

DOI:10.13870/j.cnki.stbxb.2024.01.007

李阳阳,董国涛,薛华柱,等.1982—2020年黄河流域多时间尺度气象干旱对植被影响[J].水土保持学报,2024,38(1):187-196.

LI Yangyang, DONG Guotao, XUE Huazhu, et al. Effects of multi-time scale meteorological drought on vegetation in the Yellow River Basin from 1982 to 2020[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2024, 38(1): 187-196.

1982—2020年黄河流域多时间尺度气象干旱对植被影响

李阳阳¹, 董国涛^{1,2,3}, 薛华柱¹, 郑岩超¹, 廉耀康³

(1.河南理工大学测绘与国土信息工程学院,河南 焦作 454000;2.黄河水利委员会黄河水利科学研究院,郑州 450003;

3.黑河水资源与生态保护研究中心,兰州 730030)

摘要: [目的] 深入研究黄河流域不同时间尺度的气象干旱对植被的时空响应特征,为生态保护、水资源管理和气候变化适应性提供宝贵信息,能够减轻干旱引发的环境和经济问题。[方法] 基于黄河流域1982—2020年的标准化降水蒸散指数 SPEI 和归一化植被指数 NDVI,采用逐像元线性回归模型、Sen's 趋势分析和 Mann-Kendall 检验等方法研究黄河流域不同时间尺度气象干旱的时空分布特征及其对植被影响。[结果] (1)1982—2020年黄河流域呈不显著的变干趋势,不同时间尺度 SPEI 变化趋势为负值的区域主要集中在黄河流域的西部龙羊峡至兰州区域、黄河流域的南部及河套平原周围区域。(2)黄河流域多年平均植被覆盖度的空间分布特征呈南高北低、由东南向西北递减的趋势,研究区内植被覆盖度呈显著增加的区域(61.94%)大于植被覆盖度呈显著减少的区域(5.43%)。(3)黄河流域大部分地区干旱状况与植被状态呈正相关,流域内呈显著正相关区域主要集中在黄河流域西北部和最北端区域,说明这些区域的植被受干旱的影响最为严重。(4)草地和耕地对6个月时间尺度的干旱响应最强,林地和未利用地较其他土地类型更易受长期干旱影响。4种地貌类型都容易受到中长期缺水的影响,其中丘陵地区的植被最易受干旱影响。[结论] 研究结果为黄河流域防灾减灾及生态环境建设提供有效的科学依据,为黄河流域的生态保护、水资源管理和气候变化适应性提供重要的信息,有助于制定更加精准的政策和措施,以减轻干旱对环境和经济带来的潜在影响,促进可持续发展。

关键词: SPEI; 气象干旱; 植被变化; NDVI; 黄河流域

中图分类号: Q948.1

文献标识码: A

文章编号: 1009-2242-(2024)01-0187-10

Effects of Multi-time Scale Meteorological Drought on Vegetation in the Yellow River Basin from 1982 to 2020

LI Yangyang¹, DONG Guotao^{1,2,3}, XUE Huazhu¹, ZHENG Yanchao¹, LIAN Yaokang³

(1.School of Surveying and Land Information Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo, Henan 454000, China;

2. Yellow River Conservancy Commission, Yellow River Institute of Hydraulic Research, Zhengzhou 450003, China;

3. Heihe Water Resources and Ecological Protection Research Center, Lanzhou 730030, China)

Abstract: [Objective] Intensive research on the spatial and temporal response characteristics of meteorological drought to vegetation at different time scales in the Yellow River Basin provides valuable information for ecological conservation, water resource management, and climate change adaptation, and can mitigate the environmental and economic problems caused by drought. [Methods] Based on the standardized precipitation evapotranspiration index (SPEI) and normalized vegetation index (NDVI) for the Yellow River Basin during the period of 1982—2020, image-by-image metric linear regression models, Sen's trend analysis and Mann-Kendall test were used to study the spatial and temporal distribution characteristics of meteorological droughts at different time scales in the Yellow River Basin, as well as their impacts on vegetation. [Results]

收稿日期:2023-04-24

修回日期:2023-05-31

录用日期:2023-06-28

网络首发日期(www.cnki.net):2023-10-12

资助项目:国家自然科学基金项目(51779099);河南省科技攻关项目(232102320247);甘肃省陇原青年英才专项

第一作者:李阳阳(1998—),女,硕士研究生,主要从事水文水资源遥感研究。E-mail:lyy0627@163.com

通信作者:薛华柱(1977—),男,博士,副教授,主要从事地表参数定量遥感反演研究。E-mail:xhz@hpu.edu.cn

(1) From 1982 to 2020, the Yellow River Basin showed an insignificant increasing trend in aridity, with regions exhibiting negative trends in SPEI mainly concentrated in the western region from Longyangxia to Lanzhou, the southern part of the Yellow River Basin, and the surrounding areas of the Hetao Plain. (2) The spatial distribution pattern of average vegetation coverage in the Yellow River Basin demonstrated a decreasing trend from south to north and from southeast to northwest. The proportion of regions with a significant increase in vegetation coverage (61.94%) was greater than that of those with a significant decrease (5.43%). (3) In most areas of the Yellow River Basin, drought conditions were positively correlated with vegetation status. Regions exhibiting significant positive correlations were mainly concentrated in the northwest and northernmost areas of the Yellow River Basin, indicating that vegetation in these areas was severely affected by drought. (4) Grassland and cultivated land showed the strongest response to drought at a six-month time scale, while forests and unused land were more vulnerable to long-term drought compared to other land types. All four landform types were susceptible to medium- to long-term water shortages, with vegetation in hilly areas being the most affected by drought. [Conclusion] The results of the study provide an effective scientific basis for disaster prevention and mitigation as well as ecological environment construction in the Yellow River Basin, and provide important information for ecological protection, water resource management and climate change adaptation in the Yellow River Basin, which will help to formulate more precise policies and measures to mitigate the potential impacts of drought on the environment and the economy, and to promote sustainable development.

Keywords: SPEI; meteorological drought; vegetation change; NDVI; Yellow River Basin

Received: 2023-04-24

Revised: 2023-05-31

Accepted: 2023-06-28

Online(www.cnki.net): 2023-10-12

联合国政府间气候变化专门委员会(Intergovernmental Panel on Climate Change, IPCC)第六次评估报告^[1]指出,随着变暖持续,未来更多地区将会遭遇更频繁且严重的干旱。干旱是最具有破坏性和广泛发生的极端灾害之一,对水资源、生态系统、农业生产和经济发展造成严重影响^[2]。目前干旱类型主要包括气象干旱、农业干旱、水文干旱和社会经济干旱,其中气象干旱是其他类型干旱发生的先决条件^[3-4],通常由气候异常引起,是农业干旱的先兆。干旱程度决定了植被覆盖的类型和结构,对植被生长、土地退化和森林火灾有显著影响^[5]。在全球气候持续变暖的背景下,干旱强度和频率也在不断增加,严重影响植被生产力,持续严重的干旱甚至会导致大量植被的死亡^[6]。因此,研究气象干旱对植被的响应特征对区域生态环境保护和可持续发展具有重要意义。

干旱指数是一种有效的干旱评估方法,它不仅简化复杂的干旱现象,还衡量干旱事件的严重程度^[7]。国际上提出许多种干旱指数,其中常用于气象干旱监测的指数有相对湿度指数(M)、标准化降水指数(standardized precipitation index, SPI)、标准化降水蒸散指数(standardized precipitation evapotranspiration index, SPEI)等。其中, SPEI 综合考虑了多种气

候因素并具有多时间尺度特征,在众多指数中广泛应用。ZHANG 等^[8]基于 SPEI 指数和归一化植被指数(normalized differential vegetation index, NDVI),研究中国区域不同时间尺度干旱对植被的响应差异,结果表明,中国大部分区域 SPEI 与 NDVI 呈显著正相关,植被生物量主要受季节水分有效性的影响; WANG 等^[9]利用 SPEI 分析内蒙古区域不同时间尺度 SPEI 对植被的响应差异指出,在不同土地利用类型中,森林和未利用地的抗旱性较强,草地和耕地对短期干旱更为敏感; SHI 等^[10]利用 SPEI 和 NDVI 数据研究黄河中游不同时间尺度干旱对植被的影响,结果表明,平原等低海拔环境中植被对干旱的响应关系受人口密度的影响,城市化和放牧等人类活动降低了植被生物量、植被覆盖率和若干土壤功能指标,增加了植被对干旱的敏感性; JIANG 等^[11]和 ZHAN 等^[12]研究分析黄河流域干旱对植被的影响发现,干旱对黄河流域 49%地区的植被产生重大影响,干旱区的植被对干旱更加敏感,主要表现在中期(6—8月)的累积干旱效应。以上研究的时间序列大多只到 2015 年,目前植被时间序列最长的 GIMMS NDVI 数据集范围为 1982—2015 年,黄河流域关于长时间序列干旱对植被影响的分析在 2015 年之后的研究很少。

黄河流域处于中纬度地带,气候类型复杂多样,环境逐渐从自然环境转变为受人类影响的环境,干旱频繁发生。植被是生态系统中重要的组成部分,在维护生态系统平衡方面发挥着至关重要的作用。干旱程度决定植被覆盖的类型和结构,并对植被生长和恢复、土地退化、森林火灾等产生重大影响。因此,本文选用 SPEI 作为监测气象干旱的指标,采用 GIMMS NDVI 和 MODIS NDVI 数据作为监测地表植被覆盖度分布的指标,分析 1982—2020 年黄河流域干旱时空变化及植被覆盖度空间分布特征,并结合土地利用数据和地貌类型数据探讨研究区植被对气象干旱的响应情况,从而准确掌握黄河流域长时间序列干旱的影响机制。

1 数据与方法

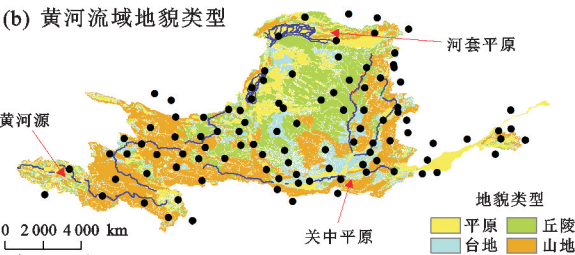
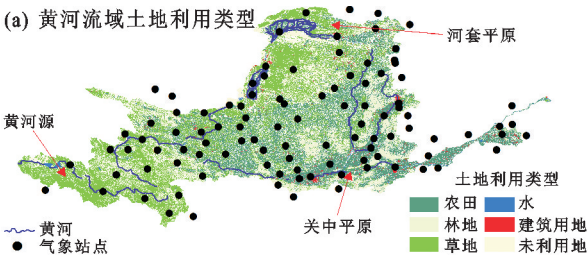


图 1 研究区概况

Fig. 1 Overview of the study area

1.2 数据来源

1.2.1 气象数据 黄河流域及其周边 135 个气象站点的逐日降水量、平均温度、最高温度、最低温度、相对湿度、日照时间和风速等数据来源于中国气象数据网 (<https://data.cma.cn/>), 时间序列为 1982—2020 年共 39 年, 数据已由中国气象数据网进行质量检测与控制。以缺测数据不能超过 0.1% 为标准, 筛选出数据较完整的 102 个站点。其中, 缺测数据及异常值采用该日相邻 2 天该气象要素的平均值进行插补^[14]。为了便于 NDVI 与 SPEI 的相关性分析, 将站点气象数据计算的 SPEI 值采用反距离权重插值, 将其转换为与 NDVI 数据具有相同空间分辨率的栅格数据(8 km)。

1.2.2 归一化植被指数 NDVI 本文选取 GIMMS NDVI 3g v1 和 MODIS NDVI 全球数据集。这 2 套数据已广泛应用于全球或区域尺度的植被动态监测和植被气候变化的响应研究, 并取得良好的效果^[15]。本研究利用 Google Earth Engine(GEE)云计算平台下载 GIMMS NDVI 3g v1 和 MODIS NDVI 数据。GIMMS NDVI 3g v1 数据集来自美国国家海洋和大气管理局(National Oceanic and Atmospheric Administration, NOAA), 空间分辨率为 8 km, 时间分辨率为 15 天, GEE 云平台 GIMMS NDVI 数据集时间范围为 1982—2013 年。MODIS NDVI 数据选用来源于 Level-1 and Atmosphere Archive & Distri-

1.1 研究区域

黄河流域(95°53′—119°05′E, 32°10′—41°50′N)地域辽阔, 地形地貌复杂多样, 各地气候差异较大。流域的气候随地形变化显著, 以干旱和半干旱大陆性季风气候为主, 西北部为干燥气候, 中部为半干旱气候, 东南部为半湿润和湿润气候, 分别占流域面积的 11.7%, 28.2%, 54.8%, 5.3%^[13]。流域地势西高东低, 自西向东跨越我国的 3 级阶梯和 4 个地貌单元, 第 1 阶梯为流域西部的青藏高原, 第 2 阶梯主要位于内蒙古高原和黄土高原, 第 3 阶梯主要为自西向东下降 4 480 m 的冲积平原。流域地理位置及主要土地利用类型和地貌类型(图 1)。

bution System Distributed Active Archive Center (LAADS DAAC) 的 MODIS NDVI 16 d 合成产品 MOD13A2, 该数据集经过辐射校正、几何纠正等预处理, 空间分辨率为 1 km, 时间分辨率为 16 天, 数据产品的时间覆盖范围为 2000 年至今。采用最大值合成法将 GIMMS NDVI 和 MODIS NDVI 合成月尺度 NDVI 数据集, 该方法可以减少云、气溶胶、太阳高度角造成的干扰, 同时将 MODIS NDVI 重采样至 8 km, 并进行投影变化, 便于后续与 GIMMS NDVI 建立回归方程。

1.2.3 土地利用数据 土地利用类型来源于中国科学院资源环境科学数据中心 (<https://www.resdc.cn/>), 采用 1980 年、1990 年、1995 年、2000 年、2005 年、2010 年、2015 年和 2020 年共 8 个阶段的土地利用数据。这 8 个阶段数据的空间分辨率均为 1 km, 数据包括 6 个一级分类和 25 个二级分类, 分类准确性分别超过 94.3% 和 91.2%^[16]。为了尽量减少土地利用变化对 NDVI 与干旱指数关系的潜在影响, 利用 ArcGIS 软件提取这 8 个阶段土地利用类型不变区域的影像, 从而得到 1980—2020 年土地利用类型不变区域的遥感影像。最后选取草地、林地、耕地和未利用地 4 种土地利用类型研究植被对气候变化的响应。

1.2.4 地貌类型数据 地貌类型数据来自《中华人民共和国地貌图集(1 : 100 万)》, 由中国科学院资源

环境科学与数据中心提供 (<https://www.resdc.cn/>), 该数据集是全面反映我国地貌宏观规律、揭示区域地貌空间分异的国家级基本比例尺图集, 选取该地图集的 4 种主要类型: 平原、台地、丘陵和山地, 研究不同地貌类型的植被对气候变化的响应。

1.3 研究方法

1.3.1 逐像元线性回归模型 利用最大值合成法, 将 15 天 GIMMS NDVI 和 16 天 MODIS NDVI 合成月尺度数据。为了保持数据一致性, 将 MODIS 数据集重采样到与 GIMMS 相同的空间分辨率 (8 km), 并在分析前进行投影变换。由于 2 种 NDVI 数据采用不同的传感器, 因此需要对 2 种数据的一致性进行检验, 对 GIMMS NDVI 和 MODIS NDVI 数据的重合年份 (2001—2013 年) 进行相关性分析, 两者相关系数分布见图 2, 有 90.4% 的像素相关系数大于 0.9, 均通过 0.05 水平的显著性检验。基于此, 根据 2 种 NDVI 数据重合年份 (2001—2013 年) 的逐月数据构建逐像元线性回归模型, 其中, GIMMS NDVI 为因变量, MODIS NDVI 为自变量。MODIS NDVI 数据通过逐像元线性回归方程获得 2014—2020 年 GIMMS NDVI 插补影像。逐像元线性回归模型可以应用于每个像素, 从而得到精确的回归方程。模型中的参数采用最小二乘计算, 应用公式为:

$$G_i = a + b \times M_i + \epsilon_i \quad (1)$$

(a) 斜率

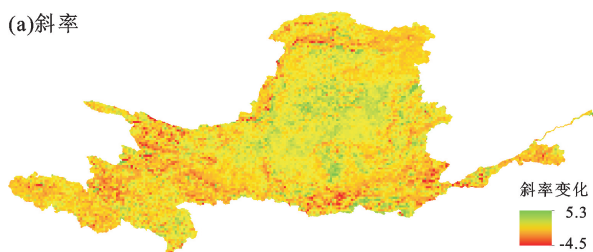


图 3 基于像元对 GIMMS NDVI 和 MODIS NDVI 数据线性拟合

Fig. 3 Linear fitting of GIMMS NDVI and MODIS NDVI data based on pixel

1.3.2 标准化降水蒸散指数 SPEI SPEI 的计算可以在不同的时间尺度 ($n=1, 3, 6, 12$) 上进行, 1 个月时间尺度的 SPEI (SPEI-1) 是使用当月的降水和潜在蒸散数据计算, n 个月时间尺度的 SPEI 是使用当前月和向前延续 $n-1$ 个月的降水和潜在蒸散累计数据之和计算的。其中, 1 个月时间尺度的 SPEI (SPEI-1) 反映干旱短时间内的细微变化; 3 个月时间尺度的 5, 8, 11 和翌年 2 月的 SPEI (SPEI-3) 表示研究区春 (3—5 月)、夏 (6—8 月)、秋 (9—11 月)、冬 (12 月至翌年 2 月) SPEI 值, 反映季节的干旱状况; 6 个月时间尺度的 SPEI 值 (SPEI-6) 反映研究区半年干旱状况; 12 个月时间尺度的 SPEI 值 (SPEI-12)

$$b = \frac{n \sum_{i=1}^n M_i G_i - \sum_{i=1}^n M_i \sum_{i=1}^n G_i}{n \sum_{i=1}^n M_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n M_i \right)^2} \quad (2)$$

$$a = \bar{G} - b \times \bar{M} \quad (3)$$

式中: ϵ_i 为随机误差; M_i 和 G_i 分别为第 i 年的 MODIS NDVI 和 GIMMS NDVI; n 为总年份; $\bar{G}$ 为 2001—2013 年 GIMMS 数据对应像素的平均值; $\bar{M}$ 为 MODIS 在相同条件下的值。

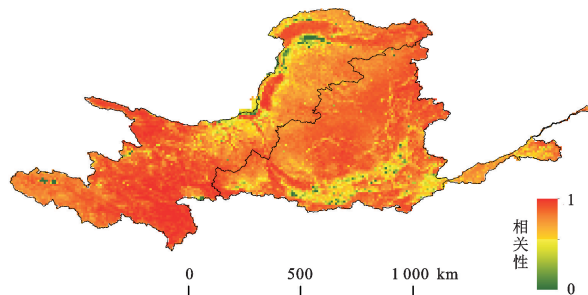
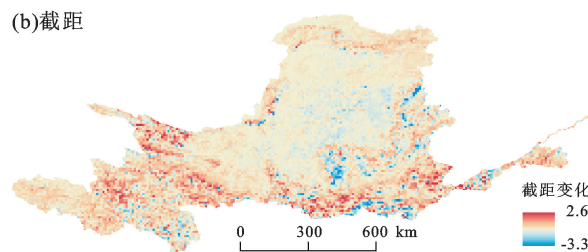


图 2 2001—2013 年 GIMMS NDVI 和 MODIS NDVI 相关系数分布
Fig. 2 Correlation coefficient distribution of GIMMS NDVI and MODIS NDVI from 2001 to 2013

图 3 为基于像元对 2001—2013 年 GIMMS NDVI 和 MODIS NDVI 数据线性拟合得到斜率和截距的影像。利用逐像元线性回归方程对 2014—2020 年 GIMMS NDVI 数据进行插补, 得到 1982—2020 年 NDVI 数据。通过这种方式, 可以构建新的长时间序列 NDVI 数据, 为进一步的长时间序列研究做准备。

(b) 截距



反映干旱的年际变化。本研究使用 Penman—Monteith 模型计算潜在蒸散量。SPEI 等级分类见表 1。具体计算过程为:

(1) 计算逐月潜在蒸散量 PET

$$PET = \frac{0.408 \Delta (R_n - G) + \gamma \frac{900}{T + 273} U_2 (e_a - e_d)}{\Delta + \gamma (1 + 0.34 U_2)} \quad (4)$$

式中: PET 为潜在蒸散量 (mm); Δ 为温度随饱和水汽压变化的斜率 (kPa/°C); U_2 为离地 2 m 高处风速 (m/s); e_a 为饱和蒸气压 (kPa); e_d 为实际蒸气压 (kPa); T 为平均气温 (°C); γ 为湿度表常数 (kPa/°C); R_n 为作物表面上的净辐射 [$\text{MJ}/(\text{m}^2 \cdot$

d)]; G 为土壤热通量密度[$\text{MJ}/(\text{m}^2 \cdot \text{d})$].

(2) 计算逐月降水量与潜在蒸散量差值.

$$D_i = P_i - \text{PET}_i \tag{5}$$

$$\begin{cases} D_{i,j}^k = \sum_{m=13-k+j}^{12} D_{i-1,m} + \sum_{m=1}^j D_{i,m} & j < k \\ D_{i,j}^k = \sum_{m=j-k+1}^j D_{i,m} & j \geq k \end{cases} \tag{6}$$

式中: D_i 为计算时间尺度内降水与潜在蒸散量差值的累计值; P_i 为计算不同时间尺度的降水; $D_{i,j}^k$ 为第 i 年第 j 个月开始, k 个月内累积降水蒸散差值.

(3) 采用 3 参数 log-logistic 分布对 D_i 数据序列进行函数拟合.

$$f(x) = \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{x - \gamma}{\alpha} \right)^{\beta-1} \left[1 + \left(\frac{x - \gamma}{\alpha} \right)^{\beta} \right]^{-2} \tag{7}$$

式中: α 、 β 和 γ 可以采用线性距(L-moment)方法拟合获得,即

$$\begin{cases} \beta = \frac{2\omega_1 - \omega_0}{6\omega_1 - \omega_0 - 6\omega_2} \\ \alpha = \frac{(\omega_0 - 2\omega_1)\beta}{\Gamma(1 + 1/\beta)\Gamma(1 - 1/\beta)} \\ \gamma = \omega_0 - \alpha\Gamma(1 + 1/\beta)\Gamma(1 - 1/\beta) \end{cases} \tag{8}$$

其中, $\Gamma(\beta)$ 是关于 β 的 Gamma 函数. 由此得到 D_i 的累积概率分布函数,即

$$F(x) = \left[1 + \left(\frac{\alpha}{x - \gamma} \right)^{\beta} \right]^{-1} \tag{9}$$

(4) 对累积概率分布函数进行正态标准化. 超过某个 D_i 值的概率为 $P = 1 - F(x)$, 概率加权距 $\omega = \sqrt{-2\ln P}$.

$$\begin{cases} \text{SPEI} = \omega - \frac{c_0 + c_1\omega + c_2\omega^2}{1 + d_1\omega + d_2\omega^2 + d_3\omega^3} & P \leq 0.5 \\ \text{SPEI} = -\left(\omega - \frac{c_0 + c_1\omega + c_2\omega^2}{1 + d_1\omega + d_2\omega^2 + d_3\omega^3} \right) & P > 0.5 \end{cases} \tag{10}$$

式中: $c_0=2.515\ 517$; $c_1=0.802\ 853$; $c_2=0.010\ 328$; $d_1=1.432\ 788$; $d_2=0.189\ 269$; $d_3=0.001\ 308$.

表 1 基于标准化降水蒸散指数 SPEI 的干旱等级分类
Table 1 Drought classification based on standardized precipitation evapotranspiration index SPEI

等级	类型	SPEI 值
1	无旱	$-0.5 < \text{SPEI}$
2	轻旱	$-1.0 < \text{SPEI} \leq -0.5$
3	中旱	$-1.5 < \text{SPEI} \leq -1.0$
4	重旱	$-2.0 < \text{SPEI} \leq -1.5$
5	特旱	$\text{SPEI} \leq -2.0$

1.3.3 Sen's 趋势分析与 Mann-Kendall 检验
Sen's 趋势分析和 Mann-Kendall(M-K) 检验是 2 种常用的统计方法,用于检测时间序列数据的趋势和趋势显著性,在环境科学、气候学等领域广泛应用。

Sen's 趋势分析提供简单而有效的方法来检测时间序列数据中的趋势,而且对于异常值的影响相对较小,该方法基于数据中 2 个观测点之间的斜率差异来计算趋势的强度和方向,Sen's 趋势计算方法为:

$$\beta = \text{Median}\left(\frac{x_j - x_i}{j - i}\right), \forall j > i \tag{11}$$

式中: β 为时间序列趋势信息; x_i 、 x_j 分别为序列; i 和 j 分别为序列的第 i 年和第 j 年. β 为正值时表示时间序列呈上升趋势; β 为负值时表示时间序列呈下降趋势.

M-K 检验基于数据中的秩次信息,而不依赖于数据的概率分布,统计量 Z 值为正值时表示呈增加趋势,为负值时表示减少趋势. Z 值的绝对值大于 1.96, 2.58 分别表明变化趋势通过 0.05 和 0.01 水平的显著性检验. Sen's 趋势分析和 Mann-Kendall 检验相结合,可以很好地减少噪声的干扰,实现序列趋势的显著性判断,从而提高结果准确性.

2 结果与分析

2.1 干旱时空分布

由图 4 不同时间尺度 SPEI 年均值变化可知, SPEI-1 值(图 4a-1)波动范围在 $-0.56 \sim 0.70$. 平均值为 0.01,受短期降水和潜在蒸散量的影响较大,其中有 20 个年份为负值,主要发生在 1995 年之后. SPEI-3 值波动范围在 $-0.85 \sim 1.16$,平均值为 0.01,其中有 17 个年份 SPEI 为负值,主要集中在 1991—2006 年. SPEI-6 值波动范围在 $-1.13 \sim 1.11$,平均值为 0.008, SPEI 值正负交替出现,其中 2003 年、2012 年 SPEI 年均值超过 1. SPEI-12 值受长期降水和潜在蒸散量的影响较大,波动范围在 $-1.22 \sim 1.15$,平均值为 0.02,其中 1987 年、2000 年、2001 年 SPEI 年均值超过 -1 . 整体上,1,3,6,12 个月时间尺度的 SPEI 值变化趋势较为一致,线性倾向率分别以 $-0.036, -0.049, -0.035, -0.014/10\ \text{a}$ 的速率下降,但均未通过 0.05 水平的显著性检验,说明 1982—2020 年黄河流域呈不显著的变干趋势。

由图 4 不同时间尺度 SPEI 的空间分布趋势可知,黄河流域在 1982—2020 年 SPEI 的变化趋势有明显的空间异质性,但不同时间尺度 SPEI 的空间分布趋势较为一致,变化趋势为负值的区域主要集中在黄河流域的西部龙羊峡至兰州区域、黄河流域的南部以及河套平原周围区域. 1,3,6,12 个月时间尺度 SPEI 呈下降趋势的区域占总面积的 67.86%, 63.56%, 55.13%, 51.86%,干旱呈增加的区域在不断减小。

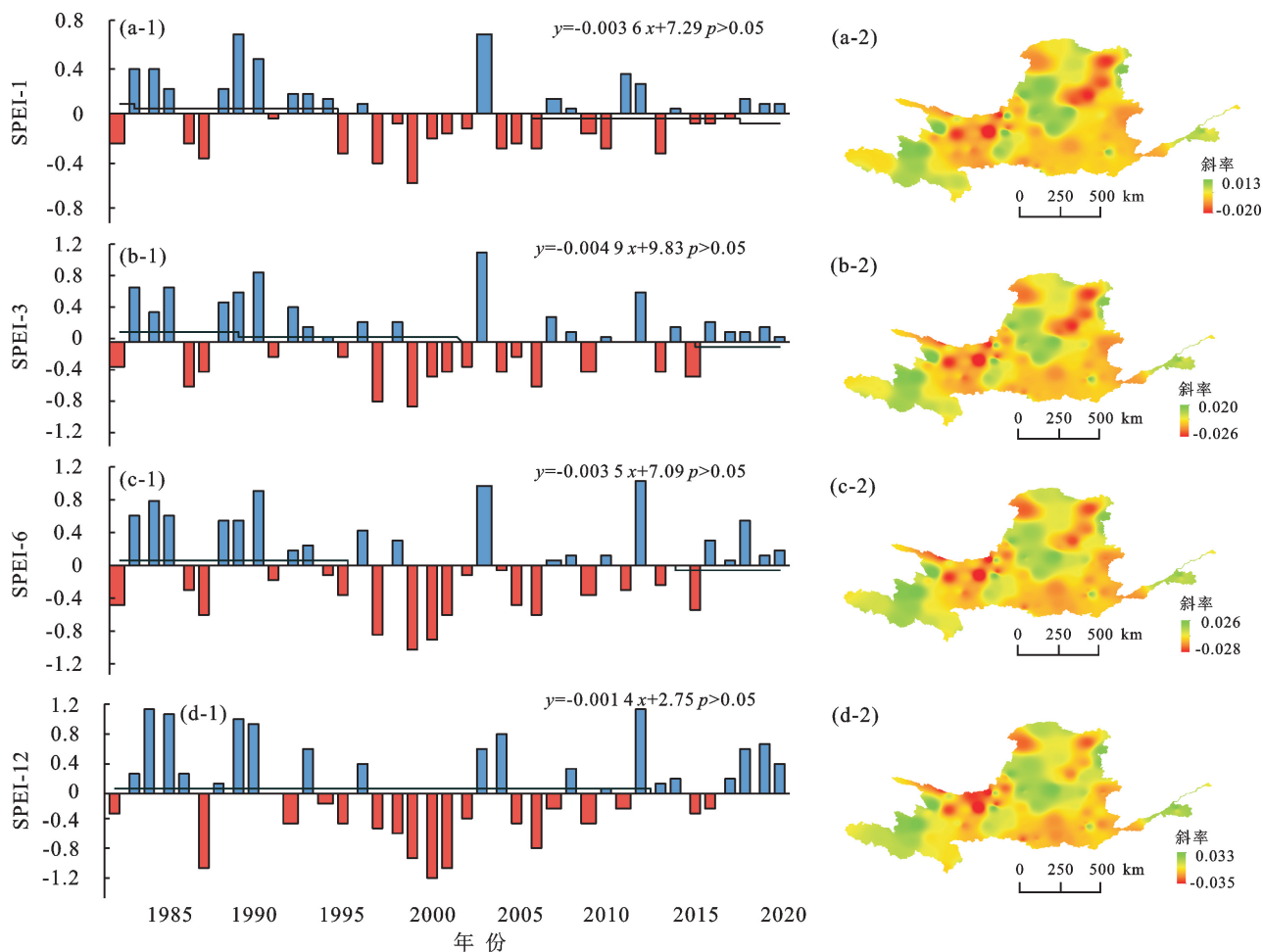


图 4 1982—2020 年黄河流域不同时间尺度 SPEI 变化及空间趋势

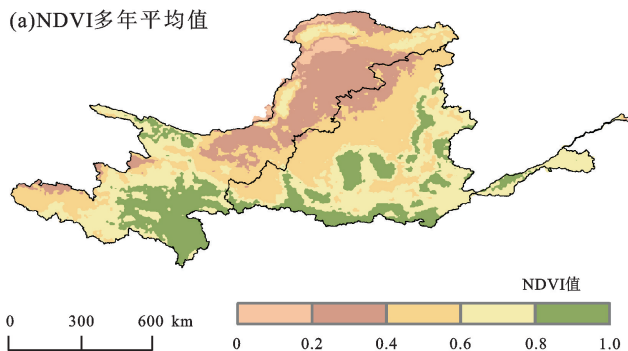
Fig. 4 SPEI changes and spatial trends at different time scales in the Yellow River Basin from 1982 to 2020

2.2 植被时空分布

由图 5 可知,1982—2020 年黄河流域多年平均植被覆盖度空间差异明显,除河套平原、宁夏平原、河西走廊等外,流域多年平均植被覆盖度主要呈南高北低、由东南向西北递减的趋势。将黄河流域多年平均植被覆盖度等间距重分类为 5 级,低植被区(0~0.2)

和较低植被区(0.2~0.4)主要分布在流域的西北区域,分别占流域面积的 1.89%和 18.80%;中植被区(0.4~0.6)主要分布在流域的中部区域,占流域的 30.45%;较高植被区(0.6~0.8)和高植被区(0.8~1)主要分布在流域的南部区域,分别占流域的 30.16%和 18.70%。

(a)NDVI多年平均值



(b)NDVI趋势

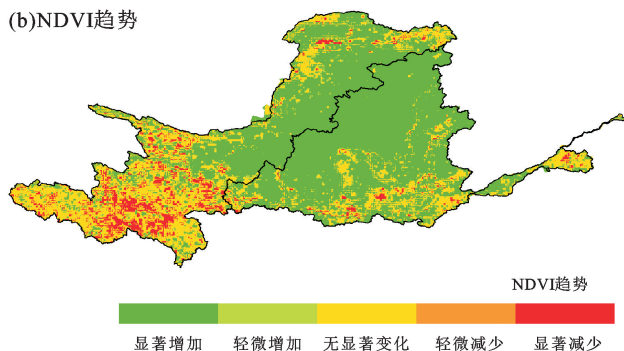


图 5 1982—2020 年 NDVI 多年均值分布及 NDVI 变化趋势分布

Fig. 5 Multi-year mean distribution of NDVI from 1982 to 2020 and NDVI trend distribution

由图 5 和表 2 可知,1982—2020 年黄河流域植被覆盖度呈减少趋势的区域面积占 8.01%,显著减少区域占 5.43%,主要分布在黄河源部分区域、河套平

原小部分区域和关中平原小部分区域,轻微减少区域占 2.58%,分布相对散乱。植被覆盖度呈增加趋势的区域面积占 65.72%,其中显著增加占 61.94%,轻微

增加占 3.78%，显著增加的区域主要分布在黄河流域北部、南部大部分区域及中部黄土高原区域，轻微增加区域则相对散乱，分布在研究区的各个部分。无显著变化的区域主要集中在黄河流域周围的边界区域。

表 2 黄河流域植被覆盖度变化趋势面积统计
Table 2 Statistics of the trend area of vegetation coverage change in the Yellow River Basin

变化趋势	像元个数	面积占比/%
显著减少	54 326	5.43
轻微减少	25 763	2.58
无显著变化	262 856	26.27
轻微增加	37 795	3.78
显著增加	619 739	61.94

2.3 相关性分析
2.3.1 不同时间尺度 SPEI 与 NDVI 相关性分析 图 6 为不同时间尺度 SPEI(SPEI-1,SPEI-3,SPEI-6,SPEI-12)与 NDVI 的年相关性,基于像元反映植被受气象干旱的影响程度。

由图 6 可知,1,3,6,12 个月时间尺度 SPEI 与 NDVI 相关性空间分布相对一致,相关系数分别为 $-0.65\sim0.65$, $-0.65\sim0.68$, $-0.63\sim0.71$, $-0.60\sim0.78$,SPEI 与 NDVI 的相关性在不断增加。由于土壤中存在一定水分,植被可以通过根系从土壤中吸取水分,短期干旱对植被的影响较小,长期干旱则对植被的影响最大。

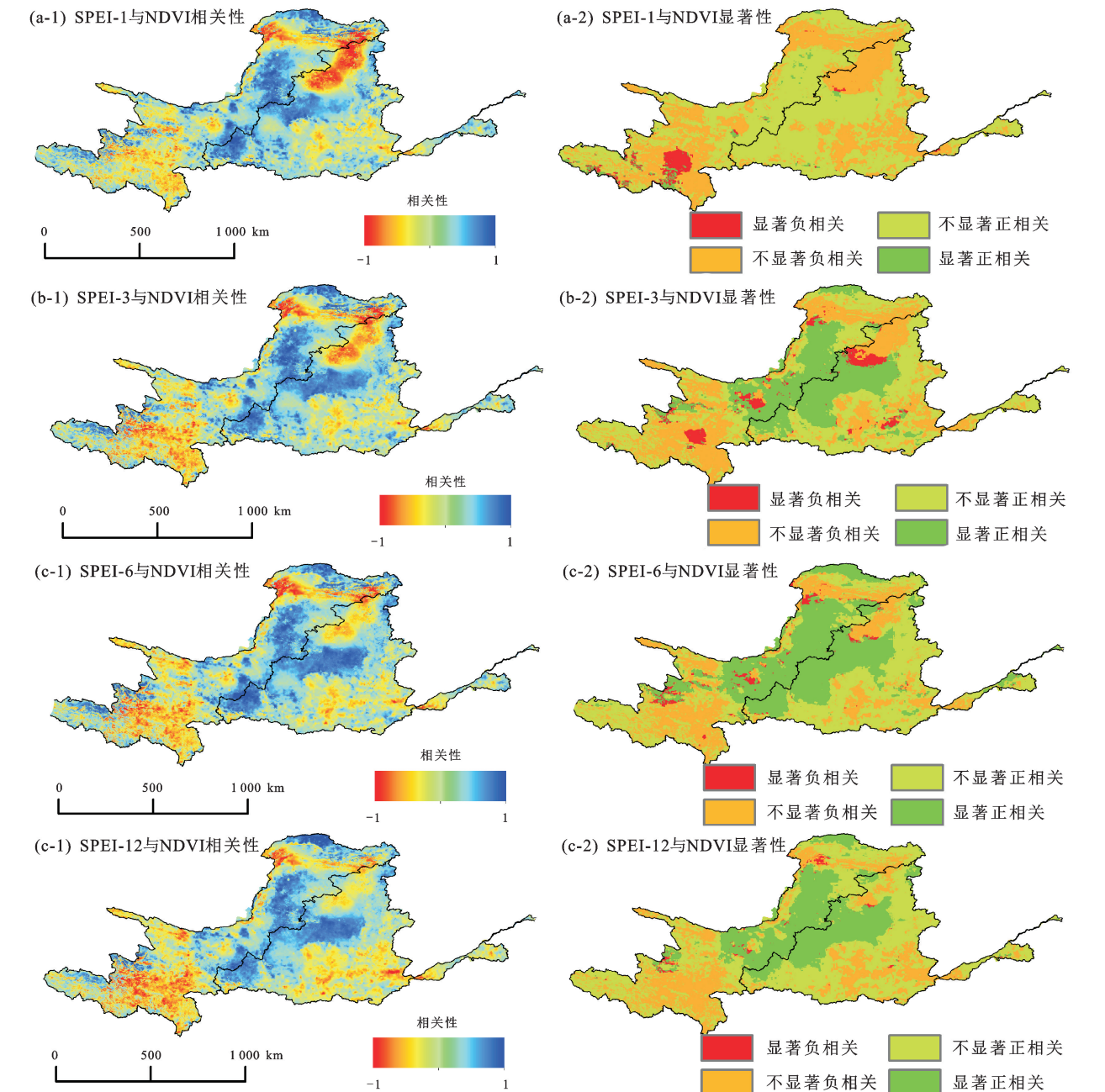


图 6 不同时间尺度与 NDVI 相关性空间分布及显著性分析
Fig. 6 Spatial distribution and significance analysis of correlation between and NDVI at different time scales

1,3,6,12 个月时间尺度 SPEI 与 NDVI 呈正相关区域的面积占比最大,分别占总面积的 60.35%,65.84%,75.17%,74.21%,呈显著正相关的区域分别占 2.00%,26.22%,34.56%,26.84%,除 SPEI-1 呈显著正相关的区域较小,分布较为散落,其他时间尺度呈显著正相关区域主要集中在黄河流域西北部和最北端区域,说明这些区域的植被受气象干旱的影响最为严重。1,3,6,12 个月时间尺度 SPEI 与 NDVI 呈负相关区域主要集中在黄河源、河套平原和关中平原的部分区域。

2.3.2 干旱与不同土地利用类型植被的相关性 由图 7 可知,干旱对草地和耕地的影响相似,在响应时间方面,草地和耕地对 6 个月时间尺度的干旱响应最强,相关系数最大为 0.62 和 0.71,平均值为 0.12 和 0.21。林地和未利用地容易受到长期干旱的影响,林地在 1,3,6,12 个月时间尺度上,最大相关系数分别为 0.65,0.64,0.70,0.78,平均相关系数分别为 0.08,0.11,0.18,0.17;未利用地在 1,3,6,12 个月时间上,最大相关系数分别为 0.63,0.65,0.70,0.72,平均相关系数分别为-0.03,0.01,0.07,0.10。林地和未利用地对长期干旱更敏感,且随着时间尺度的增加对干旱越敏感。由于植被对干旱的承受能力与干旱的严重程度与植被的生理特性有关。当降水减少时,林地可以通过根系吸收土壤水分抵抗干旱,未利用地的植被由于土地类型使其具有抗旱特性,但随着干旱的加剧和持续,深层土壤的湿度将下降,林地和未利用地将无法获得正常生长的水分,易受长期干旱的影响。

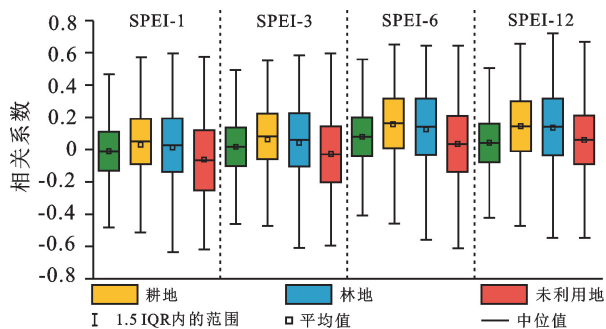


图 7 不同时间尺度 SPEI 与不同土地利用类型 NDVI 的相关性
Fig. 7 Correlation between SPEI at different time scales and NDVI of different land use types

2.3.3 干旱与不同地貌类型植被的相关性 黄河流域地貌类型具有较大的空间异质性,平原、台地、丘陵和山地构成流域大部分区域。干旱对植被的影响受不同地貌类型之间的岩性、土壤和水文变化的影响。计算不同时间尺度 SPEI 与不同地貌类型植被之间的相关性(图 8)。1,3,6,12 个月时间尺度的 SPEI 与 NDVI 的相关系数在不断增加,说明每种地貌类型都容易受到中长期缺水的影响。平地 and 台地地区

不同时间尺度 SPEI 与植被之间的相关系数分布相似,SPEI-1 与 NDVI 平均相关系数均为 0.07,SPEI-3 与 NDVI 相关系数分别为 0.09 和 0.11,SPEI-6 与 NDVI 相关系数分别为 0.14 和 0.19,SPEI-12 与 NDVI 相关系数分别为 0.15 和 0.17。丘陵地区的植被最易受干旱影响,不同时间尺度 SPEI 与 NDVI 相关系数大部分集中在-0.11~0.25,-0.05~0.30,0.05~0.41,0.08~0.40。相对于其他 3 种地貌类型,山地在不同时间尺度 SPEI 与 NDVI 相关系数中值最低,最大值为 12 个月时间尺度的 0.65,最小值为 1 个月时间尺度的-0.53。

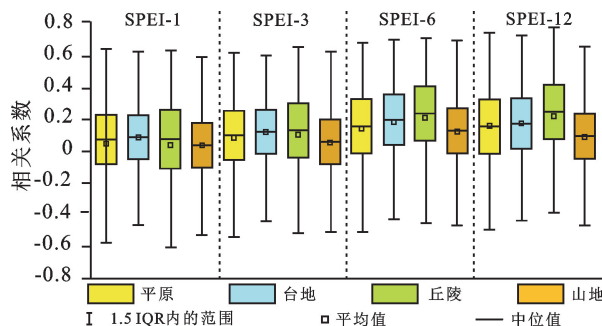


图 8 不同时间尺度 SPEI 与不同地貌类型 NDVI 的相关性
Fig. 8 Correlation between SPEI at different time scales and NDVI of different geomorphic types

3 讨论

本研究采用 Penman-Monteith 公式计算不同时间尺度 SPEI 分析 1982—2020 年黄河流域的干旱特征,研究发现,黄河流域呈不显著的变干趋势,这与前人^[5,17]的研究结果一致。不同时间尺度 SPEI 的空间变化趋势较为一致,变化趋势为负值的区域主要集中在黄河流域的西部龙羊峡至兰州区域、黄河流域的南部及河套平原周围区域,这与刘珂等^[18]的研究结果一致,主要原因是这些区域降水呈减少趋势,降水是影响干旱发生的重要因素之一。本研究计算出黄河流域干旱呈不显著的变干趋势,这与王飞等^[19]的研究结果有一定的差异,可能原因是王飞等^[19]的研究采用 Thornthwaite 方法计算 SPEI 指数,Thornthwaite 方法基于经验公式,主要依赖于温度数据,忽略了其他重要的气象因子对潜在蒸散量的影响,因此,该方法可能高估气候变暖下的干旱趋势。而本研究使用的 Penman-Monteith 公式是基于物理过程的水文模型,考虑了潜在蒸散量的多个影响因素,包括气温、风速、相对湿度和太阳辐射等。已有研究^[20]表明,Penman-Monteith 公式计算得到的潜在蒸散量更准确,更能反映实际的水分蒸散情况,适用于不同的地区和气候类型;而 Thornthwaite 方法则适用于温带和亚热带地区,对于干旱和湿润地区的适用性相对较差。

1982—2020 年黄河流域多年平均植被覆盖度的空间分布特征主要呈南高北低、由东南向西北递减的趋势,这与李晶等^[21]和 DAI 等^[22]研究结论一致。植被呈显著减少趋势主要分布在黄河源、河套平原和关中平原的部分区域,主要原因是黄河源头及一些河谷地带、环湖地区受人类影响较大,且东南部地区海拔较低受过度放牧影响较大,以及扎陵湖北部的牧场消失等^[23],植被覆盖度变化复杂。河套平原地区降水的减少影响植被生长。关中平原植被呈显著减少的区域主要集中在人口密集的城市集中发展地区,这可能与城市大量扩张等人类活动有关。

1982—2020 年黄河流域不同时间尺度 SPEI 与 NDVI 相关性空间分布相对一致,大部分区域呈正相关关系。但对于黄河源、河套平原和关中平原的部分区域等,1,3,6,12 个月时间尺度 SPEI 与 NDVI 存在一定的负相关性。主要原因是这些区域植被生长受到限制,NDVI 呈显著减少趋势,人类活动降低这些区域植被覆盖对干旱状况响应的敏感程度,并使其植被状况变化剧烈^[21]。本研究发现,草地和耕地对 6 个月时间尺度的干旱响应最强,可能原因是黄河流域南部区域包含稀树草地和疏林草地,经历炎热、季节性干旱的气候条件,这种植被将在每年缺水的情况下长期生长,具有耐寒和耐旱的特性,对干旱的反应略低于普通草地^[10];黄河流域耕地大部分区域是每年 2 种作物组成,作物主要是小麦、玉米和大豆等,作物的根系无法进入深层地下水,其用水效率受到人类活动的影响,如灌溉、施肥及新的种植技术,这些会影响作物根系的吸水能力^[24],从而使耕地对短时间尺度的干旱不敏感。随着 SPEI 时间尺度的增加,不同地貌类型与 SPEI 的相关系数不断增大,说明每种地貌类型都容易受到中长期缺水的影响,这与 SHI 等^[10]的研究结论一致。主要原因是黄河流域中的黄土属于多孔土壤结构,强大的渗透性和丰富的碳酸钙特性使其更适合植被生长,大量的风化产物产生更厚的土壤,黄土颗粒的小尺寸和大表面积提高其吸收离子的能力,并提高其蓄水的能力,降低植被对降水的依赖,所以不同地貌类型的植被对短期干旱不敏感。

本研究目前也存在一定的局限性,如基于气象站点数据计算 SPEI,通过站点数据插值得到 SPEI 栅格数据,存在区域性站点稀少、覆盖不全面的问题,对研究结果造成一定的误差。之后的研究应考虑气象数据与遥感数据、地面观测数据和模型模拟结果等多源数据进行 SPEI 计算,提高计算干旱变化对植被影响关系的准确性,以期为黄河流域的生态预警和生态修复提供理论参考。

4 结 论

(1)黄河流域在 1,3,6,12 个月时间尺度上均呈不显著的变干趋势。不同时间尺度 SPEI 的空间变化趋势较为一致,变化趋势为负值的区域主要集中在黄河流域的西部龙羊峡至兰州区域、黄河流域的南部及河套平原周围区域。

(2)1982—2020 年黄河流域多年平均植被覆盖度的空间分布特征主要呈南高北低、由东南向西北递减的趋势。研究区内植被覆盖度呈显著增加的区域(61.94%)大于植被覆盖度呈显著减少的区域(5.43%)。

(3)黄河流域大部分地区干旱状况与植被状态呈正相关,流域内呈显著正相关区域主要集中在黄河流域西北部和最北端区域,说明这些区域的植被受气象干旱的影响最为严重。并且随着干旱时间尺度的增加,SPEI 与 NDVI 的相关性也在不断增加。

(4)草地和耕地对 6 个月时间尺度的干旱响应最强,相关系数最大为 0.62 和 0.71。林地和未利用地易受长期干旱影响。随着干旱时间尺度的增加,不同地貌类型植被与 SPEI 的相关系数不断增大,说明每种地貌类型都容易受到中长期缺水的影响,其中丘陵地区的植被最易受干旱影响。

参考文献:

- [1] 孙颖.人类活动对气候系统的影响:解读 IPCC 第六次评估报告第一工作组报告第三章[J].大气科学学报,2021,44(5):654-657.
SUN Y. Impact of human activities on climate system: An interpretation of Chapter III of WG I report of IPCC AR6[J].Transactions of Atmospheric Sciences,2021,44(5):654-657.
- [2] FAVA F, VRIELING A. Earth observation for drought risk financing in pastoral systems of sub-Saharan Africa [J]. Current Opinion in Environmental Sustainability, 2021,48:44-52.
- [3] DIKSHIT A, PRADHAN B, HUETE A. An improved SPEI drought forecasting approach using the long short-term memory neural network [J]. Journal of Environmental Management,2021,283:e11979.
- [4] 薛华柱,李阳阳,董国涛.基于 SPEI 指数分析河西走廊气象干旱时空变化特征[J].中国农业气象,2022,43(11):923-934.
XUE H Z, LI Y Y, DONG G T. Analysis of spatial-temporal variation characteristics of meteorological drought in the Hexi Corridor based on SPEI index[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2022, 43 (11) : 923-934.
- [5] WANG F, WANG Z M, YANG H B, et al. Copula-based drought analysis using standardized precipitation evapotranspiration index: A case study in the Yellow

- River Basin, China [J]. *Water*, 2019, 11(6):e1298.
- [6] 李家誉, 余敦先, 张利平, 等. 黄土高原植被变化对气象干旱多尺度响应特征与机制[J]. *水土保持学报*, 2022, 36(6):280-289.
- LI J Y, SHE D X, ZHANG L P, et al. Multi-scale response characteristics and mechanism of vegetation to meteorological drought on the Loess Plateau[J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2022, 36(6):280-289.
- [7] 游漫, 贺中华, 张浪, 等. 贵州省农业与气象干旱特征及其响应关系[J]. *水土保持学报*, 2022, 36(5):255-264.
- YOU M, HE Z H, ZHANG L, et al. Characteristics of agricultural and meteorological drought in Guizhou Province and their response relationship[J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2022, 36(5):255-264.
- [8] ZHANG Q, KONG D D, SINGH V P, et al. Response of vegetation to different time-scales drought across China: Spatiotemporal patterns, causes and implications [J]. *Global and Planetary Change*, 2017, 152:1-11.
- [9] WANG S N, LI R P, WU Y J, et al. Effects of multi-temporal scale drought on vegetation dynamics in Inner Mongolia from 1982 to 2015, China[J]. *Ecological Indicators*, 2022, 136:e108666.
- [10] SHI X, CHEN F, DING H, et al. Assessing vegetation ecosystem resistance to drought in the middle reaches of the Yellow River Basin, China [J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2022, 19(7):e4180.
- [11] JIANG W X, NIU Z G, WANG L C, et al. Impacts of drought and climatic factors on vegetation dynamics in the Yellow River Basin and Yangtze River Basin, China[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(4):e930.
- [12] ZHAN C, LIANG C, ZHAO L, et al. Drought-related cumulative and time-lag effects on vegetation dynamics across the Yellow River Basin, China[J]. *Ecological Indicators*, 2022, 143:e109409.
- [13] ZHOU K, WANG Y M, CHANG J X, et al. Spatial and temporal evolution of drought characteristics across the Yellow River Basin [J]. *Ecological Indicators*, 2021, 131:e108207.
- [14] 皮贵宁, 贺中华, 游漫, 等. 2001—2020 年贵州省气候变化及人类活动对植被变化的影响[J]. *水土保持学报*, 2022, 36(4):160-167.
- PI G N, HE Z H, YOU M, et al. Effects of climate change and human activities on vegetation change in Guizhou Province from 2001 to 2020[J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2022, 36(4):160-167.
- [15] ZHANG Y H, YE A Z. Spatial and temporal variations in vegetation coverage observed using AVHRR GIMMS and Terra MODIS data in the mainland of China[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2020, 41(11):4238-4268.
- [16] LIU J Y, KUANG W H, ZHANG Z X, et al. Spatio-temporal characteristics, patterns, and causes of land-use changes in China since the late 1980s[J]. *Journal of Geographical Sciences*, 2014, 24(2):195-210.
- [17] 高秉丽, 巩杰, 李焱, 等. 基于 SPEI 的黄河流域多尺度干湿特征分析[J]. *干旱区研究*, 2022, 39(3):723-733.
- GAO B L, GONG J, LI Y, et al. Analysis of multi-scalar characteristics of dry and wet conditions in the Yellow River Basin based on SPEI[J]. *Arid Zone Research*, 2022, 39(3):723-733.
- [18] 刘珂, 姜大膀. 基于 2 种潜在蒸散发算法的 SPEI 对中国干湿变化的分析[J]. *大气科学*, 2015, 39(1):23-36.
- LIU K, JIANG D B. Analysis of dryness/wetness over China using standardized precipitation evapotranspiration index based on two evapotranspiration algorithms[J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences*, 2015, 39(1):23-36.
- [19] 王飞, 王宗敏, 杨海波, 等. 基于 SPEI 的黄河流域干旱时空格局研究[J]. *中国科学: 地球科学*, 2018, 48(9):1169-1183.
- WANG F, WANG Z M, YANG H B, et al. Study of the temporal and spatial patterns of drought in the Yellow River basin based on SPEI[J]. *Scientia Sinica (Terrae)*, 2018, 48(9):1169-1183.
- [20] 王澄海, 张晟宁, 李课臣, 等. 1961—2018 年西北地区降水的变化特征[J]. *大气科学*, 2021, 45(4):713-724.
- WANG C H, ZHANG S N, LI K C, et al. Change characteristics of precipitation in Northwest China from 1961 to 2018[J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences*, 2021, 45(4):713-724.
- [21] 李晶, 闫星光, 闫萧萧, 等. 基于 GEE 云平台的黄河流域植被覆盖度时空变化特征[J]. *煤炭学报*, 2021, 46(5):1439-1450.
- LI J, YAN X G, YAN X X, et al. Temporal and spatial variation characteristic of vegetation coverage in the Yellow River Basin based on GEE cloud platform [J]. *Journal of China Coal Society*, 2021, 46(5):1439-1450.
- [22] DAI Q, CUI C F, WANG S. Spatiotemporal variation and sustainability of NDVI in the Yellow River basin [J]. *Irrigation and Drainage*, 2022, 71(5):1304-1318.
- [23] 王俊奇, 王广军, 梁四海, 等. 1996—2015 年黄河源区植被覆盖度提取和时空变化分析[J]. *冰川冻土*, 2021, 43(2):662-674.
- WANG J Q, WANG G J, LIANG S H, et al. Extraction and spatio-temporal analysis of vegetation coverage from 1996 to 2015 in the source region of the Yellow River [J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2021, 43(2):662-674.
- [24] ZHU X F, LIU Y, XU K, et al. Effects of drought on vegetation productivity of farmland ecosystems in the drylands of Northern China[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(6):e1179.