科学通报 2026 年 第 71 卷 第 18 期: 4361 ~ 4376
论 文
《中国科学》杂志社
SCIENCE CHINA PRESS

中国四大主粮作物最适温度的空间格局及未来风险评估

吴欣宇[1,2], 张朝[1,2*], 王晗[1,2], 徐佳路[1,2], 陶福禄[3,4]

1. 北京师范大学国家安全与应急管理学院, 北京 100875
2. 北京师范大学, 教育部巨灾模拟与系统性风险应对国际合作联合实验室, 珠海 519087
3. 中国科学院地理科学与资源研究所, 陆地表层格局与模拟重点实验室, 北京 100101
4. 中国科学院大学资源与环境学院, 北京 100049
* 联系人, E-mail: zhangzhao@bnu.edu.cn

2025-11-03 收稿, 2026-01-13 修回, 2026-04-14 接受, 2026-05-27 网络版发表
国家自然科学基金(42061144003)和联合国教科文组织科学促进可持续发展国际十年(2024~2033, IDSSD)实施战略计划资助

摘要 农业系统是对气候变化最敏感的产业之一, 气候变暖对我国粮食生产带来显著风险. 作物最适温度(T_{opt})作为衡量作物对温度响应的重要指标, 对评估高温风险和产量变化具有重要意义. 本文基于2001~2023年温度和作物生产力数据, 结合农业区划与作物分布信息, 分析了我国四大主粮作物(水稻、小麦、玉米和大豆)T_{opt}的空间分布特征, 并量化了忽略T_{opt}空间异质性对作物生产力估算的偏差, 同时预测了2030和2050年未来气温超越T_{opt}的风险. 研究结果显示: (1) 水稻、小麦、玉米和大豆的平均T_{opt}分别为31.7、26.1、29.3、31.0℃. 作物T_{opt}存在显著空间异质性, 南方地区的T_{opt}普遍高于北方及高原地区. (2) 忽略T_{opt}空间异质性而采用均一化假设会引入GPP估算的显著偏差, 其中水稻、小麦和大豆表现为生产力被高估, 玉米表现为低估. (3) 未来气候变暖情景下, 到2030年, 水稻、玉米和大豆超过86%的种植区将遭遇气温超过T_{opt}的状况, 小麦超过45%的种植区面临相似风险; 到2050年, 作物面临的温度超过T_{opt}的风险将进一步加剧. 研究结果为我国主要作物高温适应性管理与粮食安全保障提供了科学依据, 也为作物模型参数化和区域化气候风险评估提供了理论参考.

关键词 主粮作物, 最适温度, 总初级生产力, 空间异质性, 气候变暖

农业作为对气候变化最敏感的产业之一, 在全球变暖背景下, 其脆弱性不断增强, 面临日益复杂和严峻的气候风险挑战[1~3]. 近几十年来, 全球农业区经历了前所未有的气候变化[4], 主要表现为大气CO_2浓度上升、气温显著升高以及降水格局的改变[5,6]. 这些变化对全球粮食安全构成了严峻挑战[7], 尤其是升温通过抑制光合效率、加剧干旱胁迫等方式, 显著增加了作物减产风险[8,9]. 研究表明, 全球气温每升高1℃, 小麦、水稻、玉米、大豆这四大主要粮食作物的平均产量将分别下降6.0%、3.2%、7.4%、3.1%[10]. 在中国, 气温每升高1℃, 作物减产幅度可达2.6%~12.7%[11], 显示出我国农业系统对气候变暖的高度敏感性[12].

尽管总体上气候变暖导致作物减产, 但不同作物、地区甚至品种对温度的响应存在显著差异. 这种差异性受到物种生理特性[13,14]、品种间遗传变异[15,16]、环境条件[17]及农业管理措施[18]等多重因素影响. 其中, 作物的最适温度(T_{opt})是刻画其对温度响应的关键阈值[19,20], 代表光合效率或产量潜力达到峰值时的温度. 作物对温度的响应通常呈现单峰型曲线, T_{opt}位于响应曲线的顶点[21~23]. 当气温低于T_{opt}时, 升温可能提升产量, 而超过T_{opt}后, 产量则会出现非线性下降[24]. 因此, T_{opt}不仅是理解作物温度响应机制的核心参数, 也是预

引用格式: 吴欣宇, 张朝, 王晗, 等. 中国四大主粮作物最适温度的空间格局及未来风险评估. 科学通报, 2026, 71: 4361–4376
Wu X, Zhang Z, Wang H, et al. Spatial patterns and future risk assessment of temperature optima for China's four major crops (in Chinese). Chin Sci Bull, 2026, 71: 4361–4376, doi: 10.1360/CSB-2025-5734

© 2026《中国科学》杂志社

测未来气候变暖风险的关键指标.

目前, T_{opt}通常根据温度与植被总初级生产力(GPP)之间的关系确定[25~27]. 近年来, 利用近红外植被反射率(NIRv)、太阳诱导叶绿素荧光(SIF)等指标作为GPP代理变量的方法被广泛应用于生态系统尺度的T_{opt}估算[27~30]. 然而, 这类研究主要聚焦于生态系统和植被, 对农业系统中作物T_{opt}的空间分布关注不足. 现有作物模型往往将T_{opt}简化为时间静态、空间均一的固定参数, 忽视了区域差异[31~33]. 这种假设难以准确反映作物对气候变化的响应, 可能导致作物产量模拟存在系统性偏差, 从而增加气候风险评估的不确定性. 对于人口规模庞大、粮食需求持续增长的中国而言, 这类偏差可能对粮食安全与农业可持续发展带来潜在挑战.

因此, 在气候变暖背景下, 针对我国主要粮食作物进行T_{opt}空间分布研究, 识别其区域差异, 并进一步预测未来气温超越T_{opt}的风险, 不仅有助于准确评估气候变化影响、提升作物模型模拟能力, 也为我国制定区域化的农业气候适应策略、保障粮食安全与可持续发展提供了科学依据. 基于上述考虑, 本文聚焦于我国四大主粮作物, 即水稻、小麦、玉米和大豆, 利用2001~2023年温度和生产力数据, 并结合农业区划和作物分布数据, 分析四大作物T_{opt}的空间分布格局, 揭示不同作物及农业区之间的差异, 评估均一化和空间异质性T_{opt}条件下的作物GPP偏差, 并预测2030年和2050年未来温度超越T_{opt}的风险. 研究结果有助于深化对作物温度响应机制的理解, 为我国主要作物的高温适应性管理和粮食安全保障提供参考.

1 数据与方法

本文基于生长季内的多源遥感、气象及作物分布数据, 围绕作物温度与光合生产力之间的响应关系, 识别T_{opt}并分析其空间分布特征, 在此基础上进一步探讨作物生产力估算偏差及未来高温风险(图1). 具体而言, 首先, 基于生长季内的日最高气温与遥感光合指标数据, 采用抛物线模型刻画作物温度响应曲线, 从而识别逐像元尺度的T_{opt}及其空间差异; 其次, 基于识别得到的T_{opt}, 结合温度响应曲线和混合效应模型, 对比空间均一化与空间异质性T_{opt}假设下的作物生产力估算结

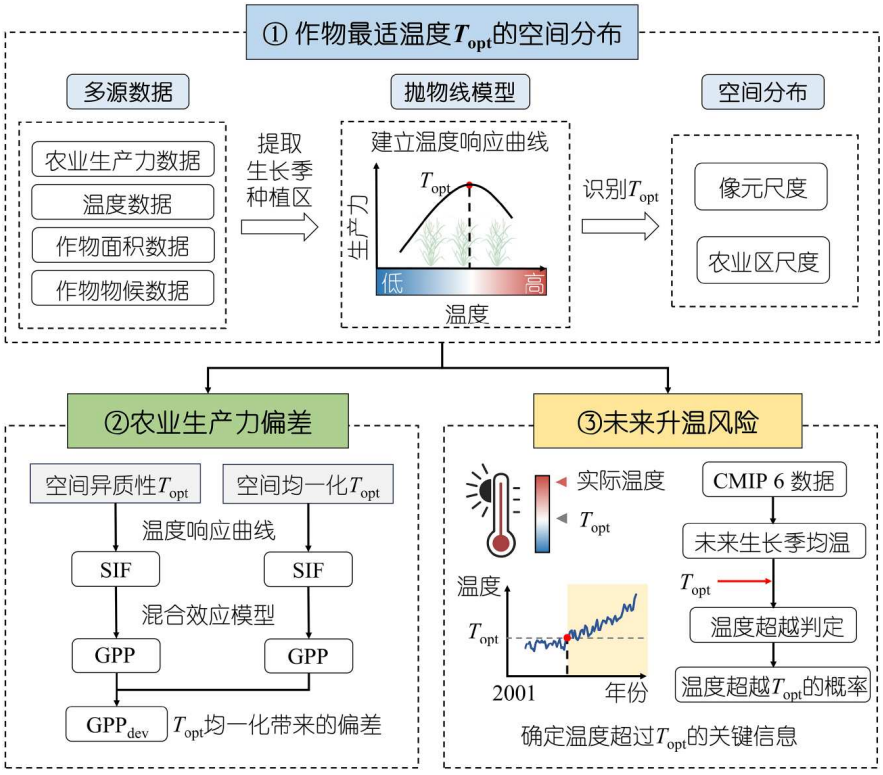


图 1 (网络版彩色)研究流程图
Figure 1 (Color online) Research flowchart

果, 量化由T_{opt}均一化假设引入的潜在偏差; 最后, 基于CMIP6多模式集合的未来气候数据, 评估不同气候情景下作物生长季气温超越T_{opt}的潜在风险.

1.1 数据来源及处理

为表征作物生产力并估算T_{opt}, 本研究使用了SIF作为光合生产力指标. SIF作为绿色植物吸收太阳能后重新辐射出的微弱光信号, 可反映植被光合作用强度, 与GPP表现出高度相关[34]. 与传统植被指数相比, SIF能够更准确地反映光合作用过程[35], 因此在大尺度作物产量监测中具备显著优势[36]. 本文采用的SIF数据来自基于OCO-2卫星构建的全球SIF数据集(GOSIF)[37], 时间范围为2001~2023年, 空间分辨率为0.05°, 时间分辨率为8天. GOSIF通过融合OCO-2观测、MODIS遥感产品与气象再分析数据, 以数据驱动方式生成, 具备良好的时空一致性与可信度[37]. 将SIF数据空间重采样至0.1°, 以匹配其他气候与遥感数据尺度.

温度数据来自欧洲中期天气预报中心(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, ECMWF)发布的ERA5-Land再分析产品[38]. 本文采用2001~2023年的逐日最高温度(T_{max})数据, 原始空间分辨率为0.1°, 将其聚合为8天平均值.

通量站数据来自多个涡度相关观测网络, 包括FLUXNET2015(fluxnet.org)、FLUXNET-CH4、AmeriFlux(ameriflux.lbl.gov)、OzFlux(ozflux.org.au)、European Fluxes Database Cluster(europe-fluxdata.eu)以及ChinaFLUX(chinaflux.org). 所用数据均经过统一的质量控制和缺失值填补处理. 本文选取通量站半小时尺度的T_{max}和GPP数据, 并将其聚合至8天时间尺度, 以保证与遥感数据在时间分辨率上的一致性. 所选通量站覆盖主要农田生态系统类型, 包括水稻(n=18)、小麦(n=37)、玉米(n=43)和大豆(n=32).

未来气候模拟数据来自耦合模式比较计划第六阶段(CMIP6)中9个气候模式(ACCESS-ESM1-5、BCC-CSM2-MR、CanESM5、CAS-ESM2-0、CMCC_ESM2、MPI-ESM1-2-HR、MPI-ESM1-2-LR、NorESM2-LM、NorESM2-MM)在三种共享社会经济路径情景下的模拟结果, 包括SSP126(低排放情景)、SSP245(中等排放情景)和SSP585(高排放情景)所对应的月尺度T_{max}数据. 所有模式数据均通过分位数差分映射(Quantile Delta Mapping, QDM)[39]方法进行偏差校正, 校正所用参考数据为ERA5-Land的T_{max}. 偏差校正后的结果统一插值至0.1°空间分辨率, 并提取每年作物生育期内T_{max}平均值, 构建2024~2056年逐年T_{max}序列, 用于未来趋势的评估分析.

作物空间分布数据选用国际粮食政策研究所(International Food Policy Research Institute, IFPRI)发布的空间生产分配模型(Spatial Production Allocation Model, SPAM)数据集, 涵盖2005年[40]、2010年[41]和2020年[42]三个年份, 提供玉米、水稻、大豆和小麦四种主要粮食作物的收获面积信息, 空间分辨率为0.0833°. 本文将其重采样至0.1°, 并提取三年SPAM收获面积的交集, 以剔除种植结构变动较大的区域, 确定较为稳定的作物分布, 从而降低时间序列与气候数据不匹配带来的潜在影响. 随后计算三年收获面积的平均值以获取每个像元的作物面积占比, 筛选出面积占比超过1%的像元, 视为该作物的种植区域用于后续分析. 作物物候数据来源于美国威斯康星大学可持续与全球环境中心(Center for Sustainability and the Global Environment, SAGE)开发的作物日历数据集[43]. 根据数据集中提供的播种和收获日期, 确定每个像元的作物生长季. 为了区分冬小麦和春小麦, 本文参考全球格网作物模型第三代比较计划(Global Gridded Crop Model Intercomparison Phase 3, GGCMI3)的判定规则[44], 结合每个像元的气候条件和生长季长度, 将小麦像元分为冬小麦和春小麦两类, 并根据小麦类型提取相应的物候数据.

中国农业区划数据来自资源环境科学与数据平台. 该数据将中国划分为9个农业区, 包括东北平原区(NCP)、北方干旱半干旱区(NASR)、黄淮海平原区(HHHP)、黄土高原区(LP)、长江中下游地区(MLYP)、四川盆地及周边地区(SBSR)、华南区(SC)、云贵高原区(YGP)、青藏高原区(QTP).

1.2 研究方法

1.2.1 抛物线模型

为了基于SIF构建作物温度响应曲线来估算T_{opt}, 本文提取了2001~2023年作物在其生长季内8天尺度的日最高气温T_{max}与SIF数据, 并参考已有研究的方法[27]进行处理. 由于SIF主要表征作物白天光合作用过程, 对白天高温条件较为敏感[45], 选用T_{max}作为温度自变量可以捕捉光合作用由温度促进状态向抑制状态的关键转折. 在拟合过程中, 首先将T_{max}划分为1℃的温度区间, 每个温度区间中选取SIF值的90%分位数, 以代表典型生理响应水平, 从而减少云、干旱及极端天气等其

他环境因子的干扰[27]. 随后, 对所得到的SIF值进行滑动平均处理, 并构建温度响应曲线. 最后, 对响应曲线进行抛物线拟合[25,27], 将拟合曲线的顶点作为T_{opt}:

$$\mathrm{SIF}(T_{max}) = \mathrm{SIF}_{opt} - b\left(T_{max} - T_{opt}\right)^2, \quad (1)$$

式中, $\mathrm{SIF}(T_{max})$为日最高温度T_{max}下的SIF值, SIF_{opt}和T_{opt}分别为抛物线顶点对应的SIF值和日最高温度, b为回归参数. 若b>0则响应曲线无顶点, 则认为该像元无法识别T_{opt}. 为评估上述方法的可靠性, 本文通过涡度相关通量站观测数据对结果进行验证. 由于我国农田通量站有限, 验证分析采用了全球农田通量站数据, 并在站点尺度上采用同样的方法估算站点T_{opt}, 用于后续对比分析.

1.2.2 GPP偏差估算

为实现对大尺度作物GPP的估算, 本文采用线性混合效应模型(linear mixed-effects model, LME)建立SIF与GPP之间的定量关系. 该模型同时引入固定效应和随机效应, 固定效应刻画SIF与GPP的总体线性关系, 随机效应则反映不同区域间的空间变异性, 从而有效减弱因空间异质性带来的估算误差. 在模型构建过程中, GPP数据来自通量观测网络中的农田站点. 模型表达式如下:

$$\mathrm{GPP} = \beta_0 + \beta_1 \cdot \mathrm{SIF} + u_{j(i)} + \varepsilon_i, \quad (2)$$

式中, β_0和β_1为固定效应回归系数, $u_{j,i}$为随机效应, ε_i为误差项.

在GPP估算中, 本文分别采用空间均一化和空间异质性两类T_{opt}作为温度参数输入. 空间一致的T_{opt}值参考已有研究, 具体为: 小麦21.0 ℃, 水稻26.3 ℃, 玉米30.5 ℃, 大豆26.0 ℃[32,33,46]. 空间异质性T_{opt}值来源于本研究计算得到的逐像元T_{opt}. 将两类T_{opt}数据代入式(1)所构建的温度响应曲线, 得到SIF后通过式(2)计算各像元生长季的累积GPP, 并结合作物种植面积得到逐像元GPP估计值. 以空间均一化T_{opt}得到的GPP减去空间异质性T_{opt}得到的GPP, 定义为GPP_{dev}, 用于衡量传统作物模型中T_{opt}均一化假设所引入的潜在偏差, 从而评估空间异质性T_{opt}对作物生产力估算的影响. GPP_{dev}大于0表示均一化T_{opt}导致作物生产力被高估, 而GPP_{dev}小于0则表明出现低估.

1.2.3 未来温度超越T_{opt}的概率计算

为评估未来气候情景下作物生长季温度超过最适温度的暴露程度, 本文基于CMIP6多模式集合的气候数据, 判定生长季平均T_{max}是否超过对应作物T_{opt}, 并计算超越概率. 选取2030和2050年作为关键评估年份, 为了降低单一年份极端气候对结果的不确定性, 以评估年份为中心, 计算其前后各5年(共11年)的生长季T_{max}移动平均值, 并将其与T_{opt}进行对比. 若某一像元的生长季平均T_{max}超过其对应的T_{opt}, 则该像元被判定为"温度超越像元", 用于表征作物生长季温度已超出其最适温度. 在此基础上, 为量化区域尺度的温度暴露水平, 进一步统计了各农业区及全国范围内, 温度超越像元占全部作物像元的比例, 从而得到不同区域在特定评估年份下的温度超越概率.

2 结果与分析

2.1 作物T_{opt}的空间分布特征

为验证研究方法的鲁棒性和结果的稳定性, 本文先利用通量站点数据计算T_{opt}, 并将通过显著性检验的站点与对应像元尺度的T_{opt}进行对比验证(图2). 结果显示, 通量站点观测T_{opt}和像元尺度T_{opt}间具有显著的一致性(R^2=0.58, P<0.01), 证明本研究方法能成功捕捉影响农作物生产力的T_{opt}.

基于此, 本文继而针对我国粮食主产区逐像元计算农作物的T_{opt}, 将T_{opt}结果分作物制图, 并探索空间分布特征. 中国四大主粮作物的T_{opt}呈现出显著的空间分异特征, 且不同作物之间也存在明显差异(图3). 整体而

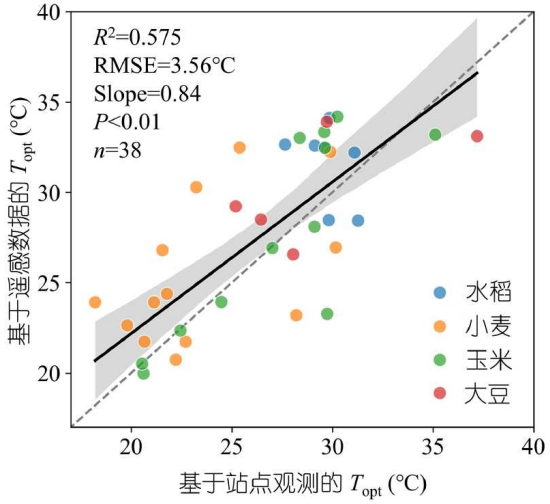


图 2 (网络版彩色)基于站点观测与遥感数据的作物T_{opt}比较

Figure 2 (Color online) Comparison of crop T_{opt} between flux tower measurements and remote sensing estimates

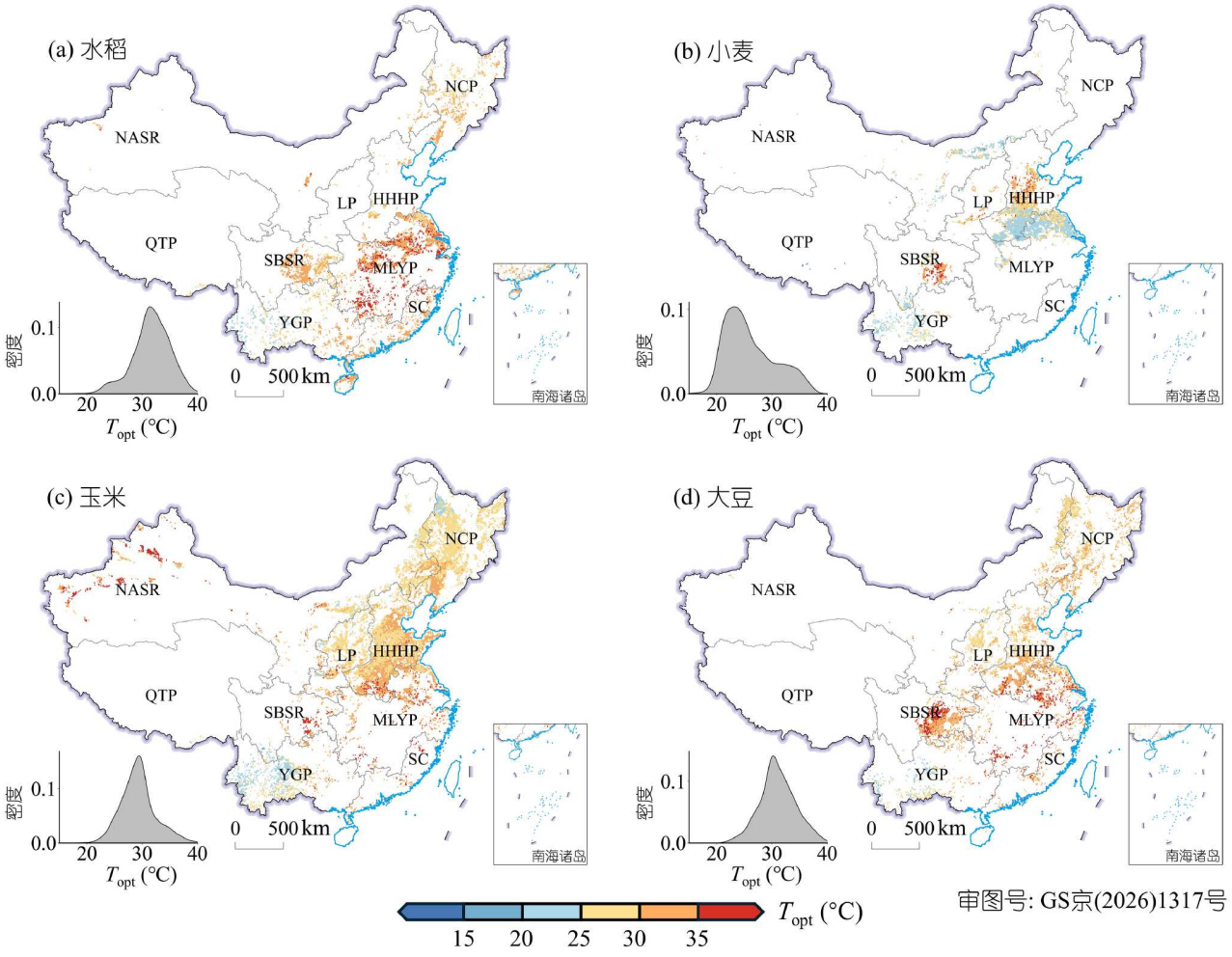


图 3 (网络版彩色)中国四大作物T_{opt}空间分布. (a) 水稻; (b) 小麦; (c) 玉米; (d) 大豆
Figure 3 (Color online) Spatial distribution of T_{opt} for the four major crops in China. (a) Rice; (b) wheat; (c) maize; (d) soybean

言，水稻、小麦、玉米和大豆的平均T_{opt}分别为31.7±3.4、26.1±4.6、29.3±3.2和31.0±3.3℃. 其中，水稻和大豆的T_{opt}相对较高，均超过30℃；而小麦的T_{opt}较低且右侧呈较为分散的概率分布(图3(b))，这可能与我国小麦种植包含冬小麦和春小麦两种类型有关. 在空间分布方面，南方地区的作物T_{opt}普遍较高，而北方及云贵高原等高海拔地区则相对较低.

结合我国地理区划，我们再从区域尺度进一步探讨上述空间分异特征，对区域尺度的T_{opt}进行统计发现(图4)，不同农业区之间的作物T_{opt}存在明显差异. 长江中下游地区(MLYP)、四川盆地及周边地区(SBSR)、华南区(SC)的作物T_{opt}较高；而黄土高原区(LP)、云贵高原区(YGP)和青藏高原区(QTP)的T_{opt}较低. 这种区域分异表明作物T_{opt}具有显著的地域性特征.

在此基础上，为进一步探讨T_{opt}空间异质性的分布特征，本文分析了作物T_{opt}在不同纬度与生长季T_{max}条件下的变化关系(图5). 结果显示，我国主要作物T_{opt}与纬度之间相关性较弱，而与T_{max}呈较为明显的正相关关系. 特别是水稻和玉米，其T_{opt}随T_{max}升高的变化趋势最为明显，相关系数超过0.5(图5(a, c)). 这表明，相比于纬度这一地理位置因素，局地温度条件与作物T_{opt}的关系更为密切，反映了作物的最适温度在一定程度上体现了其对长期生长环境温度条件的适应特征.

2.2 农作物生产力(GPP)估计的偏差分析

本文通过对比两种(空间均一化和空间异质性)T_{opt}对作物生产力的估算结果，量化了采用均一化T_{opt}导致的GPP估算偏差(图6). 结果显示，在全国尺度上，不同

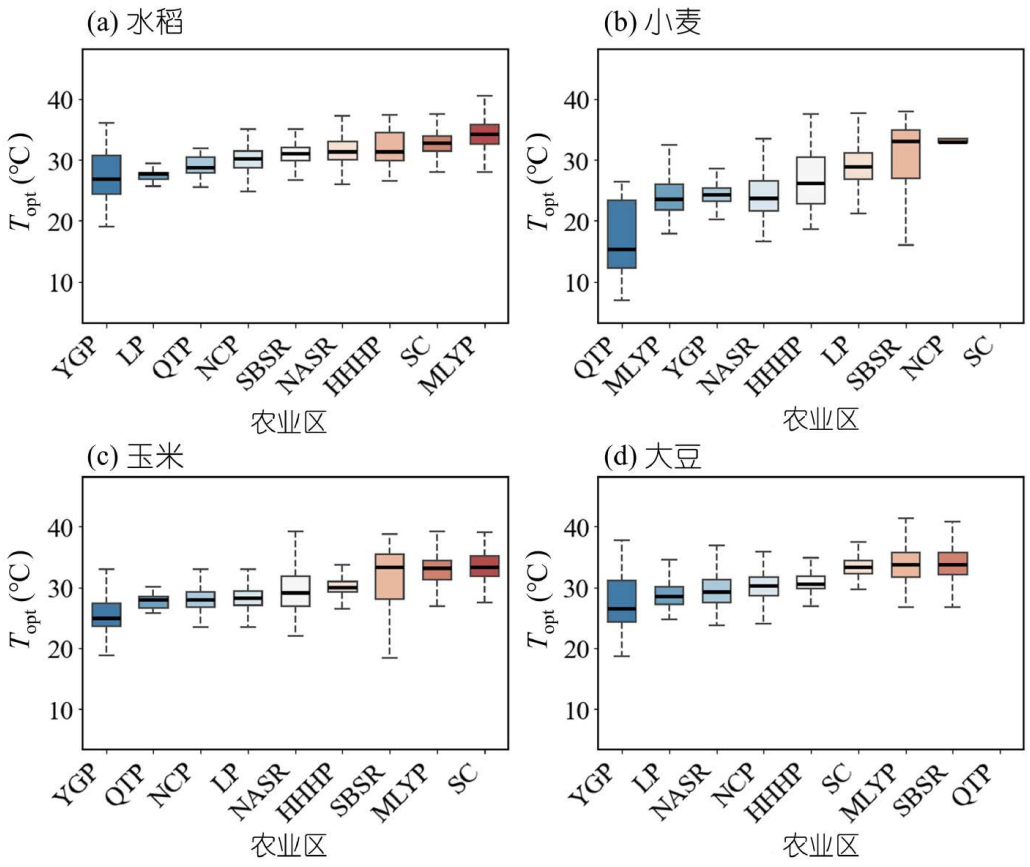


图 4 (网络版彩色)不同农业区四大作物的T_{opt}. (a) 水稻; (b) 小麦; (c) 玉米; (d) 大豆
Figure 4 (Color online) T_{opt} of four main crops in different agricultural zones. (a) Rice; (b) wheat; (c) maize; (d) soybean

作物的平均GPP_{dev}表现出明显差异. 水稻、小麦和大豆的平均GPP_{dev}分别为0.06、0.09和0.01 Tg C, 均为正值. 这表明, 均一化T_{opt}整体上会导致对这三种作物生产力的高估, 其中一半以上的种植区域均表现为$GPP_{dev}>0$ (图6(a, b, d)). 相比之下, 玉米的平均GPP_{dev}为–0.04 Tg C, 为负值, 表明其生产力被低估(图6(c)). 另外, 相比于其他三种作物, 大豆的GPP_{dev}绝对值较小, 表明T_{opt}均一化假设给大豆带来的生产力估算偏差较小(图6(d)). 经Wilcoxon符号秩检验, 各作物GPP_{dev}均显著偏离0($P<0.001$).

从农业区来看, 偏差的分布同样具有明显的空间特征(图6(e)). 对水稻而言, 其前五大农业区中, 长江中下游地区(MLYP)、华南区(SC)、东北平原区(NCP)的GPP_{dev}普遍较高, 显示这些地区的生产力被严重高估. 同样地, 黄淮海平原区(HHHP)、长江中下游地区(MLYP)、黄土高原区(LP)作为小麦的主产区出现了较为严重的GPP高估情况. 而在东北平原区(NCP)和云贵高原区(YGP), 玉米GPP被严重低估. 这些结果表明, 传统作物模型忽略作物T_{opt}空间异质性特征, 采用T_{opt}均一化的假设会引入显著的系统性偏差.

2.3 未来温度超过T_{opt}的概率

本文利用CMIP6的气候数据, 预测了2030年和2050年未来温度超越作物T_{opt}的像元分布, 并将超过T_{opt}的像元占总种植像元的比例记为超越概率, 用于量化作物面临的温度暴露水平. 由图7可以看出, 在SSP245情景下, 到2030年, 水稻、小麦、玉米和大豆种植区的超越概率分别达到86%、47%、93%和91%, 表明水稻、玉米和大豆的大部分种植区将经历生长季温度超过T_{opt}的状况. 到2050年, 水稻、小麦、玉米和大豆的全国平均超越概率分别升至88%、51%、93%和93%, 其中小麦升幅最显著, 尤其是在黄土高原区(LP)和北方干旱半干旱区(NASR), 表明这些小麦产区的气温在未来更容易接近或超过其最适温度, 从而更

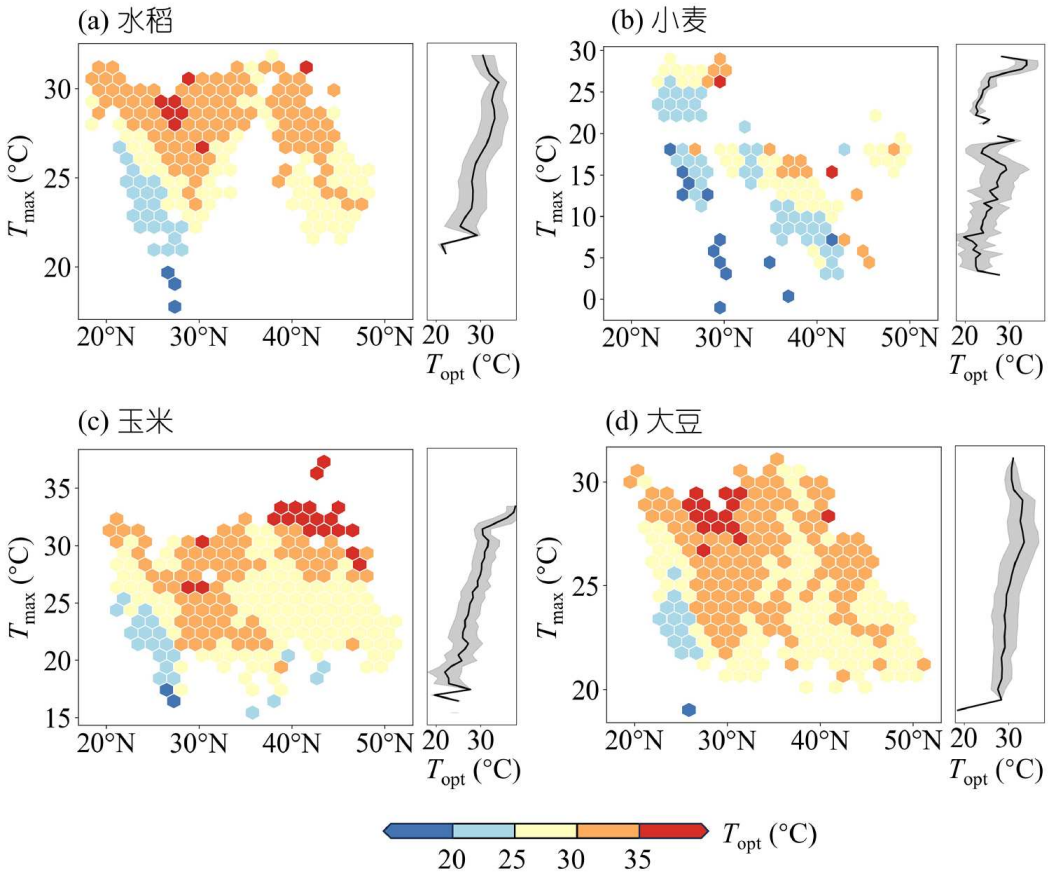


图 5 (网络版彩色)不同纬度与T_{max}条件下的作物T_{opt}分布. (a) 水稻; (b) 小麦; (c) 玉米; (d) 大豆. 六边形图显示不同纬度和T_{max}组合下T_{opt}的平均值, 每个六边形表示该纬度与T_{max}组合下的平均T_{opt}, 颜色表示T_{opt}的大小, 颜色渐变由蓝到红表示T_{opt}从低到高; 折线图显示T_{max}与T_{opt}的关系, 阴影表示标准差

Figure 5 (Color online) Distribution of crop T_{opt} under different latitudes and T_{max} conditions. (a) Rice; (b) wheat; (c) maize; (d) soybean. Hexbin plots show the mean T_{opt} under combinations of latitude and T_{max}, with each hexagon representing the mean T_{opt} for a specific latitude-T_{max} combination. Color indicates the T_{opt} value, with an increasing T_{opt} from blue to red. Line plots illustrate the relationship between T_{max} and T_{opt}, with shaded areas indicating the standard deviation

可能面临高温暴露.

进一步分析各主要种植区可知, 水稻、玉米和大豆的前五大主要种植区超越概率均超过50%, 即一半以上的种植区域将经历温度超过作物最适温度的状况. 部分区域超越概率甚至超过90%, 包括水稻的云贵高原区(YGP)和四川盆地及周边区(SBSR)、玉米的东北平原区(NCP)和黄淮海平原区(HHHP)、大豆的黄淮海平原区(HHHP), 这些区域应成为未来温度升高背景下作物适应性策略的重点关注区域. 相比之下, 小麦主要种植区的超越概率普遍较低, 尤其是北方干旱半干旱区(NASR)和黄土高原区(LP), 超越概率不超过10%, 表示未来温度超过T_{opt}的发生范围相对有限.

随着排放情景升高, 尤其在SSP585高排放情景下, 各作物的超越概率均出现增加, 尤其是小麦到2050年的超越概率升至56%, 表明高排放情景下, 温度超过T_{opt}的空间范围将进一步扩大.

3 讨论

3.1 作物最适温度的空间异质性

本文计算了中国四大主要粮食作物的T_{opt}空间分布. 四大作物中, 水稻的T_{opt}整体较高, 而小麦的T_{opt}最低. 我国小麦主要为冬小麦, 其生长季跨越冬季, 生育期早期常处于低温环境, 易受霜冻与冷害影响[47], 因此育种重点集中在抗寒与抗冻性上[48], 形成了较低的最适温度. 相比之下, 水稻多分布于南方高温湿润地区,

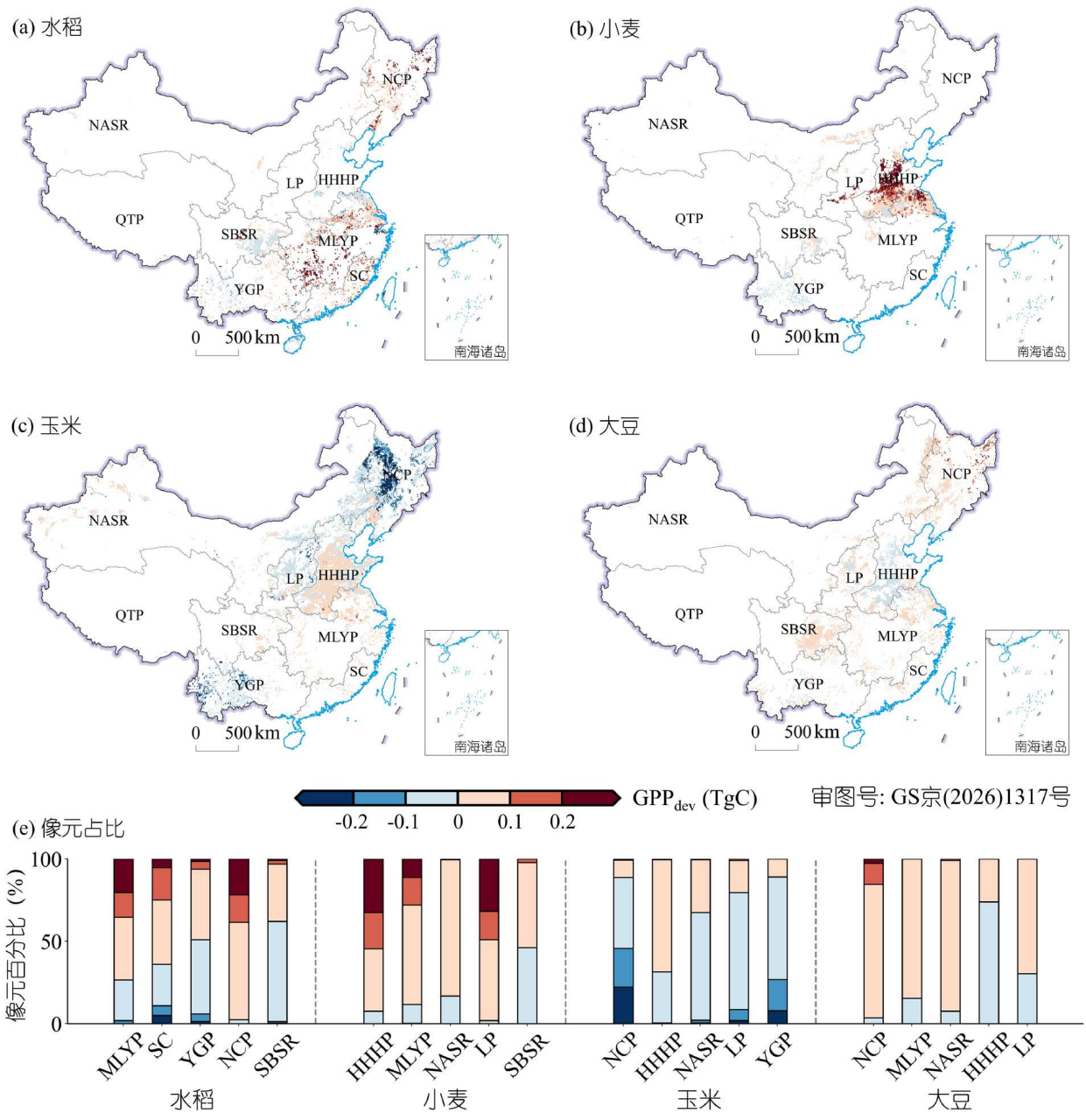


图 6 (网络版彩色)作物GPP在空间均一化与异质性T_{opt}条件下的偏差分布. (a) 水稻; (b) 小麦; (c) 玉米; (d) 大豆

Figure 6 (Color online) Spatial bias in crop GPP estimates under spatially uniform and heterogeneous T_{opt} assumptions. (a) Rice; (b) wheat; (c) maize; (d) soybean

其生长季气温较高, 长期的自然选择与人工育种共同强化了其耐热性, 使其T_{opt}显著高于其他作物.

除了作物间的差异外, 同一作物T_{opt}也表现出显著的空间异质性. 这种空间差异不仅与作物类型相关, 也受到区域温度与地形条件的调控. 已有研究也证实了类似特征, 例如Wang等人[49]基于遥感植被指数与气温的关系估算了恒河下游平原及三角洲地区水稻的T_{opt}, 发现T_{opt}在作物中存在空间异质性. 总体而言, 我国南方低纬度地区的T_{opt}普遍较高, 而高原地区明显偏低. 例如, 云贵高原、青藏高原及黄土高原等高海拔地区的T_{opt}均较低, 主要因为生长季内气温整体偏低, 因此, 作物长期处于较低的热量环境中. 相比之下, 长江中下

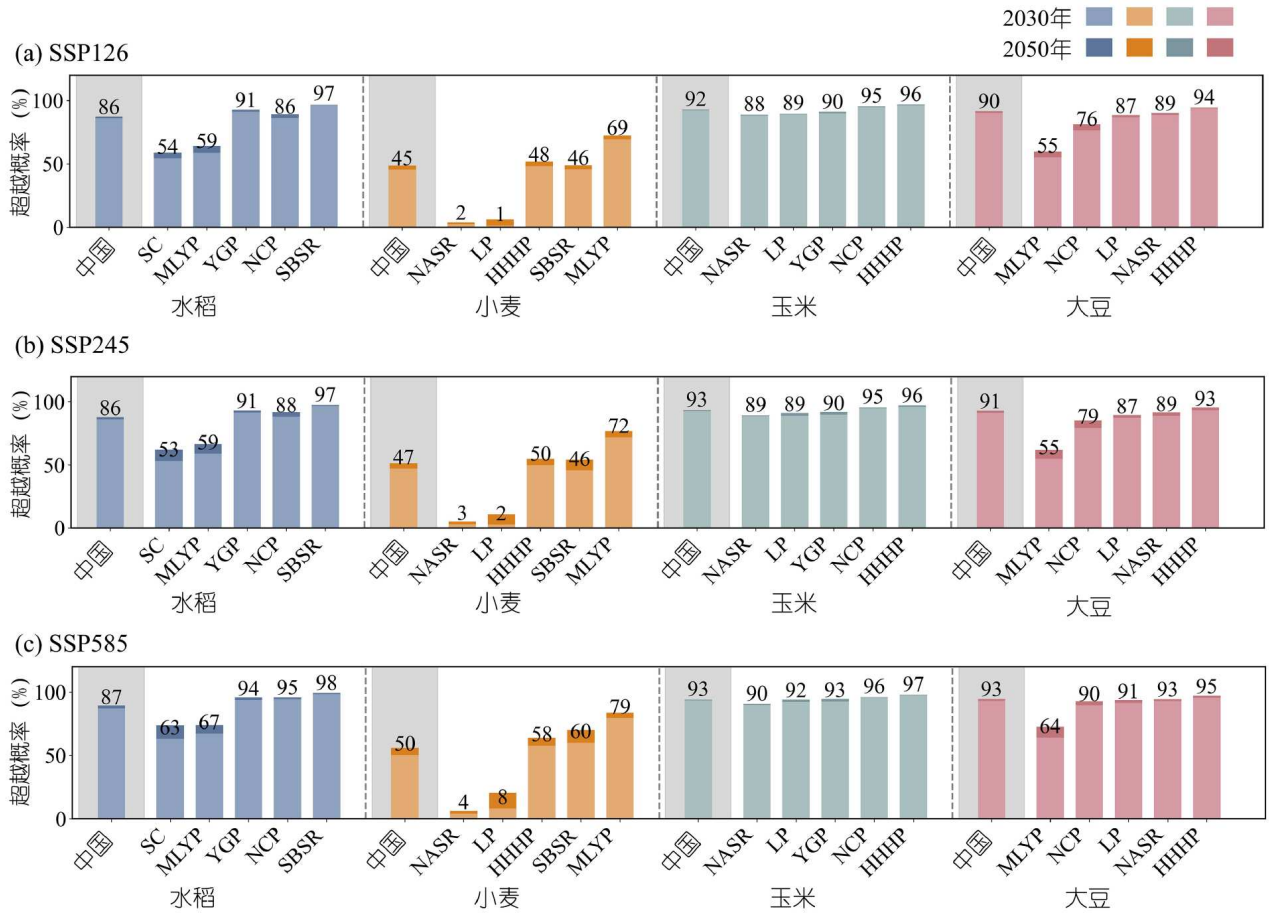


图 7 (网络版彩色)2030年和2050年不同SSP情境下作物的T_{opt}超越概率. 图中标注的数值表示2030年的超越概率. (a) SSP126情景; (b) SSP245情景; (c) SSP585情景

Figure 7 (Color online) Probability of temperatures exceeding T_{opt} for major crops in 2030 and 2050 under different SSP scenarios. The annotated values represent exceedance probability in 2030. (a) SSP126; (b) SSP245; (c) SSP585

游地区、四川盆地及周边地区，以及华南区的作物生长季内温度普遍较高. 其中, 四川盆地及周边地区的小麦T_{opt}偏高现象尤为突出，这可能与该区域冬小麦生长季末期的温度条件有关. 该地区以冬小麦为主, 其物候主要表现为9月下旬播种、次年6月上旬收获. 在此物候背景下，小麦生长季后期(5~6月)的气温较高，日最高温度频繁达到或超过30℃. 本研究在计算T_{opt}时，基于完整生长季内的温度和SIF数据构建温度响应曲线, 生长季末期的高温信号被纳入拟合过程，可能在一定程度上影响温度响应曲线的峰值位置，从而使四川盆地及周边地区的小麦T_{opt}相对偏高.

我国T_{opt}分布格局与生长季T_{max}的空间分布紧密相关，表明作物T_{opt}随生长季温度的升高而上升. 这一趋势与Huang等人[27]在全球生态系统尺度的研究结果一致，其利用多源遥感数据构建了全球生态系统尺度的T_{opt}分布图，发现T_{opt}分布受植被类型与气候条件的共同调控，且与T_{max}呈显著正相关. 当然，除了温度条件之外，T_{opt}与环境水分状况及农业管理措施等其他因素也会相关. 例如, 水分胁迫或较高的饱和水汽压差会促使气孔关闭[50]，限制CO_2吸收并降低光合速率，从而改变作物响应的最适温度；干旱也会增加高温胁迫风险, 进一步抑制光合作用[51]；相反，灌溉通过缓解高温胁迫, 从而在一定程度上可能影响到当地的最适温度[52].

另外，本文计算的像元尺度T_{opt}反映的是作物在实际环境下的最适温度，和传统生理学实验中通过叶温测得的T_{opt}不同. 生理学实验通常基于单片叶在特定光照和水分条件下测量得到，且大多数是在水分充足条件下进行的测量[27]. 在实际的农田系统中, 高温往往伴

随土壤水分亏缺和较高的大气饱和水汽压差[53]，可能会促使气孔关闭，提前限制光合作用. 同时，本文计算的T_{opt}更多地表征了大范围地区且长时间尺度上作物在实际气候和管理条件下的生产力对温度的响应. 农田管理措施也会调节作物的光合响应，从而影响像元尺度T_{opt}. 因此本文得到的T_{opt}更能刻画我国主粮产区作物在实际条件下的温度响应特征.

3.2 未来气候变暖下超越T_{opt}的风险

基于计算得到的逐年T_{opt}时间序列，Mann-Kendall检验显示2001~2023年超过85%的研究区T_{opt}保持相对稳定，表明作物的最适温度在时间尺度上变化有限. 这一结果为未来气候情景下分析作物温度超越T_{opt}提供了合理假设，即在未来几十年内作物T_{opt}可视为相对不变. 基于这一假设，本文进一步通过计算未来温度超越T_{opt}的情况来分析作物面临的潜在温度暴露. 由于作物对温度具有一定的缓冲能力，T_{max}略高于T_{opt}并不意味着产量会立即下降，而是反映光合作用从温度促进状态向抑制状态转变的过程. 这种长期的慢性高温虽然不如短期极端热浪对产量的冲击剧烈，但通过抑制干物质积累，其累积效应仍可能导致区域性系统性减产.

未来气候变暖情景下的结果表明，到2030年，水稻、玉米和大豆超过86%的种植区将遭遇气温超过T_{opt}的状况；而小麦超过45%的种植区出现温度超越T_{opt}. 未来持续升温将使我国主要作物的温度暴露面积显著增加. 温度超越T_{opt}不仅可能降低作物光合作用效率，还可能导致灌浆期缩短、结实率下降[54]，从而引发产量损失. 这一结果与已有研究一致，表明过高的温度已成为限制农业生产力的关键因素[55].

3.3 作物温度适应性和应对策略

本文的结果表明，作物T_{opt}在空间尺度上具有显著异质性，且这种差异对农业生产力评估和未来温度超过T_{opt}的风险识别具有重要意义. 一方面，对比空间均一化与异质性T_{opt}所得的GPP结果发现，忽略T_{opt}空间差异会引入显著偏差. 水稻、小麦和大豆的GPP普遍表现为高估，而玉米则出现低估. 在空间尺度上，生长季T_{max}较高的区域通常对应较高的T_{opt}(图5)，表明作物在长期高温环境下可能形成更高的热适宜性. 然而，当模型采用全国统一T_{opt}参数时，会忽略这种空间适应性，导致温度响应曲线发生偏移，从而引起GPP估计偏差. 具体而言，对于水稻、小麦和大豆，其大部分区域的T_{opt}高于全国均一化设定值[32,33,46]. 采用较低的均一化参数会使响应曲线发生左移，导致大量处于上升阶段、未达最适温度的像元在模型中对应的生产力响应值被提高，从而高估作物生产力. 玉米则相反，其T_{opt}大多略低于全国均一化参数[33]. 当使用较高的均一化值时，响应曲线发生右移，意味着模型会认为作物需要更高的温度才能达到光合峰值，从而将本已处于最适温度的像元对应的光合响应值降低，导致了玉米生产力的低估. 这种农业生产力估算偏差表明，作物模型中常用的固定T_{opt}假设可能在区域尺度上造成系统性误差，削弱对气候变暖影响的评估可靠性. 因此，在未来的作物模型参数化中，应考虑T_{opt}空间异质性的特征，以更准确地刻画区域差异，不仅有助于提高作物生产力的模拟精度，也有助于更合理地评估未来气候风险.

另一方面，作物T_{opt}的空间格局并非仅与当地气候有关，品种改良与农业管理措施也在塑造T_{opt}格局中发挥重要作用[56]. 品种改良是提升农业系统气候适应能力的核心手段之一[57]. 通过开展高产且适合当地环境的作物育种，并推广先进品系，可有效增强作物对未来气候的适应性[58]. 然而，由于作物育种周期长[59]，未来气候变暖可能超过当前育种进度所带来的增产效应. 在未来情景下，即使采用先进育种品系，作物产量仍可能呈下降趋势[60]. 因此，除了育种之外，也需要重视农业管理措施的调节作用[61]. 例如，灌溉水平的提高，不仅有助于缓解高温胁迫[62]，还有效提升作物的T_{opt}[63]，从而增强其高温适应能力. 此外种植期调整和优化施肥策略，也被证明在一定程度上有助于缓解高温胁迫[64,65].

总体来看，将模型改进与农业适应措施相结合，有利于为不同区域制定更具有针对性的温度适应策略，从而在气候变暖背景下提升我国粮食生产系统的稳定性和韧性，保障我国粮食安全.

3.4 不确定性与研究不足

本研究在全国尺度上定量刻画了主要作物的T_{opt}空间异质性，研究结果仍存在一定的不确定性. 受限于遥感数据空间分辨率，在作物种植高度破碎的区域，单个像元内往往同时包含作物与非作物植被，其SIF信号难以完全剥离背景干扰，可能对像元尺度T_{opt}的估算产生影响.

为评估上述不确定性对研究结论的影响，本文基于不同面积比例进行敏感性分析，从县级和农业区两

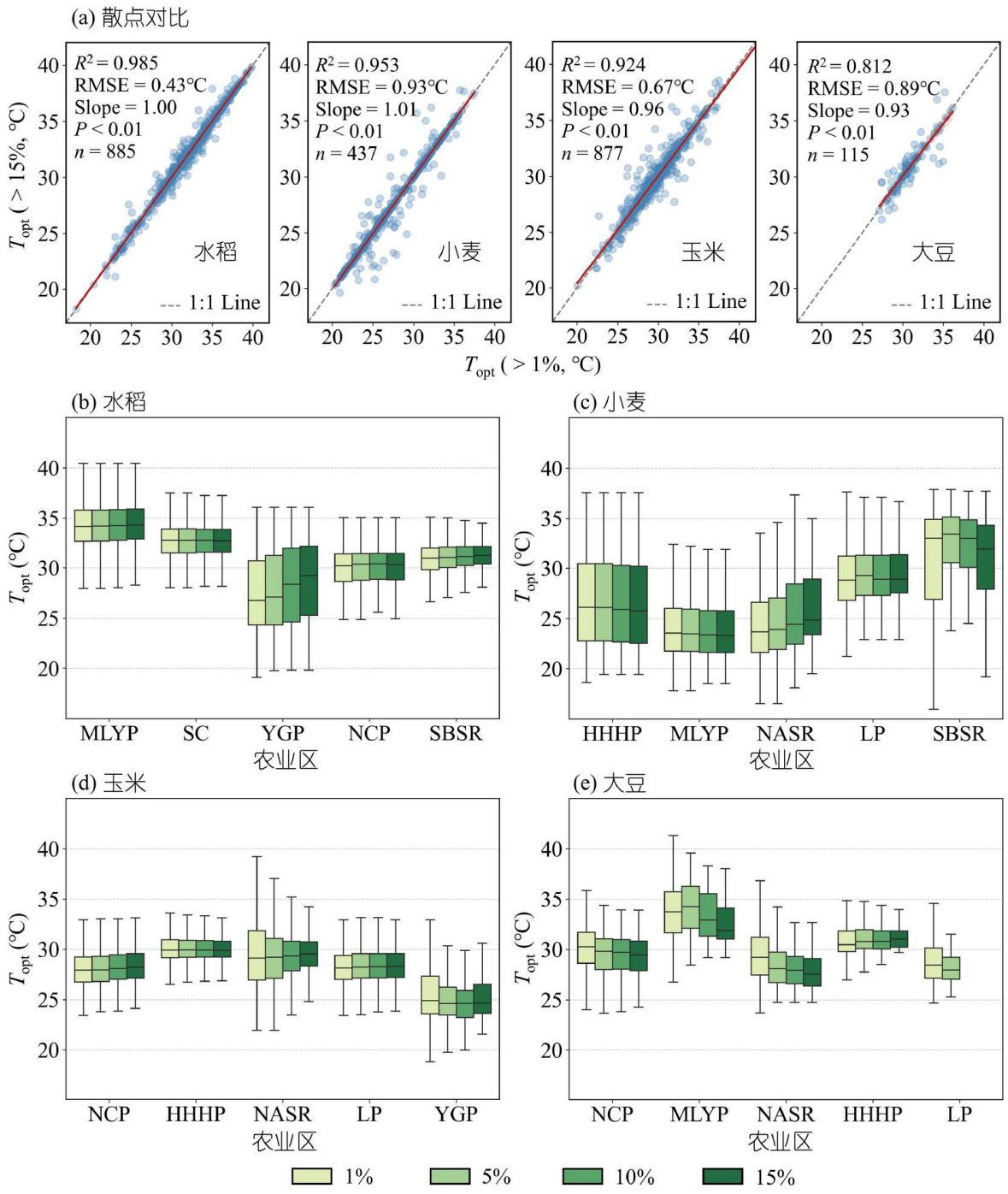


图 8 (网络版彩色)不同作物面积比例下T_{opt}结果的一致性检验. (a) 作物面积占比超过1%和15%条件下县级平均T_{opt}的对比; (b~e) 不同作物(水稻、小麦、玉米和大豆)在不同面积比例条件下的农业区T_{opt}分布特征

Figure 8 (Color online) Consistency of crop T_{opt} under different crop area fractions. (a) Comparison of county-level mean T_{opt} for grid cells with crop area fractions exceeding 1% and 15%. (b–e) Boxplots showing the distribution of agricultural-zone T_{opt} for different crops (rice, wheat, maize, and soybean) under varying crop area fractions

个尺度检验了T_{opt}对作物面积占比的响应特征. 在县级尺度上, 对比1%与15%作物面积比例下的平均T_{opt}(图8(a))发现, 两者具有较高一致性, 表明在县级及以上的尺度上, 不同面积比例下作物T_{opt}空间格局具有良好的稳定

性. 在农业区尺度上, 不同作物在多种面积比例条件下的T_{opt}分布同样整体稳定(图8(b~e)). 随着种植面积比例的变化, 大多数农业区的T_{opt}变化幅度较小. 在作物连片种植区, 例如东北平原和黄淮海平原的玉米, 其T_{opt}在不同面积比例下表现出极高的稳健性. 相比之下, 水稻在部分地形复杂、种植格局破碎的区域对面积比例更为敏感, 如云贵高原的水稻T_{opt}随面积比例的提高呈现上升趋势, 这主要与西南丘陵山区水稻多分布于海拔较低的温暖地区、低比例像元易受背景植被信号影响有关. 总体而言, 面积比例引入的不确定性主要体现在少数破碎农业区, 对在全国尺度上主要作物T_{opt}的总体空间分布特征及其区域差异的影响较小.

此外, 本研究仍存在一些不足之处. 首先, 研究假设作物T_{opt}在未来几十年保持稳定. 该假设基于研究期内T_{opt}变化不显著的分析结果, 同时与已有研究中T_{opt}变化幅度极小[27]的发现一致. 然而, 随着品种改良与农业管理的不断进步, T_{opt}在部分区域内仍可能发生一定变化. 其次, 研究假设作物的地理分布保持不变. 但随着气候条件的变化, 作物种植区可能会向更适宜的区域迁移[66]. 为降低这一不确定性, 分析中采用多年作物分布数据来提取作物像元, 从而增强结果的稳健性. 此外, 本研究主要基于GPP层面估算T_{opt}, 而未涵盖其他与产量直接相关的指标. 未来研究可结合产量数据, 进一步从产量角度估算作物T_{opt}, 以更全面地揭示温度胁迫对作物生产的影响, 并提高气候风险评估的精度.

4 结论

本文系统分析了中国四大主粮作物T_{opt}的空间分布及未来气温超越T_{opt}的风险, 主要结论如下:

(1) 作物T_{opt}存在显著空间异质性. 水稻、小麦、玉米和大豆的平均T_{opt}分别为31.7±3.4℃、26.1±4.6℃、29.3±3.2℃、31.0±3.3℃. 其中, 水稻和大豆的T_{opt}较高, 而小麦的T_{opt}较低. 空间分布上, 南方地区的T_{opt}普遍高于北方及高原地区, 这与环境条件、作物育种及农业管理措施密切相关.

(2) 将T_{opt}简化为空间均一值会导致作物GPP估算存在显著误差. 通过对比空间均一化与空间异质性T_{opt}条件下的GPP估算结果发现, 传统模型中常用的均一化T_{opt}假设会引入系统性偏差, 水稻、小麦和大豆的GPP整体上被高估, 而玉米的GPP则被低估. 这表明在作物产量模拟和气候风险评估中引入T_{opt}空间可变机制具有重要意义.

(3) 未来气候变暖将导致多数作物种植区面临温度超越T_{opt}的风险. 在SSP245情景下, 到2030年, 水稻、小麦、玉米和大豆的T_{opt}超越概率分别达到86%、47%、93%和91%, 表明作物将面临显著的温度超越T_{opt}的风险. 到2050年, 各作物风险将进一步加剧, 小麦整体风险较低但在部分区域升温敏感性较高.

参考文献

1 Kang K, Ye S, Jeong C, et al. Bionic artificial skin with a fully implantable wireless tactile sensory system for wound healing and restoring skin tactile function. Nat Commun, 2024, 15: 10

2 Fujimori S, Hasegawa T, Krey V, et al. A multi-model assessment of food security implications of climate change mitigation. Nat Sustain, 2019, 2: 386–396

3 Liu B, Martre P, Ewert F, et al. Global wheat production with 1.5 and 2.0℃ above pre-industrial warming. Glob Change Biol, 2019, 25: 1428–1444

4 Guo J P. Research progress on the impacts of climate change on agricultural production in China (in Chinese). Appl Meteorol Sci, 2015, 26: 1–11 [郭建平. 气候变化对中国农业生产的影响研究进展. 应用气象学报, 2015, 26: 1–11]

5 Wheeler T, von Braun J. Climate change impacts on global food security. Science, 2013, 341: 508–513

6 Ainsworth E A, Ort D R. How do we improve crop production in a warming world? Plant Physiol, 2010, 154: 526–530

7 Pratap D, Tamuly G, R G N, et al. Climate change and global agriculture: addressing challenges and adaptation strategies. J Exp Agric Int, 2024, 46: 799–806

8 Lobell D B, Burke M B. Why are agricultural impacts of climate change so uncertain? The importance of temperature relative to precipitation. Environ Res Lett, 2008, 3: 034007

9 Huang Y. Response of grain crop yields to climate warming (in Chinese). Chin Sci Bull, 2017, 62: 4220–4227 [黄耀. 粮食作物产量对气候变暖的响应. 科学通报, 2017, 62: 4220–4227]

10 Zhao C, Liu B, Piao S, et al. Temperature increase reduces global yields of major crops in four independent estimates. Proc Natl Acad Sci USA,

2017, 114: 9326–9331
11 Liu Y, Wang F, Zhang Z T, et al. Comprehensive evaluation of “climate change–crop yield–economic impact” in seven regions of China (in Chinese). Adv Clim Change Res, 2021, 17: 455–465 [刘远, 王芳, 张正涛, 等. 中国七大地区“气候变化–作物产量–经济影响”综合评价. 气候变化研究进展, 2021, 17: 455–465]
12 Hou P, Liu Y, Liu W, et al. Quantifying maize grain yield losses caused by climate change based on extensive field data across China. Resour Conserv Recycl, 2021, 174: 105811
13 Crafts-Brandner S J, Salvucci M E. Sensitivity of photosynthesis in a C4 plant, maize, to heat stress. Plant Physiol, 2002, 129: 1773–1780
14 Lee J S. Combined effect of elevated CO_2 and temperature on the growth and phenology of two annual C3 and C4 weedy species. Agr Ecosyst Environ, 2011, 140: 484–491
15 Janni M, Gullì M, Maestri E, et al. Molecular and genetic bases of heat stress responses in crop plants and breeding for increased resilience and productivity. J Exp Bot, 2020, 71: 3780–3802
16 Fragkostefanakis S, Röth S, Schleiff E, et al. Prospects of engineering thermotolerance in crops through modulation of heat stress transcription factor and heat shock protein networks. Plant Cell Environ, 2015, 38: 1881–1895
17 Zhu X, Feng Z, Sun T, et al. Effects of elevated ozone concentration on yield of four Chinese cultivars of winter wheat under fully open-air field conditions. Glob Change Biol, 2011, 17: 2697–2706
18 He G, Wang Z, Cui Z. Managing irrigation water for sustainable rice production in China. J Cleaner Prod, 2020, 245: 118928
19 Cui Y P, Liu J Y, Hu Y F, et al. Estimation and analysis of optimum temperature for vegetation growth in China (in Chinese). J Nat Resour, 2012, 27: 281–292 [崔耀平, 刘纪远, 胡云锋, 等. 中国植被生长的最适温度估算与分析. 自然资源学报, 2012, 27: 281–292]
20 Liu Z J, Liu J Y, Shao Q Q. Optimum temperature of vegetation growth across different land cover types (in Chinese). J Geoinf Sci, 2014, 16: 1–7 [刘正佳, 刘纪远, 邵全琴. 不同土地覆盖类型上植被生长的最适温度. 地球信息科学学报, 2014, 16: 1–7]
21 Battaglia M, Beadle C, Loughhead S. Photosynthetic temperature responses of *Eucalyptus globulus* and *Eucalyptus nitens*. Tree Physiol, 1996, 16: 81–89
22 Gunderson C A, O’hara K H, Campion C M, et al. Thermal plasticity of photosynthesis: the role of acclimation in forest responses to a warming climate. Glob Change Biol, 2010, 16: 2272–2286
23 Crous K Y, Uddling J, De Kauwe M G. Temperature responses of photosynthesis and respiration in evergreen trees from boreal to tropical latitudes. New Phytol, 2022, 234: 353–374
24 Yang S B, Xu S S, Jiang X D, et al. Correcting the response of maximum leaf photosynthetic rate to temperatures in crop models (in Chinese). Acta Agronom Sin, 2018, 44: 750–761 [杨沈斌, 徐莎莎, 江晓东, 等. 作物模型中单叶最大光合作用速率的温度响应修订. 作物学报, 2018, 44: 750–761]
25 Niu S, Luo Y, Fei S, et al. Thermal optimality of net ecosystem exchange of carbon dioxide and underlying mechanisms. New Phytol, 2012, 194: 775–783
26 Tan Z H, Zeng J, Zhang Y J, et al. Optimum air temperature for tropical forest photosynthesis: mechanisms involved and implications for climate warming. Environ Res Lett, 2017, 12: 054022
27 Huang M, Piao S, Ciais P, et al. Air temperature optima of vegetation productivity across global biomes. Nat Ecol Evol, 2019, 3: 772–779
28 Chen W, Wang S, Wang J, et al. Evidence for widespread thermal optimality of ecosystem respiration. Nat Ecol Evol, 2023, 7: 1379–1387
29 Wang Y, Sarmah S, Singha M, et al. Increasing optimum temperature of vegetation activity over the past four decades. Earth's Future, 2024, 12: e2024EF004489
30 Fang Z, Zhang W, Wang L, et al. Global increase in the optimal temperature for the productivity of terrestrial ecosystems. Commun Earth Environ, 2024, 5: 466
31 Wang N, Wang E, Wang J, et al. Modelling maize phenology, biomass growth and yield under contrasting temperature conditions. Agric For Meteor, 2018, 250-251: 319–329
32 Luo Q. Temperature thresholds and crop production: a review. Clim Change, 2011, 109: 583–598
33 Sánchez B, Rasmussen A, Porter J R. Temperatures and the growth and development of maize and rice: a review. Glob Change Biol, 2014, 20: 408–417
34 Frankenberg C, Fisher J B, Worden J, et al. New global observations of the terrestrial carbon cycle from GOSAT: patterns of plant fluorescence with gross primary productivity. Geophys Res Lett, 2011, 38: L17706
35 Meroni M, Rossini M, Guanter L, et al. Remote sensing of solar-induced chlorophyll fluorescence: review of methods and applications. Remote

Sens Environ, 2009, 113: 2037–2051
36 Sloat L L, Lin M, Butler E E, et al. Evaluating the benefits of chlorophyll fluorescence for in-season crop productivity forecasting. Remote Sens Environ, 2021, 260: 112478
37 Li X, Xiao J. A global, 0.05-degree product of solar-induced chlorophyll fluorescence derived from OCO-2, MODIS, and reanalysis data. Remote Sens, 2019, 11: 517
38 Muñoz-Sabater J, Dutra E, Agustí-Panareda A, et al. ERA5-Land: a state-of-the-art global reanalysis dataset for land applications. Earth Syst Sci Data, 2021, 13: 4349–4383
39 Cannon A J, Sobie S R, Murdock T Q. Bias correction of GCM precipitation by quantile mapping: how well do methods preserve changes in quantiles and extremes? J Clim, 2015, 28: 6938–6959
40 International Food Policy Research Institute. Global spatially-disaggregated crop production statistics data for 2005, version 3.1. Harvard Dataverse, 2017, V3
41 International Food Policy Research Institute. Global spatially-disaggregated crop production statistics data for 2010, version 2.0. Harvard Dataverse, 2019, V4
42 International Food Policy Research Institute. Global spatially-disaggregated crop production statistics data for 2020, version 1.0.0. Harvard Dataverse, 2024, V1
43 Sacks W J, Deryng D, Foley J A, et al. Crop planting dates: an analysis of global patterns. Glob Ecol Biogeogr, 2010, 19: 607–620
44 Jägermeyr J, Müller C, Ruane A C, et al. Climate impacts on global agriculture emerge earlier in new generation of climate and crop models. Nat Food, 2021, 2: 873–885
45 Peng S, Piao S, Ciais P, et al. Asymmetric effects of daytime and night-time warming on Northern Hemisphere vegetation. Nature, 2013, 501: 88–92
46 Porter J R, Gawith M. Temperatures and the growth and development of wheat: a review. Eur J Agron, 1999, 10: 23–36
47 Xiao L, Liu L, Asseng S, et al. Estimating spring frost and its impact on yield across winter wheat in China. Agric For Meteor, 2018, 260-261: 154–164
48 Timsina J, Connor D J. Productivity and management of rice-wheat cropping systems: issues and challenges. Field Crops Res, 2001, 69: 93–132
49 Wang X, Wang S, Li X, et al. Modelling rice yield with temperature optima of rice productivity derived from satellite NIRv in tropical monsoon area. Agric For Meteor, 2020, 294: 108135
50 Carnicer J, Barbeta A, Sperlich D, et al. Contrasting trait syndromes in angiosperms and conifers are associated with different responses of tree growth to temperature on a large scale. Front Plant Sci, 2013, 4: 409
51 Reich P B, Sendall K M, Stefanski A, et al. Effects of climate warming on photosynthesis in boreal tree species depend on soil moisture. Nature, 2018, 562: 263–267
52 Han S, Zhang Z, Han J, et al. Drought impacts on global crop production decline despite its frequency and severity intensifying. Environ Res Lett, 2026, 21: 034029
53 Zhao H, Wang R Y, Shang Y, et al. Responses of grain crops to combined heat and drought stress and related threshold studies: progress and perspectives (in Chinese). J Arid Meteorol, 2016, 34: 1–12 [赵鸿, 王润元, 尚艳, 等. 粮食作物对高温干旱胁迫的响应及其阈值研究进展与展望. 干旱气象, 2016, 34: 1–12]
54 Zhu S F, Wang W G, Ding Y M, et al. Spatiotemporal characteristics of high temperature heat damage to rice in the middle and lower reaches of the Yangtze River under CMIP6 (in Chinese). Trans Chin Soc Agric Eng, 2023, 39: 113–122 [朱世峰, 王卫光, 丁一民, 等. 基于CMIP6的长江中下游未来水稻高温热害时空变化特征. 农业工程学报, 2023, 39: 113–122]
55 Yang J, Zhang Y Z, He H H, et al. Research status and progress of high-temperature heat damage in rice (in Chinese). Chin J Appl Ecol, 2020, 31: 2817–2830 [杨军, 章毅之, 贺浩华, 等. 水稻高温热害的研究现状与进展. 应用生态学报, 2020, 31: 2817–2830]
56 Xu Y L, Zhao M Y, Li K, et al. Review on agricultural adaptation to climate change (in Chinese). Chin J Eco-Agric, 2023, 31: 1155–1170 [许吟隆, 赵明月, 李阔, 等. 农业适应气候变化研究进展回顾与展望. 中国生态农业学报(中英文), 2023, 31: 1155–1170]
57 Zhao Y. Adaptive strategies of seed industry under climate change (in Chinese). Mol Plant Breed, 2024, 22: 6928–6933 [赵媛. 南繁种业在气候变化下的适应性策略. 分子植物育种, 2024, 22: 6928–6933]
58 Paleari L, Li T, Yang Y, et al. A trait-based model ensemble approach to design rice plant types for future climate. Glob Change Biol, 2022, 28: 2689–2710
59 Zhang L, Zhang Z, Tao F, et al. Adapting to climate change precisely through cultivars renewal for rice production across China: when, where, and

what cultivars will be required? Agric For Meteor, 2022, 316: 108856

60 Zhang T, He Y, DePauw R, et al. Climate change may outpace current wheat breeding yield improvements in North America. Nat Commun, 2022, 13: 5591

61 Zhuang H, Zhang Z, Han J, et al. Stagnating rice yields in China need to be overcome by cultivars and management improvements. Agric Syst, 2024, 221: 104134

62 Lobell D B, Gourdji S M. The influence of climate change on global crop productivity. Plant Physiol, 2012, 160: 1686–1697

63 Agnolucci P, Rapti C, Alexander P, et al. Impacts of rising temperatures and farm management practices on global yields of 18 crops. Nat Food, 2020, 1: 562–571

64 Wang X, Folberth C, Skalsky R, et al. Crop calendar optimization for climate change adaptation in rice-based multiple cropping systems of India and Bangladesh. Agric For Meteor, 2022, 315: 108830

65 Reidsma P, Ewert F, Lansink A O, et al. Adaptation to climate change and climate variability in European agriculture: the importance of farm level responses. Eur J Agronomy, 2010, 32: 91–102

66 Sloat L L, Davis S J, Gerber J S, et al. Climate adaptation by crop migration. Nat Commun, 2020, 11: 1243

Summary for “中国四大主粮作物最适温度的空间格局及未来风险评估”

Spatial patterns and future risk assessment of temperature optima for China’s four major crops

Xinyu Wu[1,2], Zhao Zhang[1,2*], Han Wang[1,2], Jialu Xu[1,2] & Fulu Tao[3,4]

[1] *School of National Safety and Emergency Management, Beijing Normal University, Beijing 100875, China*
[2] *Joint International Research Laboratory of Catastrophe Simulation and Systemic Risk Governance (MOE), Beijing Normal University, Zhuhai 519087, China*
[3] *Key Laboratory of Land Surface Pattern and Simulation, Institute of Geographical Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China*
[4] *College of Resources and Environment, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*
* Corresponding author, E-mail: zhangzhao@bnu.edu.cn

Over the past decades, agricultural regions worldwide have experienced rapid climate change, including rising atmospheric CO_2 concentrations, accelerated warming, and altered precipitation regimes, posing increasing threats to crop production and food security. Among climatic factors, temperature plays a particularly important role. Crop productivity responds nonlinearly to warming and may become constrained when thermal conditions exceed physiological thresholds. In China, continued warming has already posed significant risks to grain production. Crop optimum temperature (T_{opt}), defined as the temperature at which crop productivity reaches its maximum, is therefore a key parameter for evaluating heat stress risk and temperature-induced yield variation. However, most existing crop models treat T_{opt} as spatially constant, despite the likelihood that crop thermal adaptation varies across regions. This simplification may lead to systematic bias into productivity estimation and climate impact assessment. Clarifying the spatial distribution of T_{opt} for major crops in China is thus essential for improving crop model parameterization and supporting region-specific adaptation strategies.

Here, we investigated the spatial patterns of T_{opt} for China’s four major staple crops—rice, wheat, maize, and soybean—using temperature and crop productivity data from 2001 to 2023, along with agricultural zoning, crop distribution, and phenological information. Specifically, we characterized the spatial patterns of T_{opt}, assessed the bias in crop productivity estimation caused by neglecting this spatial variability, and projected the future risk of growing-season temperatures exceeding T_{opt} in 2030 and 2050 under climate warming. Crop productivity was characterized using satellite-based photosynthetic indicators linked to gross primary productivity. The results revealed pronounced differences among crops and strong spatial heterogeneity in T_{opt}. The mean T_{opt} values were 31.7℃ for rice, 26.1℃ for wheat, 29.3℃ for maize, and 31.0℃ for soybean. Rice and soybean showed relatively high T_{opt} values, whereas wheat had the lowest. Spatially, T_{opt} was generally higher in southern China and lower in northern and plateau regions. Across crops, T_{opt} exhibited a weak relationship with latitude but increased with growing-season maximum temperature, suggesting that crop thermal optima are more closely associated with local temperature conditions than with latitude. Neglecting the spatial heterogeneity of T_{opt} introduced systematic bias into crop productivity estimation. Compared with estimates based on spatially explicit T_{opt}, the conventional assumption of spatially uniform T_{opt} generally overestimated the productivity of rice, wheat, and soybean, while underestimating that of maize. These findings indicate that assigning a single T_{opt} value to an entire crop type may misrepresent regional temperature responses and reduce the reliability of climate impact simulations.

Future warming is projected to increase the risk of growing-season temperatures exceeding T_{opt} across China’s major cropping regions. Under the SSP245 scenario, by 2030 the probability of growing-season temperatures exceeding T_{opt} is projected to reach 86% for rice, 47% for wheat, 93% for maize, and 91% for soybean. This risk is expected to intensify further by 2050, with wheat showing the most pronounced increase among the four crops. Overall, our findings demonstrate that crop T_{opt} in China is not spatially uniform and that accounting for its heterogeneity is important for reducing bias in crop productivity estimation and identifying future heat exposure risk. Incorporating spatially explicit T_{opt} into crop models will improve the assessment of climate change impacts on agriculture and provide a stronger scientific basis for heat adaptation management, regional agricultural planning, and long-term food security in China.

major food crops, temperature optima, crop productivity, spatial heterogeneity, climate warming

doi: 10.1360/CSB-2025-5734