doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.02.030

基于改进 SPEI 与 CMIP6 多模式的中国耕地干旱暴露度预估

林青霞[1,2]　王欣智[1,2]　吴志勇[3]　程　聪[4]　彭　涛[1,2]　常文娟[1,2]
刘　冀[1,2]　郭家力[1,2]

(1. 三峡大学水利与环境学院, 宜昌 443002; 2. 三峡库区生态环境教育部工程研究中心, 宜昌 443002;
3. 河海大学水文水资源学院, 南京 210098; 4. 华中科技大学土木与水利工程学院, 武汉 430074)

摘要: 气候变化加剧使得干旱成为威胁中国国家粮食安全的重大挑战,为保障国家粮食安全与农业可持续发展,迫切需要对我国耕地的干旱暴露风险进行深入研究。传统干旱评估方法因忽略 CO_2 对植被气孔导度的动态调控作用,可能系统性高估了未来干旱风险。本研究基于 CO_2 生理效应的改进标准化蒸散发指数(SPEI(CO_2))与 CMIP6 多模式数据,通过 Sen + MK 趋势检验、暴露度评估模型和气候-土地利用双因子可加性分解法,系统量化了历史时期(1961—2022 年)及未来情景(SSP1 - 2.6、SSP2 - 4.5 和 SSP5 - 8.5)中国九大农业区的干旱趋势、耕地暴露度及其驱动贡献。结果表明:1961—2022 年 SPEI 与 SPEI(CO_2)干旱化趋势网格占比分别为 77% 和 64%,未来 2023—2100 年 SPEI 呈微弱干旱化趋势(Sen 斜率为 $-0.001\ 3\ a^{-1}$),而 SPEI(CO_2)呈微弱湿润化趋势(Sen 斜率为 $0.001\ 1\ a^{-1}$),其中北方干旱半干旱区(NASR)和青藏高原区(QTP)差异最为显著。至 21 世纪末,SPEI 和 SPEI(CO_2)表征下 SSP5 - 8.5 情景对应全国 0.25°网格的耕地平均暴露度由 57 km^2/a 下降为 10 km^2/a,且北方干旱半干旱区(NASR)暴露度峰值下降最为显著。归因分析显示,气候变化主导了未来耕地暴露度变化,近期(2021—2040 年)和未来中期(2041—2060 年)的降水增加降低了暴露风险,而未来远期(2081—2100 年)温度上升驱动了暴露度上升。CO_2 效应通过抑制蒸散发,在未来远期逆转了 SSP2 - 4.5 和 SSP5 - 8.5 情景下主要农业区的干旱化趋势。

关键词: 干旱; 耕地暴露度; 气候变化; CO_2; SPEI; CMIP6

中图分类号: P429　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)02-0312-11　　**OSID**:

Projection of Drought Exposure for Cropland in China Based on Modified SPEI and CMIP6 Multi-model Ensembles

LIN Qingxia[1,2]　WANG Xinzhi[1,2]　WU Zhiyong[3]　CHENG Cong[4]　PENG Tao[1,2]
CHANG Wenjuan[1,2]　LIU Ji[1,2]　GUO Jiali[1,2]

(1. *College of Hydraulic and Environmental Engineering, China Three Gorges University, Yichang* 443002, *China*
2. *Engineering Research Center of Eco-environment in Three Gorges Reservoir Region, Ministry of Education, Yichang* 443002, *China*
3. *College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing* 210098, *China*
4. *School of Civil and Hydraulic Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan* 430074, *China*)

Abstract: Climate change intensification has made drought a major threat to food security of China. To safeguard food security and ensure sustainable development of agriculture, it is imperative to conduct in-depth research on drought exposure risks to croplands of China. Traditional drought assessment methods may systematically overestimate future drought risk due to neglect of the dynamic regulatory effects of CO_2 (SPEI (CO_2)) on stomatal conductance of vegetation. An improved standardized precipitation evapotranspiration index incorporating physiological effects of CO_2 was integrated with multi-model data of CMIP6. Using the Sen slope estimator, Mann - Kendall test, an exposure assessment model, and an additive decomposition method considering both climate and land use factors, drought trends, cropland exposure, and driving contributions were systematically quantified across nine major agricultural regions of China during the historical period (1961—2022) and future scenarios (SSP1 - 2.6, SSP2 - 4.5, and

收稿日期: 2025 - 06 - 30　修回日期: 2025 - 08 - 05

基金项目: 国家自然科学基金项目(52009065、52179018、52479018)

作者简介: 林青霞(1989—),女,副教授,博士,主要从事干旱模拟监测、水文模拟及预报研究,E-mail: lqxhhu@foxmail.com

SSP5－8.5). Results showed that during 1961—2022, grids exhibiting an increasing trend of drought accounted for 77% and 64% for SPEI and SPEI(CO_2), respectively. For the future period (2023—2100), SPEI indicated a weak trend of drought intensification (Sen slope: −0.001 3 a^{-1}), while SPEI (CO_2) suggested a weak trend of humidification (Sen slope: 0.001 1 a^{-1}), with the most significant differences observed in the northern arid and semiarid region (NASR) and Qinghai－Tibet Plateau (QTP). By the end of the 21st century, the national average cropland exposure (based on 0.25° grids) under SSP5－8.5 was estimated at 57 km^2/a for SPEI and 10 km^2/a for SPEI (CO_2), with NASR showing the most significant reduction in peak exposure. Attribution analysis revealed that climate change dominated dynamics of future cropland exposure: increased precipitation in the near term (2021—2040) and mid-term (2041—2060) reduced risk of exposure, whereas rising temperatures in the long term (2081—2100) amplified exposure. The effect of CO_2 suppressed evapotranspiration and reversed intensification of drought in major agricultural regions under SSP2－4.5 and SSP5－8.5 scenarios during 2081—2100.

Key words: drought; cropland exposure; climate change; CO_2; SPEI; CMIP6

0　引言

干旱作为全球最具破坏性的自然灾害之一，气候变暖背景下其发生频率和强度正呈现显著加剧态势[1]。在全球范围内，干旱造成的经济损失十分严重[2]，美国年均损失达 60～80 亿美元[3]，欧洲近 30 年损失超过 1 000 亿欧元[4]。作为农业大国，中国面临的干旱风险尤为严峻。据统计，1950 年以来中国年均因旱受灾农作物面积达 1.910×10^7 hm^2，粮食损失超过 1.52×10^{10} kg（http://www.mwr.gov.cn/sj/）。2020—2024 年中国因旱造成的直接经济损失高达 1 086.4 亿元[5]，其中 2022 年长江流域特大干旱导致 499 万人饮水困难，粮食受旱面积达 4.42×10^6 hm^2[6]。这一严峻形势不仅凸显了干旱对我国粮食安全的直接威胁，更使得气候变化下的干旱风险评估成为学术界和政策制定者共同关注的焦点。

在灾害系统理论框架下，干旱风险评估体系由致灾因子危险性、承灾体脆弱性、孕灾环境暴露度等核心要素构成[7-8]。其中，暴露度被定义为特定时空范围内地理实体（包括人口聚落、经济资产、生态系统等）受干旱不利影响的潜在程度[9-10]，是连接致灾因子与承灾体的关键纽带[11]。耕地作为农业生产的核心载体，其暴露度评估十分必要。一方面，耕地在土地竞争中具有高度敏感性[12]；另一方面，其暴露度直接关联粮食安全底线。为此，已有研究聚焦于耕地暴露度研究。王安乾等[13]基于 CMIP5 数据与标准化降水蒸散指数（SPEI），探究了全球变暖背景下中亚地区的耕地暴露度，提出中亚耕地暴露度将持续增加，且极端干旱状态下的耕地暴露度增加最为显著。章静[14]使用改进型帕默尔干旱指数（scPDSI），系统评估了中国耕地暴露度时空特征，提出升温 2.0℃ 情景下西北及黄淮海平原（HHHP）耕地暴露度增幅将显著高于 1.5℃ 情景。以上研究预示了未来增温背景下耕地暴露度升高的风险，提高了人们对耕地暴露于干旱的潜在风险认知。

在耕地暴露度评估中，潜在蒸散发（Potential evapotranspiration, PET）是构建 SPEI、帕默尔干旱指数（PDSI）等干旱指数的核心水文变量。由于 PET 无法通过仪器直接观测，其数值需基于气象变量通过理论模型估算。联合国粮食及农业组织（FAO）推荐的 Penman－Monteith 公式，作为综合动量传输和能量平衡的经典模型，是目前应用最广泛的 PET 估算方法。尽管 Penman－Monteith 公式被广泛应用，但其将地表阻力 r_s 设为常数（70 s/m），未能反映大气 CO_2 浓度升高对植物气孔导度的动态调节作用[15]，可能导致系统性评估偏差[16]。研究表明，大气 CO_2 浓度升高会显著降低植物气孔导度，使得 r_s 增加，从而减少实际蒸散发量[17-18]。若评估过程中未考虑 CO_2 浓度的影响，基于潜在蒸散发量计算的干旱指标则可能出现高估现象[19]。在高排放情景下，未考虑 CO_2 浓度升高导致的干旱指标高估现象更为突出[15]，进而对耕地暴露度的评估结果产生更大偏差。

近年来，已有部分研究开始关注 CO_2 对干旱特征的影响。张更喜等[15]基于考虑 CO_2 效应的改进 SPEI 指数评估了未来中国干旱变化，发现高 CO_2 浓度可通过降低蒸散发缓解干旱趋势。YANG 等[19]通过耦合 CMIP5 模型直接输出 PDSI 指数，发现其预测的 21 世纪全球干旱加剧程度显著低于传统离线 PDSI 指数结果，表明后者因忽略 CO_2 浓度升高对植被蒸散发的抑制作用而高估了未来干旱风险。然而，这些研究主要聚焦于全球或区域尺度的干旱变化，尚未深入探讨 CO_2 效应对关键

农业系统(如耕地)干旱暴露度的具体影响。为此,本研究将 CO_2 对植被生理过程的动态影响纳入干旱评估体系,基于 CMIP6 多模式数据,采用 YANG 等[16]提出的考虑 CO_2 效应的改进 Penman - Monteith 公式计算 SPEI 指数,定量对比考虑与不考虑 CO_2 排放情景中国九大农业区耕地的干旱暴露度差异。探究 CO_2 效应如何改变中国农业区的干旱暴露度空间格局;未来 SSP1 - 2.6、SSP2 - 4.5、SSP5 - 8.5 排放情景下耕地暴露度的时空分异规律;气候变化、耕地变化及其协同作用对耕地暴露度的相对贡献。以期为我国农业旱灾风险管理和水资源优化配置提供科学依据。

1 研究区概况与数据来源

1.1 研究区域概况

中国地理环境复杂多样,其地形地貌呈典型的西高东低阶梯状分布,其中山地、高原和丘陵等复杂地形占国土总面积的 2/3[20]。独特的地形与海陆热力差异共同塑造了我国复杂的气候系统,如东部地区受太平洋和印度洋季风环流主导,形成夏季湿热多雨、冬季干冷的季风气候。西北内陆则因远离海洋且受青藏高原阻挡,发育典型的温带大陆性干旱气候[21]。为分析区域气候风险,参照国家地理信息公共服务平台提供的中国地图(https://www.tianditu.gov.cn/)以及中科院资源环境数据中心的分区结果(https://www.resdc.cn/data.aspx?DATAID=275),将全国划分为东北平原区(NCP)、北方干旱半干旱区(NASR)、黄淮海平原区(HHHP)、黄土高原区(LP)、青藏高原区(QTP)、长江中下游地区(MLYP)、四川盆地及周边地区(SBSR)、云贵高原区(YGP)和华南区(SC)九大农业区(图 1)。各农业区在气候背景、地形特征和耕作制度等方面存在显著差异,导致其对干旱的敏感性和适应能力截然不同。分析不同农业区的干旱化趋势及其耕地暴露度,可为制定差异化的农业适应策略提供科学依据。

1.2 数据来源

1961—2022 年历史气象数据(月降水量、气温、风速、相对湿度)来源于中国气象数据网(http://data.cma.cn/)。该数据集提供 2 472 个地面站点实测资料,采用反距离权重法进行空间插值,生成 0.25°×0.25°网格数据集。净太阳辐射数据来源于欧洲中期天气预报中心的 ERA5 - Land 再分析产品(https://cds.climate.copernicus.eu/cdsapp#!/home)。1990—2022 年耕地面积数据来源于中国

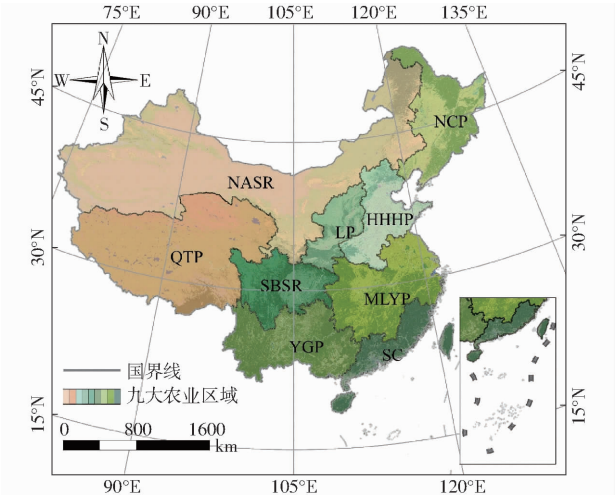


图 1 中国九大农业区分布

Fig. 1 Spatial distribution of nine agricultural regions in China

30m 年土地覆被数据集(China land cover datasets, CLCD),该数据集持续更新并且质量良好[22],最新数据下载于国家冰川冻土沙漠科学数据中心(http://www.ncdc.ac.cn)。

2023—2100 年未来气候模拟数据来源于 CMIP6 计划中表现较为全面的 5 个全球气候模式(表 1),涵盖月降水量、气温、风速、气压、相对湿度和地表净辐射数据(https://aims2.llnl.gov/search/cmip6/),使用历史实测站点资料对气候模式数据集进行误差修正以及降尺度处理。为降低气候模式模拟结果的不确定性,使用改进的可靠性集合平均法(UREA)[23]对 5 种不同气候模式加权集合,得到多模式集合平均数据。此外,SSP1 - 2.6、SSP2 - 4.5 和 SSP5 - 8.5 排放情景的 CO_2 浓度数据来源于墨尔本大学温室气体监测数据库(http://greenhousegases.science.unimelb.edu.au/#!/view)。2023—2100 年未来土地利用数据来源于 ZHANG 等[24]开发的全球 1 km 分辨率 LULC 数据,该数据集能准确捕捉气候变化下全球土地利用变化的时空异质性[25-26]。以上数据空间分辨率均同步标准化至 0.25°×0.25°。

表 1 CMIP6 耦合模式比对项目的 5 个全球气候模式(GCMs)

Tab. 1 Five global climate models (GCMs) from coupled model intercomparison project phase 6 (CMIP6)

气候模式	机构	国家	平均分辨率/km
BCC - CSM2 - MR	BCC	中国	100
CanESM5	CCCma	加拿大	500
CAS - ESM2 - 0	CAS	中国	100
MRI - ESM2 - 0	MRI	日本	100
NESM3	NUIST	中国	250

2　研究方法

2.1　改进标准化降水蒸散发指数

标准化降水蒸散发指数(SPEI)由 VICENTE-SERRANO 等[27]基于标准化降水指数(SPI)开发,其通过引入气温因素改进干旱评估,在气候变化预测研究中展现出较高灵敏度,且具有多时间尺度的优点。该指数的计算需先确定潜在蒸发量(PET),常用方法包括 Thornthwaite、Penman－Monteith 和 Hargreaves 公式,其中基于彭曼的改进版 FAO－56 Penman－Monteith 公式因专门计算参考作物蒸散量而被农业与气象领域广泛采用。其 PET 计算式为

$$PET_i = \frac{0.408sR_n^* + \gamma \frac{900}{T+273}uD}{s+\gamma(1+0.34u)} \tag{1}$$

式中　i——当前计算月

s——饱和水汽压随温度变化的梯度,kPa/℃

γ——湿度计常数,kPa/℃

u——距地表 2 m 处风速,m/s

R_n^*——地表净辐射(即净辐射与地面热通量之差),MJ/(m^2·d)

T——地表 2 m 处气温,℃

D——地表 2 m 处水汽压亏缺量,kPa

根据 YANG 等[16]研究,纳入 CO_2浓度对 PET 影响时,其 PET 计算式转变为

$$PET(CO_2)_i = \frac{0.408sR_n^* + \gamma \frac{900}{T+273}uD}{s+\gamma\{1+u[0.34+2.4\times10^{-4}(a_{CO_2}-300)]\}} \tag{2}$$

式中　a_{CO_2}——大气中 CO_2浓度,μL/L

根据第 i 月平均降水量P_i以及PET_i计算对应月份的气候水平衡,然后根据不同时间尺度建立累计水分亏缺量序列,计算式为

$$X_i^k = \sum_{i-k+1}^{i}(P_i - PET_i) \tag{3}$$

式中 k 为时间尺度,在 SPEI 常用的 3、6、9、12 个月时间尺度中,12 个月尺度能有效捕捉 CO_2的长期气候变化累积效应[28],更适合长期气候适应研究,因此将 k 设置为 12。

采用 VICENTE-SERRANO 建议的三参数 Log－Logistic 函数[29]对设定的 X 进行拟合,并对拟合后序列进行标准正态分布转换,计算式为

$$F(X) = \left[1+\left(\frac{\alpha}{X-\theta}\right)^{\beta}\right]^{-1} \tag{4}$$

式中　α——尺度参数

β——形状参数

θ——位置参数

进一步标准化为

$$P = 1 - F(X) \tag{5}$$

当 $P \leqslant 0.5$, $W = \sqrt{-2\ln P}$; 当 $P > 0.5$, $W = \sqrt{-2\ln(1-P)}$。将 W 代入

$$SPEI = W - \frac{C_0 + C_1W + C_2W^2}{1 + d_1W + d_2W^2 + d_3W^3} \tag{6}$$

计算 SPEI,其中,$C_0 = 2.515\,517$, $C_1 = 0.802\,853$, $C_2 = 0.010\,328$, $d_1 = 1.432\,788$, $d_2 = 0.189\,269$, $d_3 = 0.001\,308$。利用 PET(CO_2)替代 PET,计算得到的 SPEI 记为 SPEI(CO_2)。借鉴已有研究,当 SPEI 小于－1.0 时表示干旱[10]。

2.2　Sen＋MK 分析

Theil－Sen 趋势分析通过计算时间序列中所有两两数据点斜率的中位数来稳健估计趋势斜率,该方法对异常值和数据分布不敏感[30]。Mann－Kendall(MK)检验则基于数据秩次关系构建统计量,通过检验序列中后值大于前值的概率是否显著偏离随机性来判断单调趋势的统计显著性(如上升/下降),该方法无需假设线性趋势或特定数据分布[31]。Theil－Sen 趋势分析与 Mann－Kendall 检验联合应用可有效识别长时序数据趋势,且对数据分布类型无特定要求[32]。该方法体系兼具数据误差容限与判断精准性,现已广泛用于全球气候变化分析领域[33]。为此,选用 Sen＋MK 方法并基于 PYTHON 3.11 平台分析耕地面积及 SPEI 的变化趋势,将显著性水平设定为 0.05。Sen＋MK 算法更全面的技术细节可参阅文献[34]。

2.3　耕地面积暴露度

干旱频率常用于评估受到干旱影响的不同对象暴露度[35],使用干旱频率与耕地面积乘积来计算网格内耕地暴露度,计算式为

$$D_E = \frac{m}{M}AD_F \tag{7}$$

其中

$$D_F = \frac{N_D}{12}\times100\% \tag{8}$$

式中　D_F——干旱频率

N_D——年内 SPEI－12 低于－1.0 的干旱月份数

D_E——耕地面积暴露度,km^2

m——逐网格内土地利用类型为耕地像元数

M——每个网格总像元数

A——网格面积,km^2

研究区内共 15 363 个网格,需逐网格提取耕地面积占比。

2.4 暴露度变化归因分析

利用气候及耕地变化对干旱暴露度复合效应的可加性分解原理[36]，分解气候、耕地变化及其协同效应对耕地暴露度的贡献。依据 IPCC 第六次评估报告，选定 1995—2014 年为基准期，将 21 世纪划分为短期（2021—2040 年）、中期（2041—2060 年）和长期（2081—2100 年）[36]。气候效应贡献量是保持耕地面积恒定，由不同 SSP 情景下的干旱频率变化量乘以基准期耕地面积确定。耕地变化贡献量保持干旱频率恒定，由不同 SSP 情景下的耕地面积变化量乘以基准期干旱频率确定。两者的协同作用贡献量由不同 SSP 情景下的干旱频率变化量乘以耕地面积变化量确定。气候和耕地变化对暴露度的贡献量分解公式为

$$\Delta E_{CP} = D_F \Delta C + \Delta D_F C + \Delta D_F \Delta C \tag{9}$$

式中 ΔE_{CP}——耕地面积暴露度总变化量，km^2

ΔC——未来时期相对基准期的耕地面积变化量，km^2

ΔD_F——未来时期相对基准期的干旱频率变化量

C——基准期耕地面积，km^2

$D_F \Delta C$——耕地变化贡献量，km^2

$\Delta D_F C$——气候变化贡献量，km^2

$\Delta D_F \Delta C$——气候变化与耕地面积变化的协同贡献量，km^2

2.5 加权方法

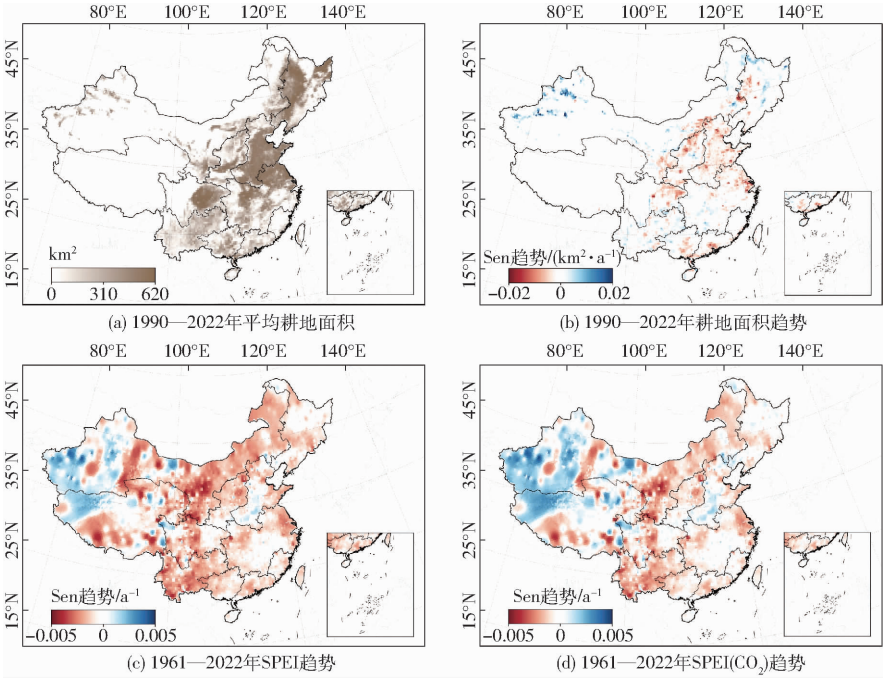
为降低气候模式对气候变化预估的不确定性，采用朱欢欢等[23]提出的改进可靠集合平均法（UREA），通过量化各模式的模拟性能分配权重。具体公式见文献[23]，借鉴已有研究[37]将用来调整相对贡献的参数 m_1、m_2、m_3 均设为默认值 1。计算各模式的权重系数，分别计算 5 种代表性气候模式的权重后，通过加权平均生成多模式集合值，以降低预估不确定性。

3 结果与分析

3.1 耕地面积与干旱趋势变化分析

依据 30 m 年土地覆被数据集提取 1990—2022 年逐年中国耕地面积数据，统计逐网格多年平均耕地面积（图 2a）。采用 MK 方法识别耕地面积显著增加/减少的网格单元，然后基于 Theil－Sen 方法探究以上网格单元内耕地面积变化率（图 2b）。图 2a 显示，我国耕地主要位于黄淮海平原（HHHP）与长江中下游平原东部的连片地区，东北平原（NCP）西部和四川盆地及周边地区（SBSR）东部。图 2b 显示，由于城市扩张、退耕还林等政策实施，以上地区的耕地主要呈衰减趋势。其中，黄淮海平原区（HHHP）90% 以上网格内耕地面积呈缩减趋势，网格内耕地平均减少率达 1.93 km^2/a，该区域耕地资源剧烈流失。与之相反，北方干旱半干旱区（NASR）呈现较明显的耕地扩张趋势，网格平均增长率达 0.31 km^2/a。

图 2c、2d 揭示了干旱指数时空演变趋势。图 2c 显示，1961—2022 年标准 SPEI 呈现干旱化



(a) 1990—2022年平均耕地面积　(b) 1990—2022年耕地面积趋势

(c) 1961—2022年SPEI趋势　(d) 1961—2022年SPEI(CO_2)趋势

图 2 九大农业区 1990—2022 年耕地面积空间和趋势分布及 1961—2022 年 SPEI、SPEI（CO_2）趋势空间分布

Fig. 2 Spatial distribution and trends of cropland area (1990—2022) and SPEI / SPEI(CO_2) (1961—2022) across nine major agricultural regions

趋势网格占比 77%。云贵高原(YGP)呈干旱化趋势范围最大,94% ~97% 网格呈现干旱化趋势,而青藏高原(QTP)呈干旱化趋势范围最小,但网格占比仍达到 50% ~ 69%。由图 2d 可知,SPEI(CO_2)呈现干旱化趋势的网格占比下降为 64%。SPEI(CO_2)相对于 SPEI 在不同农业区的干旱影响均有减轻现象。

图 3 为 2023—2100 年九大农业区不同排放情景下的干旱指数变化趋势。图 3 显示,未考虑和考虑 CO_2排放时干旱指数呈现相反趋势。标准 SPEI 揭示了低排放至高排放情景下强度递增的不显著干旱化趋势。其中,SSP1 -2.6 和 SSP5 -8.5 下 SPEI 平均 Sen 斜率分别为 -0.000 4、-0.001 3 a^{-1}。SPEI(CO_2)揭示了低排放至高排放情景下强度递增的不显著湿润化趋势,其中 SSP1 -2.6 和 SSP5 -8.5 情景下平均 Sen 斜率分别为 0.000 1、0.001 a^{-1}。未考虑和考虑 CO_2排放时,未来 SSP5 -8.5 情景下北方干旱半干旱区(NASR)和青藏高原区(QTP)的干旱化和湿润化趋势相对其他区域更明显。

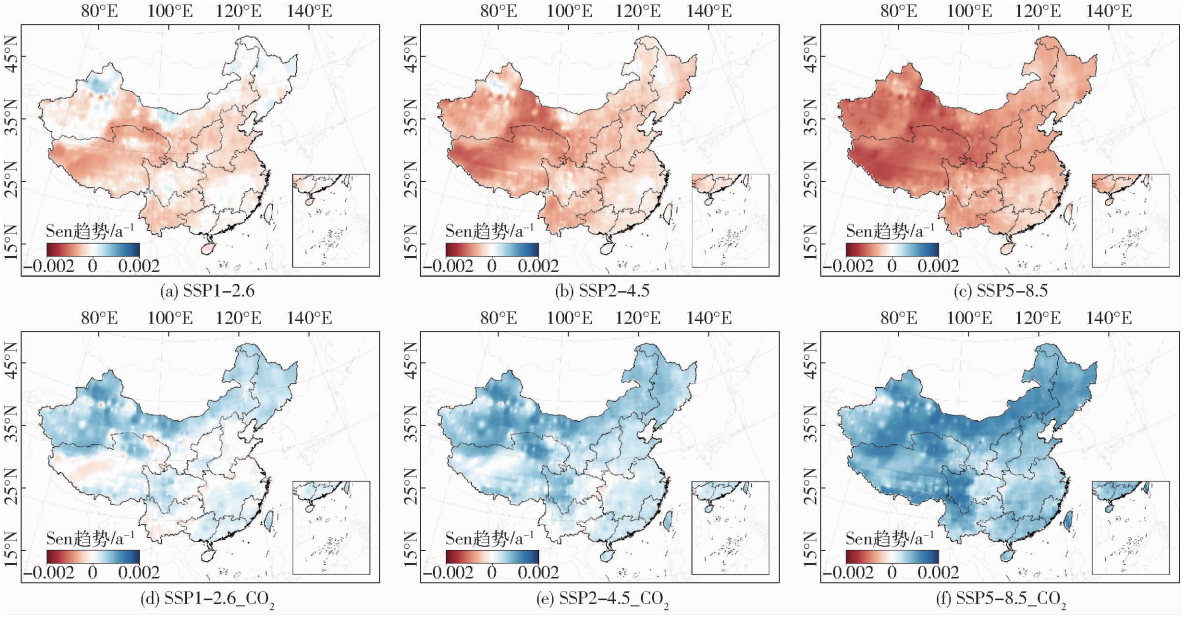


图 3　2023—2100 年九大农业区 3 种排放情景下 SPEI 与 SPEI(CO_2)变化趋势

Fig. 3　Dynamic trends of SPEI and SPEI (CO_2) under three emission scenarios in nine agricultural regions from 2023 to 2100

3.2　耕地面积干旱暴露度

结合逐年耕地面积和干旱频率,计算了 1990—2022 年和 2023—2100 年 SPEI 和 SPEI(CO_2)下中国耕地面积暴露度,结果如图 4 所示。

图 4a、4e 表明,历史时期基于 SPEI 和 SPEI(CO_2)的耕地面积暴露度呈现显著空间异质性,高暴露区(大于 50 km^2/a)集中分布于胡焕庸线以南的湿润、半湿润地区,北方干旱半干旱区(NASR)暴露度相对较低(小于 50 km^2/a)。图 4i 中暴露度相对差异量显示,SPEI(CO_2)相对于 SPEI 的网格暴露度平均下降约 8%,尤以东北平原区(NCP,暴露度平均下降 12.2%)和黄淮海平原(HHHP,暴露度平均下降 11.3%)最为显著。

2023—2100 年,标准 SPEI 下的耕地暴露度呈现显著的气候情景依赖性(图 4b ~4d)。SSP1 -2.6 低排放情景表现出最低的耕地暴露水平,高暴露区(暴露强度大于 50 km^2/a)约占耕地总面积的 20%,网格平均耕地面积暴露度仅为 33 km^2/a。相反,SSP5 -8.5 高排放情景下耕地暴露度显著升高,高暴露区占比增至 69%,网格平均耕地暴露度达 57 km^2/a。SSP2 -4.5 中等排放情景的耕地面积暴露度介于两者之间,网格平均暴露度为 43 km^2/a。

图 4f ~4h 表明,改进 SPEI(CO_2)的耕地暴露度由低至高排放情景变化时暴露度呈减小趋势,与标准 SPEI 的暴露度增强趋势相反。SSP1 -2.6_CO_2 情景下网格平均暴露度降至 18 km^2/a,较 SSP1 -2.6 情景下降 45%。SSP5 -8.5_CO_2平均暴露度则降至 10 km^2/a,较 SSP5 -8.5 情景下降 82%。

图 4j ~4l 表明,在 SPEI(CO_2)表征下耕地干旱暴露度较标准 SPEI 计算结果均显著降低,且下降幅度由 SSP1 -2.6 至 SSP5 -8.5 递增。这一现象的主要机制可能与 CO_2浓度升高对植被生理过程的调控作用有关。CO_2浓度上升会诱导植物气孔导度下降,在维持光合效率的同时减少单位水分蒸腾损耗,从而提高水分利用效率。同时,高 CO_2浓度环境可抑制呼吸作用对碳水化合物的消耗,进一步优化植物碳同化与水分代谢的平衡[17]。这种“二氧化碳施肥效应”在高排放情景下因 CO_2浓度增幅更大而表

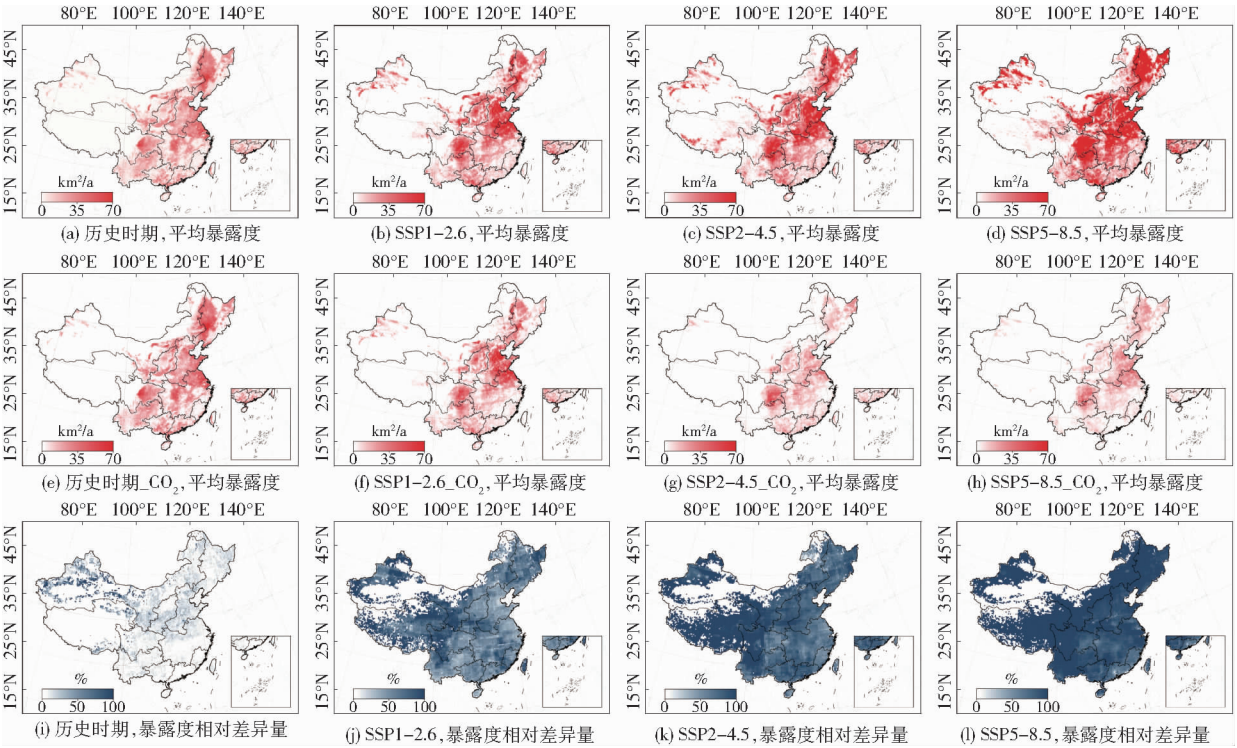


图 4 历史时期(1990—2022 年)及未来时期(2023—2100 年)3 种不同排放情景下基于 SPEI、SPEI(CO_2)的耕地面积暴露度及其相对差异量空间分布

Fig. 4 Spatial distributions of cropland exposure and their relative differences based on SPEI and SPEI (CO_2) during the historical period (1990—2022) and under three different emission scenarios in the future period (2023—2100)

现更为显著,从而通过降低生态系统蒸散发量,有效缓解气象干旱对农业系统的胁迫。进一步地,为探究不同地区耕地面积暴露度的时间变化特征,对九大农业区耕地面积暴露度进行了统计,结果见图 5。

图 5 表明,2023—2100 年 3 种排放情景下九大农业区耕地面积的干旱暴露度变化趋势较为一致,均呈现非线性增长,且存在显著的空间异质性。标准 SPEI 表征下耕地面积的干旱暴露度在黄淮海平原区(HHHP)、北方干旱半干旱区(NASR)呈显著增长趋势,其平均增长率分别为 1.26×10^4 km²/a 和 1.38×10^4 km²/a,且分别在 2050、2070 年后增长率显著提升。在 SPEI(CO_2)表征下耕地面积的干旱暴露度在东北平原区(NCP)、华南区(SC)呈现微弱减少趋势,其平均减少率分别为 2.4×10^3 km²/a 和 9.0×10^2 km²/a。可见,SPEI 和 SPEI(CO_2)表征下干旱暴露度时程演变差异显著。值得注意的是,SPEI 表征下北方干旱半干旱区(NASR)以及东北平原区(NCP)在 2090 年前后出现暴露度极大值,分别达 3.3×10^5、3.5×10^5 km²/a。但当考虑 CO_2 的影响时,对应年份的暴露度极大值减少为 1.7×10^5、1.9×10^5 km²/a。可见,不考虑 CO_2 影响将高估耕地面积干旱暴露度。

3.3 气候、耕地及两者协同效应的暴露度归因

为深入探究气候变化、耕地变化及其协同效应对耕地暴露度变化的贡献,按式(9)进行分解,结果如图 6 所示。结果表明,不考虑 CO_2 影响下,未来近期(2021—2040 年)九大农业区在 3 种排放情景下的耕地暴露度主要受气候变化影响(图 6a~6c),其中黄淮海(HHHP)、长江中下游(MLYP)以及东北平原区(NCP)所受影响最为显著,气候变化在 3 种作用中占比均超过 94%,相较于基准期分别使暴露面积下降 3.68×10^4、3.13×10^4、3.4×10^4 km²。这种减少可能源于近期气候变暖伴随的降水格局改变,使得部分农业区水分胁迫暂时缓解。未来中期(2041—2060 年)的 SSP1-2.6 及 SSP5-8.5 情景下各农业区气候变化的贡献率与未来近期较相似(图 6d、6f)。但在 SSP2-4.5 情景下(图 6e),长江中下游地区(MLYP),北方干旱半干旱地区(NASR)以及青藏高原区(QTP)的耕地贡献不可忽视,其在 3 个地区的贡献占比分别为 29%、31% 和 61%,分别使暴露面积相较于基准期增加 8.5×10^3、7.2×10^3、9.6×10^3 km²。

未来远期(2081—2100 年)显示了更为复杂的相互作用机制。在 SSP2-4.5 和 SSP5-8.5 情景下(图 6h、6i),气候变化影响对耕地暴露度的正向促进作用显著增强,导致 2080 年后暴露度曲线呈现陡升态势(图 5)。同时,在黄淮海平原(HHHP)也体现出协同效应的负向缓解作用,在 3 种情景下的贡

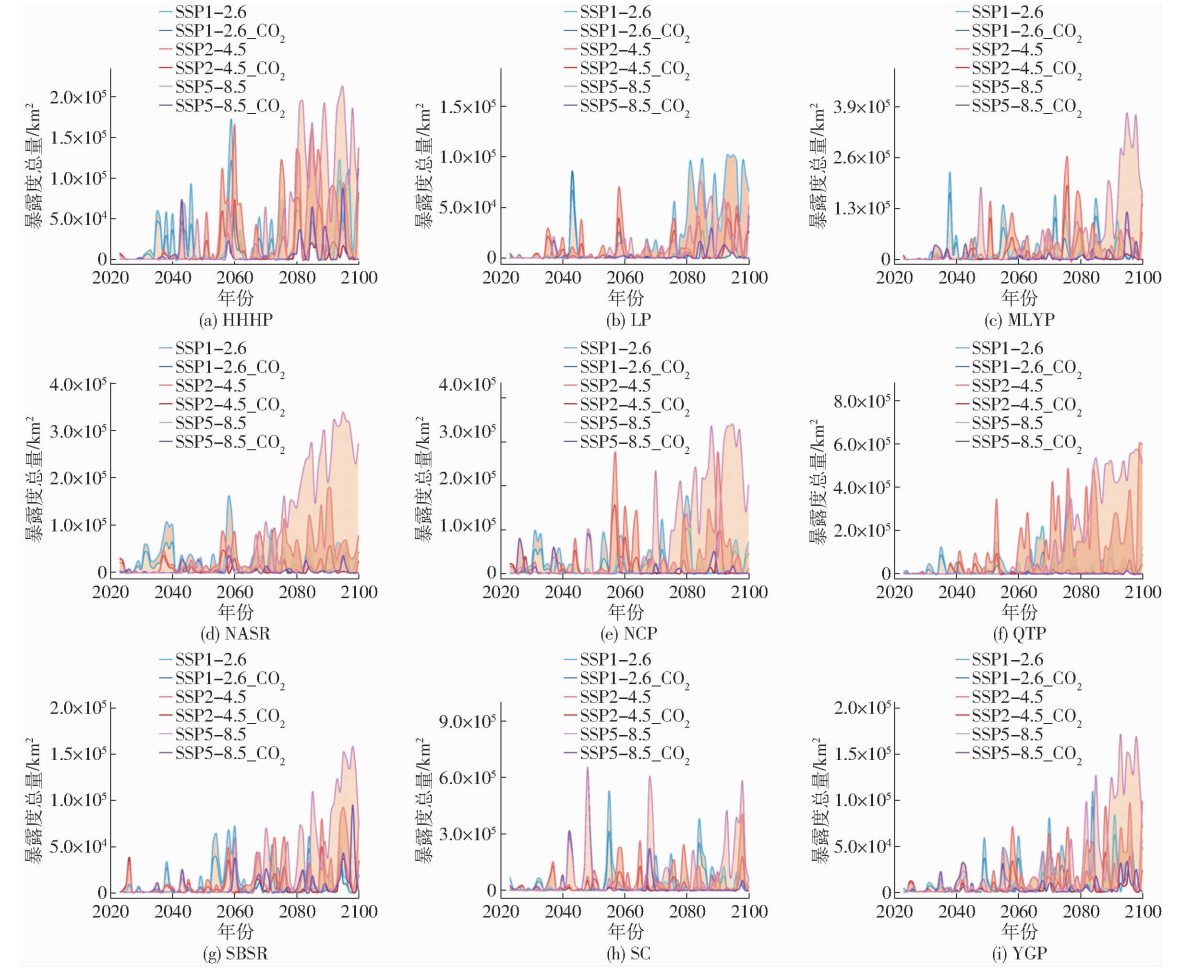


图 5　2023—2100 年 3 种排放情景下九大农业区耕地面积暴露度总量变化曲线

Fig. 5　Temporal evolution of cropland exposure under three emission scenarios in nine agricultural regions from 2023 to 2100

献占比分别为 20%、19% 和 27%，使暴露面积相较于基准期分别下降 1.1×10^4、1.6×10^4、4.8×10^4 km^2。整体而言，在基准期（1995—2014 年）气候变化对暴露度影响较显著的基础上，未来近期和未来中期气候变化主要使耕地的暴露度下降，而在未来远期中、高排放情景下，气候变化将进一步促使耕地暴露度增大。

考虑 CO_2 影响时（图 7），未来近期和未来中期的 3 种排放情景下，CO_2 主要通过增强气候变化的影响程度来改变暴露度格局，其作用方向仍与不考虑 CO_2 时基本一致（图 7a ~ 7f））。但在未来远期，CO_2 的植被生理效应开始显著抵消干旱化趋势，使气候变化对暴露度产生负向缓解效应，呈现相对基准期更低的暴露水平（图 7g ~ 7i）。不同农业区的对比分析表明，黄淮海平原区（HHHP）、长江中下游地区（MLYP）、北方干旱与半干旱地区（NASR）和东北平原区（NCP）4 个关键农业区对 CO_2 效应的响应敏感，这一结果揭示了使用考虑 CO_2 排放的改进 SPEI 的必要性。

3.4　讨论

基于考虑 CO_2 效应的改进 SPEI 指数，系统评估了 CO_2 排放背景下中国干旱化趋势及耕地暴露度特征。研究结果显示，CO_2 效应显著改变了传统干旱评估结论，在 SSP5 - 8.5 高排放情景下，考虑 CO_2 效应的 SPEI（CO_2）使耕地面积干旱暴露度估算值降低。中国北方干旱半干旱区（NASR）表现出更强的 CO_2 缓解效应（干旱暴露度峰值减少 50%），这可能与该区域植被对 CO_2 浓度升高的敏感性较高有关，同时也反映了不同气候带植被生理响应的空间异质性。以上发现与 YANG 等[16] 提出的传统干旱指数因忽略 CO_2 对植被气孔导度的抑制效应（r_s 增加），会系统性高估未来干旱风险的结论一致。同时，与张更喜等[15] 在中国区域的研究相互印证，CO_2 浓度升高通过降低蒸散发，弱化了气候变暖的干旱化影响。归因分析表明，气候变化主导了干旱暴露度演变，但其作用方向随着时间尺度转变。未来近期（2021—2040 年）和中期（2041—2060 年）气候效应对耕地暴露度减少的平均贡献率分别为 73.5% 和 62%，而未来远期（2081—2100 年）气候效应对暴露度增加的平均贡献率为 64%。高浓度 CO_2 通过控制气孔导度，在未来远期逆转了主要耕作区的干旱化趋势，对耕地暴露度减少的平均贡献率为 63%。

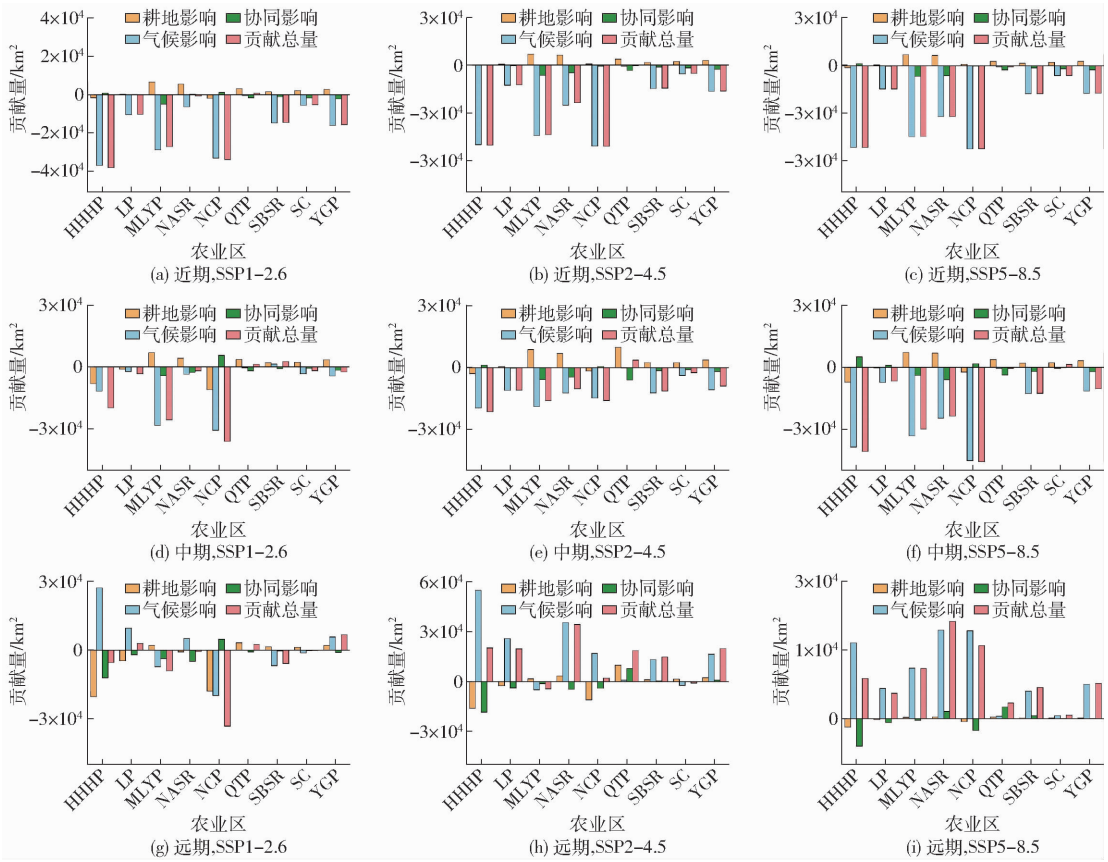


图 6 未来近期、中期和远期九大农业区 3 种排放情景下气候变化、耕地变化及其协同效应对耕地暴露度的贡献分解(基于 SPEI)

Fig. 6 Contribution decomposition of climate change, cropland change, and their synergistic effects on cropland exposure under three scenarios in the near-term, mid-term, and long-term future for nine agricultural regions (based on SPEI)

基于研究结果,建议在农业干旱风险管理中优先采用 SPEI(CO_2)指标,特别是在黄淮海平原(HHHP)等粮食主产区。对于 SSP5-8.5 情景下仍呈现高暴露度的北方干旱半干旱区(NASR),可以通过优化灌溉技术,如地膜覆盖、滴灌技术[38]以及选育耐旱作物品种提升适应能力。同时,耕地变化在青藏高原(QTP)等区域的显著贡献率(61%)表明,退耕还林等生态工程可能加剧局部干旱风险,需在政策设计中审慎权衡生态效益与水资源可持续性。

本研究中,2023—2100 年气候预测数据来自 CMIP6 多模式集合,可能会存在由模型参数误差和结构约束引入的不确定性,建议未来研究通过整合原位观测数据、模型模拟结果和多源遥感产品以提升数据可信度。其次,在数据处理过程中,采用反距离权重法将耕地数据重采样到 0.083°网格可能引入离散化误差,从而影响耕地暴露度计算的准确性。最后,当前的暴露度评估主要基于干旱频率指标,尚未充分考虑作物生长动态、品种抗旱性差异、农业管理措施(如灌溉)以及政策调控等因素对实际干旱暴露程度的影响,未来研究需建立更加综合的暴露度评估框架。

综合而言,本研究证实 CO_2 浓度升高通过植被生理调节显著缓解了中国耕地的干旱暴露度,但仍存在若干关键科学问题亟待解决。首先,需发展融合多源观测数据的气候模式校正方法,以降低 CMIP6 模拟的不确定性;其次,需建立更高精度的耕地数据处理方法,解决当前重采样过程引入的误差问题;最重要的是,必须构建包含作物生理响应、农业管理措施和气候-社会协同演变过程的综合暴露度评估框架。此外,未来研究可着重解决以下关键科学问题:①不同植被类型下 PET(CO_2)的定量表征。②极端气候事件与 CO_2 效应的非线性相互作用。③长期气候变化背景下耕地利用模式的适应性调整。这些问题的解决将有助于建立更可靠的干旱预测和耕地暴露度预测模型,为可持续农业发展提供科学支撑。

4 结论

(1)历史时期(1990—2022 年)传统耕作区耕地面积持续缩减,其中黄淮海平原(HHHP)网格平均缩减率为 1.93 km^2/a,而北方干旱半干旱区

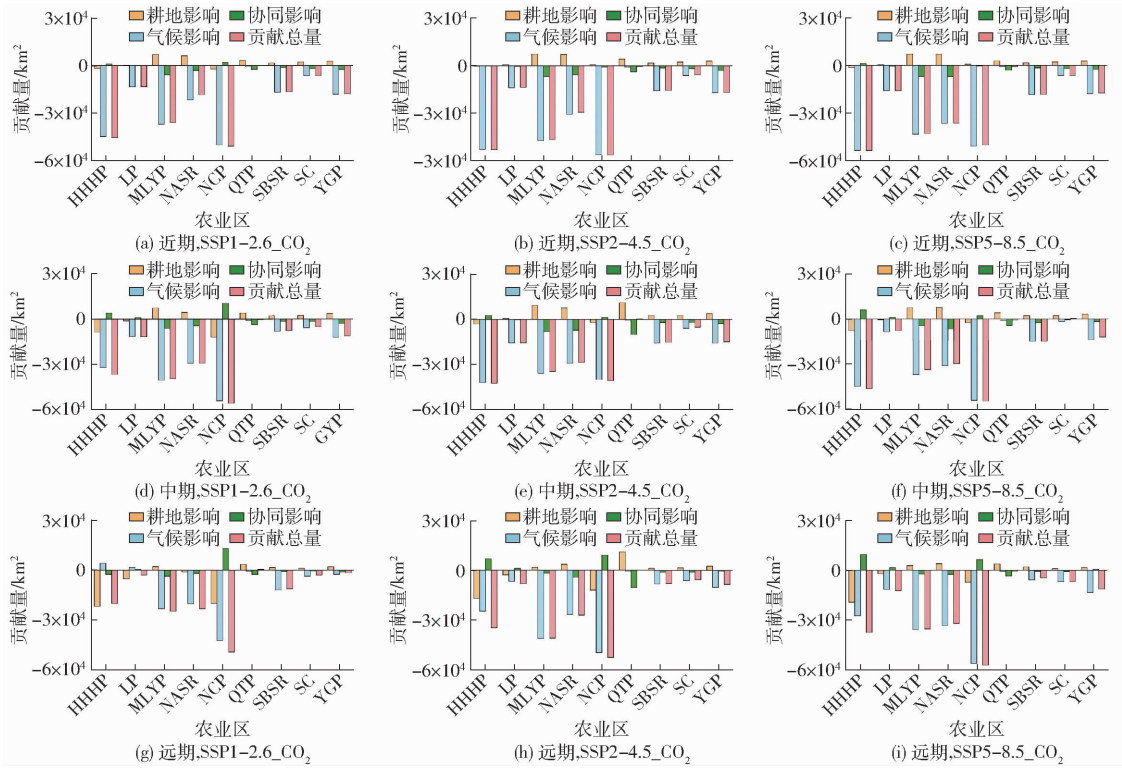


图 7　未来近期、中期和远期九大农业区 3 种排放情景下气候变化、耕地变化及其协同效应对耕地暴露度的贡献分解（基于 SPEI(CO_2)）

Fig. 7　Contribution decomposition of climate change, cropland change, and their synergistic effects on cropland exposure under three scenarios in near-term, mid-term, and long-term future for nine agricultural regions (based on SPEI(CO_2))

(NASR)逆势扩张(0.31 km^2/a)。1961—2022 年全国 77% 区域呈干旱化趋势,考虑 CO_2 效应后该比例降至 64%。2023—2100 年,标准 SPEI 显示与排放强度正相关的微弱干旱化趋势,而 CO_2 效应使其转为微弱湿润化趋势。

(2)历史时期耕地高暴露区(大于 50 km^2/a)集中位于胡焕庸线以南,CO_2 效应使耕地暴露度平均下降 8%。2023—2100 年,标准 SPEI 下 SSP5－8.5 情景的网格平均暴露度为 57 km^2/a,CO_2 效应使其下降为 10 km^2/a。2090 年前后,北方干旱半干旱区(NASR)和东北平原(NCP)在标准 SPEI 下的暴露度峰值(3.3×10^5、3.5×10^5 km^2/a)被 CO_2 效应大幅削减(分别降至 1.7×10^5、1.9×10^5 km^2/a),忽略 CO_2 影响会显著高估未来耕地暴露度。

(3)未来近期(2021—2040 年),气候变化在三大主产区(黄淮海(HHHP)、长江中下游(MLYP)、东北平原(NCP))贡献率均超过 94%,导致耕地暴露面积显著减少;而未来中期(2041—2060 年),中等排放情景(SSP2－4.5)下耕地变化在部分区域(如青藏高原(QTP))贡献率可达 61%,凸显了土地利用调控的重要性。未来远期(2081—2100 年),CO_2 效应将发挥关键调节作用,其生理效应可逆转气候变暖的干旱化影响,使部分区域暴露度低于基准水平。

(4)综上所述,CO_2 浓度升高对植被蒸散的抑制效应可部分抵消气候变暖的干旱化影响。在未来排放情景下,建议将考虑 CO_2 效应的改进 SPEI 纳入农业风险评估体系,特别是在粮食主产区高排放情景下的长期规划中需统筹考虑 CO_2 效应。

参　考　文　献

[1] WU D, CHEN J, XIONG L, et al. Assessing global drought conditions under climate change: a comparison of stationary and non-stationary approaches and identification of hotspot regions[J]. Journal of Hydrology, 2024, 640: 131663.

[2] CHRISTIAN J I, GRACE T M, FELLMAN B J, et al. The flash droughts across the south-central United States in 2022: drivers, predictability, and impacts[J]. Weather and Climate Extremes, 2024, 46: 100730.

[3] SMITH A B, MATTHEWS J L. Quantifying uncertainty and variable sensitivity within the US billion-dollar weather and climate disaster cost estimates[J]. Natural Hazards, 2015, 77(3): 1829－1851.

[4] CARRÃO H, NAUMANN G, BARBOSA P. Mapping global patterns of drought risk: an empirical framework based on sub-national estimates of hazard, exposure and vulnerability[J]. Global Environmental Change, 2016, 39: 108－124.

[5] CHEN J. Regional heterogeneity in the impacts of drought in China[J]. International Economics, 2025, 183: 100611.

[6] MA M, QU Y, LYU J, et al. The 2022 extreme drought in the Yangtze River Basin: characteristics, causes and response

strategies[J]. River, 2022, 1(2): 162 – 171.
[7] 赵佳琪, 张强, 朱秀迪, 等. 中国旱灾风险定量评估[J]. 生态学报, 2021, 41(3): 1021 – 1031.
ZHAO Jiaqi, ZHANG Qiang, ZHU Xiudi, et al. Quantitative assessment of drought risk in China[J]. Acta Ecologica Sinica, 2021, 41(3): 1021 – 1031. (in Chinese)
[8] 金菊良, 郦建强, 周玉良, 等. 旱灾风险评估的初步理论框架[J]. 灾害学, 2014, 29(3): 1 – 10.
JIN Juliang, LI Jianqiang, ZHOU Yuliang, et al. Research on the theoretical framework of drought risk assessment[J]. Journal of Catastrophology, 2014, 29(3): 1 – 10. (in Chinese)
[9] FANG W, HUANG Q, HUANG G, et al. Assessment of dynamic drought-induced ecosystem risk: integrating time-varying hazard frequency, exposure and vulnerability[J]. Journal of Environmental Management, 2023, 342: 118176.
[10] WANG X, LIN Q, WU Z, et al. Agricultural GDP exposure to drought and its machine learning-based prediction in the Jialing River Basin, China[J]. Agricultural Water Management, 2025, 307: 109265.
[11] JONES B, O'NEILL B C, MCDANIEL L, et al. Future population exposure to US heat extremes[J]. Nature Climate Change, 2015, 5(7): 652 – 655.
[12] WANG W, STRAFFELINI E, TAROLLI P. 44% of steep slope cropland in Europe vulnerable to drought[J]. Geography and Sustainability, 2024, 5(1): 89 – 95.
[13] 王安乾, 陶辉, 方泽华. 升温 1.5℃和 2.0℃情景下中亚地区干旱耕地暴露度研究[J]. 气候变化研究进展, 2022, 18(6): 695 – 706.
WANG Anqian, TAO Hui, FANG Zehua. Cropland exposure to drought in Central Asia under the 1.5℃ and 2.0℃ global warming scenarios[J]. Advances in Climate Change Research, 2022, 18(6): 695 – 706. (in Chinese)
[14] 章静. 增暖背景下中国干旱变化及未来耕地暴露度研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2022.
ZHANG Jing. Research on drought changes and future cultivated land exposure in China under the background of warming [D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2022. (in Chinese)
[15] 张更喜, 粟晓玲, 刘文斐. 考虑 CO_2浓度影响的中国未来干旱趋势变化[J]. 农业工程学报, 2021, 37(1): 84 – 91.
ZHANG Gengxi, SU Xiaoling, LIU Wenfei. Future drought trend in China considering CO_2 concentration[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(1): 84 – 91. (in Chinese)
[16] YANG Y, RODERICK M L, ZHANG S, et al. Hydrologic implications of vegetation response to elevated CO_2 in climate projections[J]. Nature Climate Change, 2019, 9(1): 44 – 48.
[17] MILLY P C D, DUNNE K A. Potential evapotranspiration and continental drying[J]. Nature Climate Change, 2016, 6(10): 946 – 949.
[18] NOVICK K A, FICKLIN D L, STOY P C, et al. The increasing importance of atmospheric demand for ecosystem water and carbon fluxes[J]. Nature Climate Change, 2016, 6(11): 1023 – 1027.
[19] YANG Y, ZHANG S, RODERICK M L, et al. Comparing palmer drought severity index drought assessments using the traditional offline approach with direct climate model outputs[J]. Hydrol. Earth Syst. Sci., 2020, 24(6): 2921 – 2930.
[20] LV A, YANG X, ZHANG W, et al. Integrated soil moisture fusion for enhanced agricultural drought monitoring in China[J]. Agricultural Water Management, 2025, 311: 109401.
[21] 张存杰, 张思齐, 宁惠芳. 近 60 a 中国极端天气气候事件变化趋势及 2023 年特征分析[J]. 干旱气象, 2024, 42(4): 536 – 552.
ZHANG Cunjie, ZHANG Siqi, NING Huifang. Trends of extreme weather and climate events in China in recent 60 years and their characteristics in 2023[J]. Journal of Arid Meteorology, 2024, 42(4): 536 – 552. (in Chinese)
[22] YANG J, HUANG X. The 30 m annual land cover dataset and its dynamics in China from 1990 to 2019[J]. Earth Syst. Sci. Data, 2021, 13(8): 3907 – 3925.
[23] 朱欢欢, 姜胜, 江志红. 基于可靠性集合平均方法的全球 1.5/2.0℃变暖下中国极端气候的未来预估[J]. 地球科学进展, 2022, 37(6): 612 – 626.
ZHU Huanhuan, JIANG Sheng, JIANG Zhihong. Projection of climate extremes over China in response to 1.5/2.0℃ global warming based on the reliability ensemble averaging[J]. Advances in Earth Science, 2022, 37(6): 612 – 626. (in Chinese)
[24] ZHANG T, CHENG C, WU X. Mapping the spatial heterogeneity of global land use and land cover from 2020 to 2100 at a 1 km resolution[J]. Scientific Data, 2023, 10(1): 748.
[25] JI P, CHEN J, CHEN R, et al. Nitrogen and phosphorus trends in lake sediments of China may diverge[J]. Nature Communications, 2024, 15(1): 2644.
[26] MI Y, LI S, WANG Z. Spatial distribution and topographic gradient effects of habitat quality in the Chang – Zhu – Tan Urban Agglomeration, China[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 22563.
[27] VICENTE-SERRANO S M, BEGUERÍA S, LÓPEZ-MORENO J I. A multiscalar drought index sensitive to global warming: the standardized precipitation evapotranspiration index[J]. Journal of Climate, 2010, 23(7): 1696 – 1718.
[28] GUMUS V. Evaluating the effect of the SPI and SPEI methods on drought monitoring over Turkey[J]. Journal of Hydrology, 2023, 626: 130386.
[29] 姚宁, 蒋昆昊, 谢文馨, 等. 气候变化背景下山西省气象干旱时空演变特征[J]. 农业机械学报, 2024,55(1): 270 – 281.
YAO Ning, JIANG Kunhao, XIE Wenxin, et al. Temporal and spatial evolution of drought disasters in Shanxi Province under background of climate change[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(1):270 – 281. (in Chinese)

(下转第 332 页)

[16] KIM H J, LEE H D, KANG J. Multi-objective optimization of stormwater pipe networks and on-line stormwater treatment devices in an ultra-urban setting[J]. Membrane Water Treatment,2019,10(1):75 - 82.
[17] NEGIN Z, ARASH A, MEHDI M H. Improvement of the performance of NSGA - Ⅱ and MOPSO algorithms in multi-objective optimization of urban water distribution networks based on modification of decision space[J]. Applied Water Science,2022,12(6):1 - 12.
[18] ALVES S D F, SOUZA D M N J, COSTA H L A. Multi-objective design optimization of natural gas transmission networks[J]. Computers and Chemical Engineering,2016,93:212 - 220.
[19] KUMAR A A, RAJESH K, P. K S, et al. A multi-objective model for optimizing hydrogen injected-high pressure natural gas pipeline networks[J]. International Journal of Hydrogen Energy,2023,48(76):29699 - 29723.
[20] 宋博,钱治丞,赵冰,等. 机压滴灌管网优化设计与应用[J]. 黑龙江大学自然科学学报,2022,39(2):222 - 230.
SONG Bo, QIAN Zhicheng, ZHAO Bing, et al. Optimization design and application of drip irrigation pipe network[J]. Journal of Natural Science of Heilongjiang University, 2022, 39(2): 222 - 230. (in Chinese)
[21] CARRIÓN F, SANCHEZ-VIZCAINO J, CORCOLES I J, et al. Optimization of groundwater abstraction system and distribution pipe in pressurized irrigation systems for minimum cost[J]. Irrigation Science,2016,34(2):145 - 159.
[22] KIM J H, GEEN Z W, JUNG D, et al. Advances in harmony search[M]// Soft computing and applications. Cham, Switzerl: Springer, 2020.
[23] GEEM Z, KIM J, LOGANATHAN G. A new heuristic optimization algorithm: harmony search[J]. Simulation, 2001, 76(2):60 - 68.
[24] YANG X S. A new metaheuristic batinspired algorithm[M]// Nature inspired cooperateve strategies for optimization. Berlin: Springer, 2010: 65 - 74.
[25] 李千禧,何武全,李渤,等. 基于混合和谐搜索算法的自压滴灌田间管网多目标优化设计[J]. 节水灌溉,2024(6):40 - 45.
LI Qianxi, HE Wuquan, LI Bo, et al. Multi-objective optimization design of self-pressure drip irrigation field pipe network based on mixed harmony search algorithm[J]. Water Saving Irrigation, 2024(6): 40 - 45. (in Chinese)
[26] 马朋辉,刘韩生,胡亚瑾. 机压微灌管网系统布置与管径同步优化设计[J]. 农业机械学报,2019,50(4):236 - 244.
MA Penghui, LIU Hansheng, HU Yajin. Simultaneous optimization of layout and pipe diameter for pumping micro-irrigation pipe network system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(4): 236 - 244. (in Chinese)

(上接第 322 页)

[30] 袁丽华, 蒋卫国, 申文明, 等. 2000—2010 年黄河流域植被覆盖的时空变化[J]. 生态学报, 2013, 33(24): 7798 - 7806.
YUAN Lihua, JIANG Weiguo, SHEN Wenming, et al. The spatio-temporal variations of vegetation cover in the Yellow River Basin from 2000 to 2010[J]. Acta Ecologica Sinica, 2013, 33(24): 7798 - 7806. (in Chinese)
[31] 张寅飞, 杨雅萍, 乐夏芳, 等. 蒙古高原 500 m 分辨率植被物候及变化趋势数据集(2001—2019 年)[J]. 中国科学数据(中英文网络版), 2023, 8(1): 23 - 36.
ZHANG Yinfei, YANG Yaping, YUE Xiafang, et al. A dataset of vegetation phenology and change trends with a resolution of 500 m of on the Mongolian Plateau(2001—2019)[J]. China Scientific Data(Chinese/English Online), 2023, 8(1): 23 - 36. (in Chinese)
[32] ZUO D, HAN Y, XU Z, et al. Time-lag effects of climatic change and drought on vegetation dynamics in an alpine river basin of the Tibet Plateau, China[J]. Journal of Hydrology, 2021, 600: 126532.
[33] VERHOEVEN E, WARDLE G M, ROTH G W, et al. Characterising the spatiotemporal dynamics of drought and wet events in Australia[J]. Science of the Total Environment, 2022, 846: 157480.
[34] SAWUT R, LI Y, KASIMU A, et al. Examining the spatially varying effects of climatic and environmental pollution factors on the NDVI based on their spatially heterogeneous relationships in Bohai Rim, China[J]. Journal of Hydrology, 2023, 617: 128815.
[35] DAS J, DAS S, UMAMAHESH N V. Population exposure to drought severities under shared socioeconomic pathways scenarios in India[J]. Science of the Total Environment, 2023, 867: 161566.
[36] WANG A, TAO H, DING G, et al. Global cropland exposure to extreme compound drought heatwave events under future climate change[J]. Weather and Climate Extremes, 2023, 40: 100559.
[37] GAO Y, YU Z, ZHOU M, et al. Optimal reliability ensemble averaging approach for robust climate projections over China[J]. International Journal of Climatology, 2024, 44(9): 2852 - 2875.
[38] 王剑, 刘正亮, 王夺, 等. 加气滴灌旋流式微纳米气泡发生器运行工况优化[J]. 农业机械学报, 2025,56(2): 357 - 369,401.
WANG Jian, LIU Zhengliang, WANG Duo, et al. Working condition optimization of swirling micro and nano bubble generator for aerated drip irrigation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2025,56(2):357 - 369,401. (in Chinese)