所需的干旱阈值存在显著差异。草原在轻度干旱(*SPI* 均值-0.70)下即可发生损失，落叶阔叶林需达中旱至重旱(*SPI* 均值-1.12~-2.40)，农田与稀树草原介于二者之间。随着损失等级提高，可识别阈值的区域范围显著缩减，极端损失主要集中于草原分布区。

本研究识别的干旱致损阈值为区域干旱风险管理、生态保护与水资源调配提供科学依据。黄河流域中北部草原植被 $LAI \leqslant 40\text{th}$ 损失在 *SPI* 约-0.85~-0.55 时即可被触发，并非全流域统一阈值。对于鄂尔多斯高原、宁夏中北部、陕北长城沿线等典型草原区，当区域月 *SPI* 值降至约-0.7 时，建议启动草原植被监测预警；而对于农田区域，损失阈值约为-0.82~-1.03，可据此制定分级响应的灌溉补水预案。不同植被类型阈值的差异化特征，可为黄河流域的干旱风险区划和分类管理提供量化参考。

参考文献(References)：

[1] 任文丽，姜亮亮，刘文利，等. 近 40 年中国生态系统碳汇对干旱事件的抵抗性和恢复性分析[J]. 地理研究，2026，45(1)：261-281.
REN W L，JIANG L L，LIU W L，et al. Resistance and resilience of Chinese ecosystem carbon sink to drought events over the past 40 years[J]. Geographical Research，2026，45(1)：261-281.

[3] 秦年秀，文凤，汪军能，等. 基于 CMIP6 的广西西江流域未来干旱变化特征与人口暴露度预估[J]. 热带地理，2025，45(4)：621-636.
QIN N X，WEN F，WANG J N，et al. Future drought change characteristics and population exposure estimation in the Xijiang River Basin of Guangxi based on CMIP6[J]. Tropical Geography，2025，45(4)：621-636.

[2] WU X P，ZHANG R R，BENTO V A，et al. The effect of drought on vegetation gross primary productivity under different vegetation types across China from 2001 to 2020[J]. Remote Sensing，2022，14(18)：4658.

[3] 秦年秀，文凤，汪军能，等. 基于 CMIP6 的广西西江流域未来干旱变化特征与人口暴露度预估[J]. 热带地理，2025，45(4)：621-636.
QIN N X，WEN F，WANG J N，et al. Future drought change characteristics and population exposure estimation in the Xijiang River Basin of Guangxi based on CMIP6[J]. Tropical Geography，2025，45(4)：621-636.

[4] LIU Y F，LIU Y，SHI Z H，et al. Effectiveness of re-vegetated forest

and grassland on soil erosion control in the semi-arid Loess Plateau [J]. Catena, 2020, 195: 104787.

[5] BOLLIG C, FELLER U. Impacts of drought stress on water relations and carbon assimilation in grassland species at different altitudes[J]. Agriculture, Ecosystems & Environment, 2014, 188: 212-220.

[6] HE Q N, JU W M, DAI S P, et al. Drought risk of global terrestrial gross primary productivity over the last 40 years detected by a remote sensing-driven process model[J]. Journal of Geophysical Research: Biogeosciences, 2021, 126(6): e2020JG005944.

[7] HAMMOND W M, YU K L, WILSON L A, et al. Dead or dying? Quantifying the point of no return from hydraulic failure in drought-induced tree mortality[J]. New Phytologist, 2019, 223(4): 1834-1843.

[8] WANG, Q F, ZHANG, R R, QI, J Y, et al., An improved daily standardized precipitation index dataset for Chinese mainland from 1961 to 2018[J]. Scientific Data, 2022, 9(1): 124.

[9] 张泽中，赵爽，齐青青，等. SEDI 与 SPEI 在干旱监测中的适用性研究现状与趋势—基于 CiteSpace 的可视化分析[J]. 干旱区资源与环境，2025，39(11)：163-175.
ZHANG Z Z, ZHAO S, QI Q Q, et al. Research status and trends on the applicability of SEDI and SPEI in drought monitoring: A CiteSpace-based visual analysis[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2025, 39(11): 163-175.

[10] 杨肖丽，马慧君，吴凡，等. 基于 CMIP6 的全球及干旱带干旱时空演变[J]. 水资源保护，2023，39(2)：40-49.
YANG X L, MA H J, WU F, et al. Spatiotemporal evolution of global and arid zone drought based on CMIP6[J]. Water Resources Protection, 2023, 39(2): 40-49.

[11] 黄茂伟，章红颖，陈一鸣，等. 干热复合事件对北半球植被的影响及时滞效应[J]. 地理学报，2025，80(11)：3058-3071.
HUANG M W, ZHANG H Y, CHEN Y M, et al. Impacts and time-lag effects of compound dry-heat events on the Northern Hemisphere vegetation[J]. Acta Geographica Sinica, 2025, 80(11): 3058-3071.

[12] YAO T, WU C H, YEH P J, et al. Widespread global enhancement of vegetation resistance to compound dry-hot events due to anthropogenic climate change[J]. Ecological Indicators, 2025, 178: 113880.

[13] FANG H L, BARET F, PLUMMER S, et al. An overview of global Leaf Area Index (LAI): Methods, products, validation, and applications[J]. Reviews of Geophysics, 2019, 57(3): 739-799.

[14] DING Y B, XU J, WANG X W, et al. Spatial and temporal effects of drought on Chinese vegetation under different coverage levels[J]. Science of the Total Environment, 2020, 716: 137166.

[15] VICENTE-SERRANO S M, GOUVEIA C, CAMARERO J J, et al. Response of vegetation to drought time-scales across global land biomes[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2013, 110(1): 52-57.

[16] LI J, BEVACQUA E, CHEN C, et al. Regional asymmetry in the response of global vegetation growth to springtime compound climate events[J]. Communications Earth & Environment, 2022, 3: 123.

[17] FANG W, HUANG S Z, HUANG Q, et al. Probabilistic assessment of remote sensing-based terrestrial vegetation vulnerability to drought stress of the Loess Plateau in China[J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 232: 111290.

[18] LI H W, LI Y P, HUANG G H, et al. Quantifying effects of compound dry-hot extremes on vegetation in Xinjiang (China) using a vine-copula conditional probability model[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2021, 311: 108658.

[19] FENG S F, HAO Z C, ZHANG X, et al. Probabilistic evaluation of the impact of compound dry-hot events on global maize yields[J]. Science of the Total Environment, 2019, 689: 1228-1234.

[20] BERDUGO M, DELGADO-BAQUERIZO M, SOLIVERES S, et al. Global ecosystem thresholds driven by aridity[J]. Science, 2020, 367(6479): 787-790.

[21] TANGJIALEKE W, ZOU J, DING J L, et al. Analysis of drought response thresholds and drought-causing factors of central Asian vegetation[J]. Ecological Indicators, 2024, 169: 112926.

[22] LI X Y, PIAO S L, HUNTINGFORD C, et al. Global variations in critical drought thresholds that impact vegetation[J]. National Science Review, 2023, 10(5): nwad049.

[23] WANG L, CHEN W. A CMIP5 multimodel projection of future temperature, precipitation, and climatological drought in China[J]. International Journal of Climatology, 2014, 34(6): 2059-2078.

[24] WU X Y, HAO Z C, HAO F H, et al. Variations of compound precipitation and temperature extremes in China during 1961—2014[J]. Science of the Total Environment, 2019, 663: 731-737.

[25] CAO S, LI M Y, ZHU Z C, et al. Spatiotemporally consistent global dataset of the GIMMS leaf area index (GIMMS LAI4g) from 1982 to 2020[J]. Earth System Science Data, 2023, 15(11): 4877-4899.

[26] YUAN X, WANG L Y, WU P L, et al. Anthropogenic shift towards higher risk of flash drought over China[J]. Nature Communications, 2019, 10: 4661.

[27] YAO T, WU C H, YEH P J F, et al. Assessing the response lag and vulnerability of terrestrial vegetation to various compound climate events in Chinese mainland under different vegetation types[J]. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 2025, 39: 2231-2250.

[28] GUO W W, HUANG S Z, HUANG Q, et al. Drought trigger thresholds for different levels of vegetation loss in China and their dynamics[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2023, 331: 109349.

[29] SCHULDT B, BURAS A, AREND M, et al. A first assessment of the impact of the extreme 2018 summer drought on Central European forests[J]. Basic and Applied Ecology, 2020, 45: 86-103.

[30] PEI Z F, FANG S B, WANG L, et al. Comparative analysis of

drought indicated by the SPI and SPEI at various timescales in Inner Mongolia, China[J]. Water, 2020, 12(7): 1925.

[31] ISIA I, HADIBARATA T, JUSOH M N H, et al. Drought analysis based on standardized precipitation evapotranspiration index and standardized precipitation index in Sarawak, Malaysia [J]. Sustainability, 2023, 15(1): 734.

[32] ZHAO Z L, ZHANG Y L, LIU L S, et al. The impact of drought on vegetation conditions within the Damqu River Basin, Yangtze River Source Region, China[J]. PLoS One, 2018, 13(8): e0202966.

[33] ZHANG S Y, LI J Z, ZHANG T, et al. Response of vegetation to SPI and driving factors in Chinese mainland [J]. Agricultural Water Management, 2024, 291: 108625.

[34] WANG C, ZHU K. Misestimation of growing season length due to inaccurate construction of satellite vegetation index time series[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2019, 16(8): 1185-1189.

[35] TADDEI R. Maximum Value Interpolated (MVI): A Maximum Value Composite method improvement in vegetation index profiles analysis [J]. International Journal of Remote Sensing, 1997, 18(11): 2365-2370.

[36] ENGMAN F, KORTEKAAS E, BRANDIMARTE L, et al. Exploring land cover change after prolonged droughts at the global level[J]. Scientific Reports, 2025, 15: 28520.

[37] XIAO C W, ZAEHLE S, SITCH S, et al. Deforestation increases vegetation vulnerability to drought across biomes [J]. Global Biogeochemical Cycles, 2025, 39(5): e2024GB008378.

[38] MILLER D L, WETHERLEY E B, ROBERTS D A, et al. Vegetation cover change during a multi-year drought in Los Angeles [J]. Urban Climate, 2022, 43: 101157.

[39] WILLIAMS L J, GALLAGHER R V, RIFAI S W, et al. Detecting and attributing climate change effects on vegetation: Australia as a test case[J]. Plants, People, Planet, 2026, 8(2): 461-485.

[40] LI J J, PENG S Z, LI Z. Detecting and attributing vegetation changes on China's Loess Plateau[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2017, 247: 260-270.

（责任编辑　王海锋）